



中文核心期刊

中国科技核心期刊

ISSN 1672-2337

CN 34-1264/TN

雷达科学与技术

RADAR SCIENCE AND TECHNOLOGY

2025 6

第23卷 第6期 Vol. 23 No.6



中国电子科技集团公司第三十八研究所 主办



《中文核心期刊要目总览》2023年版入编通知

《雷达科学与技术》主编先生/女士：

我们谨此郑重通知：依据文献计量学的原理和方法，经研究人员对相关文献的检索、统计和分析，以及学科专家评审，贵刊《雷达科学与技术》入编《中文核心期刊要目总览》2023年版（即第10版）之**电子技术、通信技术**类的核心期刊。

《中文核心期刊要目总览》2023年版从2021年10月开始研究，研究工作由北京大学图书馆主持，共32个单位的148位专家和工作人员参加了本项研究工作，全国各地9473位学科专家参加了核心期刊表的评审工作。经过定量筛选和专家定性评审，从我国正在出版的中文期刊中评选出1987种核心期刊。

评选核心期刊的工作是运用科学方法对各种刊物在一定时期内所刊载论文的学术水平和学术影响力进行综合评价的一种科研活动。该研究成果只是一种参考工具书，主要是为图书情报界、出版界等需要对期刊进行评价的用户提供参考，例如为各图书情报部门的中文期刊采购和读者导读服务提供参考帮助等，不应作为评价标准。谨此说明。

顺颂

撰安

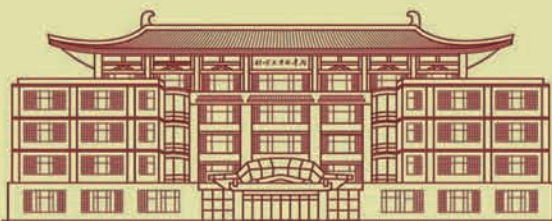
编号：2023-J11272

《中文核心期刊要目总览》

2023年版编委会

图书馆

1101081604941



《雷达科学与技术》 编辑委员会

顾问 张履谦(院士) 王越(院士)
张锡祥(院士) 毛二可(院士)
张光义(院士) 黄培康(院士)
刘永坦(院士) 郭桂蓉(院士)
贲德(院士) 段宝岩(院士)
何友(院士) 吴一戎(院士)
王永良(院士) 苏东林(院士)
Mark E. Davis(美) Hugh Griffiths(英)
Marc Lesturgie(法) Don Sinnott(澳)
Hermann Rohling(德)

编辑委员会

主任 吴剑旗(院士)

常务副主任 张成伟 杨建宇

副主任 刘宏伟 张修社 马林 谭贤四
洪文 杨小鹏 位寅生 张春城
余继周 朱庆明 杜兰

委员 (以姓氏笔画为序)

丁东阳 万显荣 万海东 马汉清
王壮 王岩 王勇 王璐
王露 王威鹏 毛云祥 仇晓兰
凤宏晓 孔令讲 龙伟军 史治国
朱岱寅 刘丹 刘伟 刘杰
刘涛 刘一民 刘宁波 江凯
孙合敏 苏洪涛 李刚 李明
李品 李勇 李大圣 李天成
李均阁 李健兵 李海彬 杨吟华
吴文 宋思盛 张帆 张寅
张建明 张剑云 张海君 张慧玲
张增辉 陆炫宇 陈渤 陈小龙
陈晓辉 陈曾平 武国宁 武俊杰
明峰 罗迎 罗健 金林
金添 周共健 郑纪彬 赵婵娟
查林 洪弘 秦琨 袁子雄
莫修辞 夏正欢 顾杰 钱君辉
倪国新 徐丰 徐绍剑 徐晓天
高红卫 陶然 黄平平 黄金杰
黄钰林 盛景泰 董云龙 董智文
景凯 程强 靳学明 雷鹏
蔡兴雨 熊朝华

主编 吴剑旗(院士)

执行主编 苏纪娟

副主编 王莉

编辑部 潘玉静 黄穗 松炳超

目次

基于半监督学习的低空小型无人机雷达识别	孙延鹏,宁秋月,屈乐乐(591)
基于高效局部注意力的小样本HRRP目标识别网络	王国庆,张云龙,但波,薛伟(603)
基于截断最大似然的恒虚警海面目标检测	施赛楠,马倩倩,汪佳俊(611)
潜艇内波尾迹SAR成像模拟与检测方法研究	周鹏,石丽波,张晰(623)
基于稀疏离散余弦变换的快速时延估计	危政凯,郭柏扬,李志汇,周青松(635)
基于单帧径向速度估计的密集高速目标稳健起始跟踪方法	胡柏林,王贺,朱庆林(643)
基于FPGA的宽带信号数字下变频多路并行实现方法	杨超,赖涛,黄天佑,林惠孚,王青松,黄海风(650)
基于自注意力对抗自编码器的雷达信号智能分选方法	杨心恺,汪兵,汤建龙(662)
脉间跳频雷达高度表回波相关性分析	吴桐,刘祥,江舸(671)
一种对雷达旁瓣的空域-极化域联合的异步闪烁干扰方法	张云慧,庞礴,代大海,陈波(683)
基于雷达微多普勒特征的无人机集群识别	张军,田西兰(692)
基于循环随机Hough变换和DBSCAN的群起始算法	薛俊杰,刘良玉,马小艳,徐嘉辉(700)

Radar Science and Technology

(Bimonthly)

Vol.23 No.6

December 2025

CONTENTS

- Radar Recognition of Low Altitude Small Unmanned Aerial Vehicle Based on Semi-Supervised Learning
..... *SUN Yanpeng, NING Qiuyue, QU Lele*(591)
- Few-Shot HRRP Target Recognition Network Based on Efficient Local Attention
..... *WANG Guoqing, ZHANG Yunlong, DAN Bo, XUE Wei*(603)
- Sea-Surface Target Detection Based on Constant False Alarm Rate with Truncated Maximum Likelihood
..... *SHI Sainan, MA Qianqian, WANG Jiajun*(611)
- Simulation and Detection Method of Submarine Internal Wave Wake in SAR Imaging
..... *ZHOU Peng, SHI Libo, ZHANG Xi*(623)
- Fast Time Delay Estimation Based on Sparse Discrete Cosine Transform
..... *WEI Zhengkai, GUO Baiyang, LI Zhihui, ZHOU Qingsong*(635)
- Robust Track Initiation Method for Dense Hypersonic Targets Based on Single-Frame Radial Velocity
Estimation *HU Bolin, WANG He, ZHU Qinglin*(643)
- A Multi-Channel Parallel Method of Wideband Signal Digital Down Conversion Based on FPGA
..... *YANG Chao, LAI Tao, HUANG Tianyou, LIN Huifu, WANG Qingsong, HUANG Haifeng*(650)
- An Intelligent Sorting Method of Radar Signal Based on Self-Attention Adversarial Autoencoder
..... *YANG Xinkai, WANG Bing, TANG Jianlong*(662)
- Echo Correlation Analysis for Inter-Pulse Frequency Hopping Radar Altimeter
..... *WU Tong, LIU Xiang, JIANG Ge*(671)
- A Joint Spatial-Polarization Domain Asynchronous Blinking Jamming Method Against Radar Sidelobe
..... *ZHANG Yunhui, PANG Bo, DAI Dahai, CHEN Bo*(683)
- UAV Swarm Identification Based on Radar Micro-Doppler Features *ZHANG Jun, TIAN Xilan*(692)
- Group Initiation Algorithm Based on Cyclic Randomized Hough Transform and DBSCAN
..... *XUE Junjie, LIU Liangyu, MA Xiaoyan, XU Jiahui* (700)

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.06.001

基于半监督学习的低空小型无人机雷达识别

孙延鹏, 宁秋月, 屈乐乐

(沈阳航空航天大学电子信息工程学院, 辽宁沈阳 110136)

摘要: 为了提高低空小型无人机雷达识别的效果,本文针对基于雷达的低空小型无人机雷达识别问题提出优化的半监督学习。半监督学习方法能够结合有标签的数据和无标签的数据,改善有限标注样本条件下模型的识别性能。本文主要针对基于分歧的半监督方法进行改进,搭建了一种基于协同的半监督神经网络(Co-training Semi-supervised Neural Networks, CSNN)的无人机识别框架,该框架引入空间注意力机制和通道注意力机制以及Ghost瓶颈层,以达到增加特征聚焦和减少参数数量的目的,在开源数据集和使用连续波雷达自测的无人机数据集中都做了相应的实验,实验结果表明,该框架下的半监督学习方法旋翼无人机的分类准确率分别为97.33%和95.78%,都表现出了较大的优越性,相较于有监督学习分别提高了3.01%和2.66%。

关键词: 无人机分类; 半监督学习; 注意力机制; Ghost瓶颈层; 连续波雷达

中图分类号: TN957.5; TN958.94

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0591-12

引用格式: 孙延鹏, 宁秋月, 屈乐乐. 基于半监督学习的低空小型无人机雷达识别[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6):591-602.

SUN Yanpeng, NING Qiuyue, QU Lele. Radar Recognition of Low Altitude Small Unmanned Aerial Vehicle Based on Semi-Supervised Learning[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6):591-602.

Radar Recognition of Low Altitude Small Unmanned Aerial Vehicle Based on Semi-Supervised Learning

SUN Yanpeng, NING Qiuyue, QU Lele

(College of Electronic Information Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: To enhance radar-based detection of low-altitude small unmanned aerial vehicle (UAV), an optimized semi-supervised learning approach for radar-based low-altitude small UAV identification is proposed in this paper. The semi-supervised learning method can combine labeled and unlabeled data to improve the recognition performance of the model under the condition of limited labeled samples. In this paper, we focus on improving the disagreement-based semi-supervised approach, and build a UAV recognition framework based on co-training semi-supervised neural networks (CSNN), which incorporates spatial attention mechanisms, channel attention mechanisms and Ghost bottleneck layers to enhance feature discriminability while reducing parameter complexity. Comprehensive experiments were conducted on an open-source dataset and a self-collected continuous wave radar dataset. The experimental results demonstrate that the proposed framework achieves classification accuracies for rotary-wing UAV of 97.33% and 95.78% on the two datasets respectively, outperforming supervised learning baselines by 3.01% and 2.66% accuracy improvements. This validates the framework's robustness in low-altitude complex environments with limited labeled data.

Key words: UAV classification; semi-supervised learning; attention mechanism; Ghost bottleneck layer; continuous wave radar

0 引言

随着无人机产业的高速发展,以旋翼无人

机为代表的消费级无人机市场迅速发展,并已渗透到多个行业和领域,然而,这一趋势也引发了众多安全问题^[1]。近年来,无人机因其易于操控、体积

收稿日期: 2024-12-27; 修回日期: 2025-03-12

基金项目: 国家自然科学基金(No.61671310); 航空科学基金(No.2019ZC054004); 辽宁省高校基本科研业务费资助项目(No.LJ222410143071)

小巧、适应多种环境等优势,在众多领域实现了迅猛发展。特别是多旋翼无人机,以其轻巧便捷、快速升空和飞行路径多变的特性,在城市复杂环境中难以被及时发现和有效应对。这不仅使得多旋翼无人机容易被恶意使用,如被用于恐怖活动、毒品走私或散发非法宣传品等犯罪行为,也给公共安全带来了新的挑战^[2]。文献[3]也指出,随着“低慢小”无人机的广泛应用,其对军事、民用和商业领域的潜在威胁日益显著,尤其是在俄乌冲突等现代战争中,无人机的低成本、高灵活性和多样化应用使其成为战场上的重要力量。

微多普勒效应是传统多普勒效应的一个重要补充,它能够揭示目标除了整体运动之外的细微运动特征^[4]。对于无人机这类“低慢小”目标,其旋翼的旋转或飞鸟翅膀的扇动会在雷达回波的主多普勒频移附近产生额外的频率调制,形成微多普勒特征,从而引发微多普勒效应^[5]。这种效应不仅反映了目标的运动状态,还能够提供目标的形状、结构等详细信息,对于无人机的识别和分类具有重要意义。

因此,深入研究无人机的微动特征分析与提取技术,提升时频谱的准确率和微动参数的估计精度,对于无人机的识别和分类具有重要的理论和实践价值。文献[6]通过微多普勒特征和机器学习结合的无人机目标分类识别技术,能够有效区分无人机和飞鸟等“低慢小”目标,为无人机防空系统提供了新的技术手段。目前,通过对空中低速小目标的微多普勒效应进行深入分析,已经能够实现对这些目标的初步识别,并且微多普勒特征在无人机的分类和识别领域得到了广泛的研究和应用。这种技术的发展为无人机的识别提供了坚实的理论基础和技术支持。

随着计算机图像技术的发展,有效地结合了多普勒效应的频谱分析和深度学习的强大分类能力,以实现无人机等目标的精确识别。文献[7]通过对雷达回波信号使用匹配滤波和多普勒处理,从而获得距离多普勒谱图,随后,利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)直接对局部距离多普勒谱图进行分类识别。文献[8]通过使用短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Trans-

form, STFT)和 Wigner-Ville 分布技术,对信号进行联合时频分析后将微动信号转换为图像,再基于深度卷积神经网络(Deep Convolutional Neural Network, DCNN)对无人机进行分类。

近年来,深度学习在解析繁复且维度众多的数据集以及精准提取特征方面的卓越表现,赢得了业界的普遍认可和广泛应用。不过,如果模型的训练过程仅依赖于有限的标注样本,那么它难以深入挖掘数据的内在复杂特征,并且无法有效利用那些海量的未标注样本。为了解决标注样本不足的挑战,研究者们引入了半监督学习^[9]。例如, Rojhani 等人^[10]提出一种基于 PCA 与无监督深度学习的框架,通过 SMOTE 平衡数据、DCN 挖掘无标签特征,结合 FMCW 雷达实现鸟类与无人机区分,验证其有效性(平均 $NMI=0.878$)。然而,现有无监督方法仍需依赖雷达信号的特定特征提取,而半监督学习的核心在于,在标注样本稀缺的前提下,借助未标注样本所蕴含的信息来增强模型的训练过程。

针对以上问题,本文对基于分歧的半监督学习方法进行优化改进,搭建了一种基于协同的半监督神经网络(Co-training Semi-supervised Neural Networks, CSNN)的无人机识别框架,通过在开源数据集和自测数据集中实验证明,该框架具有较强的泛化能力,优于其他主流的半监督学习模型以及有监督学习模型,为面对标注样本不足的现实困境中提供了一个切实可行的解决路径。

1 数据集

本文采用两个数据集,分别为印度浦那国防高级技术研究所开源的空中小目标的微多普勒特征(DIAT- μ SAT)数据集^[11]和自测数据集。

1.1 空中小目标的微多普勒特征(DIAT- μ SAT)数据集介绍

DIAT- μ SAT 数据集由 5 个空中小目标的 4 849 幅微多普勒图像组成的数据集,共有 6 个类别。此数据集使用了一个印度开发的 X 波段连续波雷达检测/分类的低空小目标。它包含两个无人机目标的微多普勒特征图,其采样频率为 10 kHz,离散

傅里叶变换点数为1 024,每次实验的数据采集时间为3 s,短时傅里叶变换采用的是汉明窗口,能够很好地优先利用其高频率分辨率和旁瓣抑制能力区分叶片数、仿生运动模式,其窗口长度设置为256个样本点,对应于25.6 ms的时间长度,窗口之间的重叠长度为200个样本点,占窗口长度的78.12%,即20.0 ms。图1是6种无人机的微多普勒时频图。

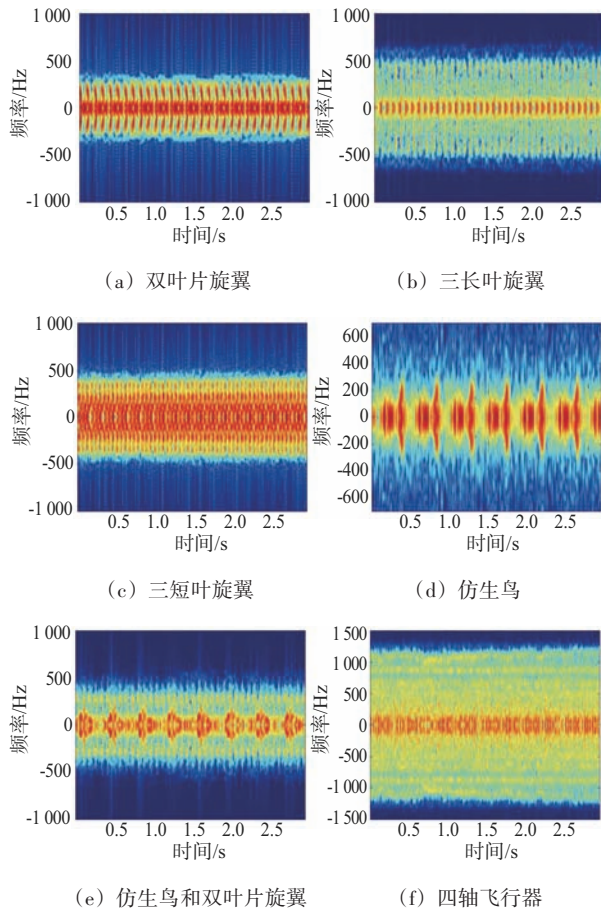


图1 6种无人机的微多普勒时频图

1.2 自测数据集介绍

自测数据集是对3种类型的旋翼无人机进行实测,分别是直升机、四旋翼和六旋翼无人机,每个类型的无人机是通过K波段CW雷达采集目标的回波数据,其参数信息如表1所示。

数据集是由3种旋翼无人机单独实测和2种无人机组合以及3种无人机组合而成的7种不同旋翼无人机数据在1 m处采集悬停状态下的无人

表1 CW雷达参数信息

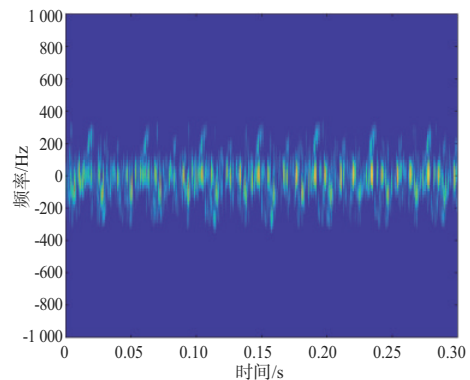
参数	参数值
发射天线数量	1个
接收天线数量	1个
载频	24 GHz
发射功率	16 dBm
天线增益	15 dBi
基带采样	128 kHz

机回波数据,为了获取准确的旋翼无人机叶片旋转数据,本次实验对每种无人机进行了25次重复测量,每次持续6 s。

每个测量数据都被分成20个长度为0.3 s的片段,这足以包含旋翼无人机叶片旋转的几个周期,确保能够捕捉到叶片旋转的完整周期信息。本文采用STFT时频分析方法,属于线性时频分析。STFT的主要思路就是用一个固定长度的窗函数 $h(t)$ 在长段的原始信号上不断的滑动,相当于对原始信号在时域上进行截取,将截取的片段视为平稳信号,接着对截取的片段进行傅里叶变换处理,得到的结果作为局部的频谱,伴随着窗的滑动至结尾,得到整个原始信号的时频谱。短时傅里叶变换公式表示为

$$STFT(\tau, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t)h(t - \tau)e^{-j\omega t} dt \quad (1)$$

式中: $y(t)$ 为雷达回波信号; $h(t)$ 为固定长度的窗函数,用来抑制频谱的旁瓣,常用的窗函数有汉宁窗、高斯窗、汉明窗等,因高斯窗对多分量、非平稳信号的兼容性更强,能够解决多分量混叠、弱信号提取等问题,所以本文取高斯窗函数; τ 为窗函数移动的位置; ω 为多普勒频率。7种旋翼无人机类型的微多普勒时频图如图2所示。



(a) 直升机

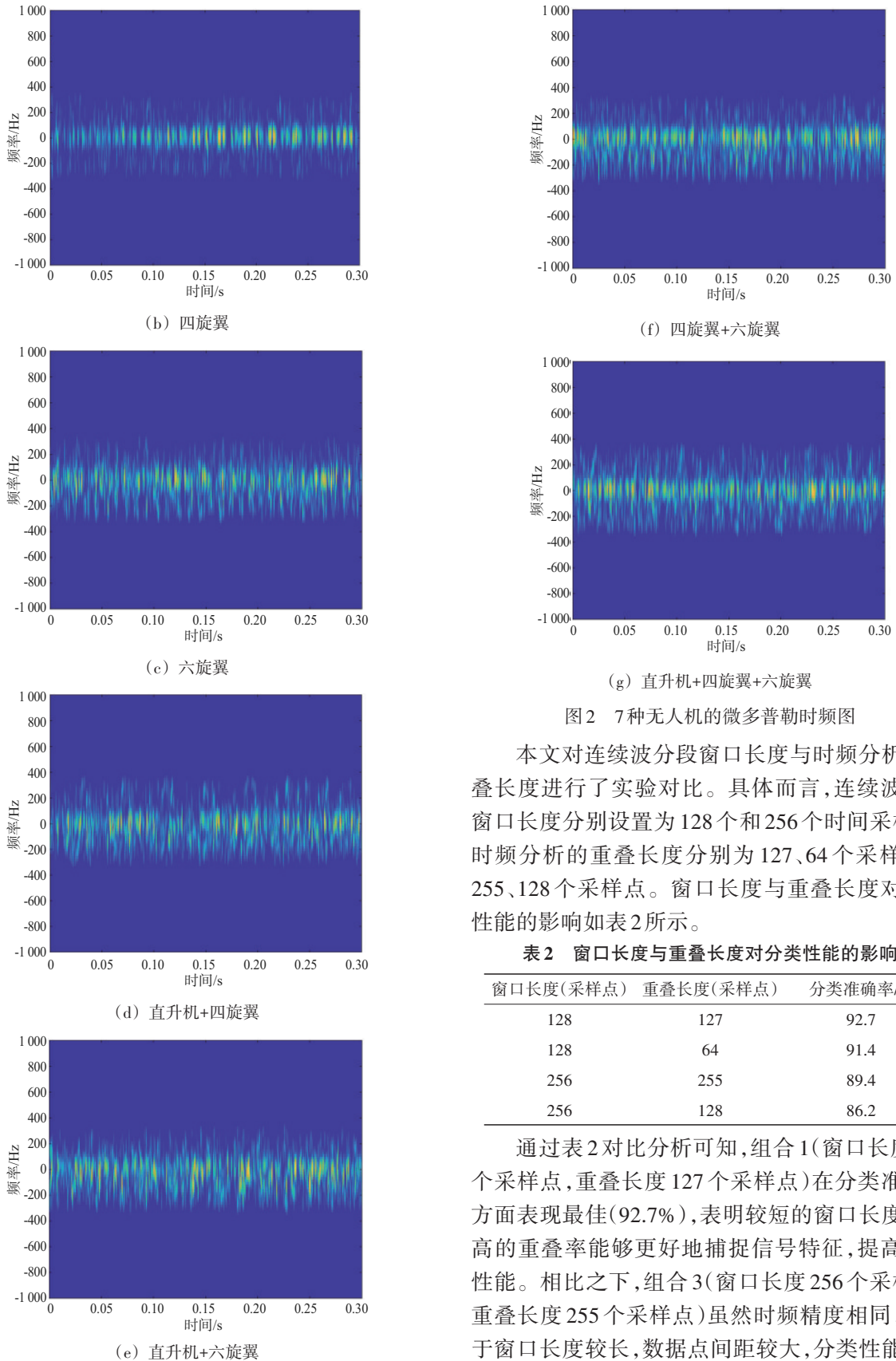


图 2 7 种无人机的微多普勒时频图

本文对连续波分段窗口长度与时频分析的重叠长度进行了实验对比。具体而言,连续波分段窗口长度分别设置为 128 个和 256 个时间采样点,时频分析的重叠长度分别为 127、64 个采样点和 255、128 个采样点。窗口长度与重叠长度对分类性能的影响如表 2 所示。

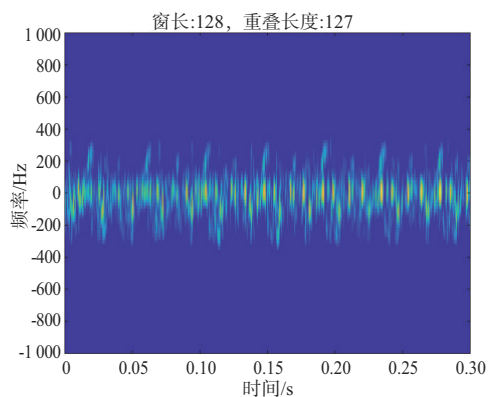
表 2 窗口长度与重叠长度对分类性能的影响

窗口长度(采样点)	重叠长度(采样点)	分类准确率/%
128	127	92.7
128	64	91.4
256	255	89.4
256	128	86.2

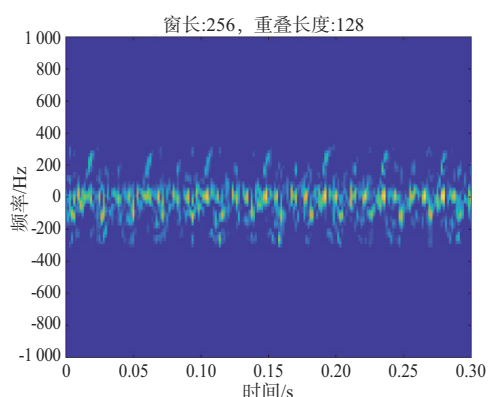
通过表 2 对比分析可知,组合 1(窗口长度 128 个采样点,重叠长度 127 个采样点)在分类准确率方面表现最佳(92.7%),表明较短的窗口长度和较高的重叠率能够更好地捕捉信号特征,提高分类性能。相比之下,组合 3(窗口长度 256 个采样点,重叠长度 255 个采样点)虽然时频精度相同,但由于窗口长度较长,数据点间距较大,分类性能略有

下降(89.4%)。组合2(窗口长度128个采样点,重叠长度64个采样点)和组合4(窗口长度256个采样点,重叠长度128个采样点)的表现介于两者之间,但均不如组合1在分类准确率方面表现优异。

长窗虽然可以提高频率分辨率,但也可能引入更多的环境噪声或信号的非平稳性,导致频谱细节模糊。窗长为256个采样点时,每个窗口覆盖的时间更长,但重叠率不足导致窗口之间的间隔较大,时间上的采样不够密集,使得时频图在时间轴上出现跳跃。图3仅展示了直升机在组合1和组合4下的时频图,可以明显看出窗长为256个采样点、重叠长度为128个采样点的时频图模糊且数据不够密集,而窗长为128个采样点且重叠长度为127个采样点的时频图则更为清晰和详细。



(a) 直升机(组合1)



(b) 直升机(组合4)

图3 直升机在不同窗口长度与重叠长度的时频图

2 算法描述

2.1 半监督学习的概念

在实际应用场景中,经常面临设备捕获的数

据大多数是未经标注的情况,而对大量数据进行全面标注成本高且难以实现。在这种背景下,半监督学习技术便显得尤为重要。它允许我们仅对一小部分数据进行标注,同时利用剩余的未标注数据来提升识别性能。半监督学习使用先前标记的实例来构建其初始假设,然后结合从这些实例中获得的信息来标记未标记的实例,再将新标记的实例插入到标记的数据集中,这些实例将用于对未标记数据集的剩余实例进行分类,如图4所示。

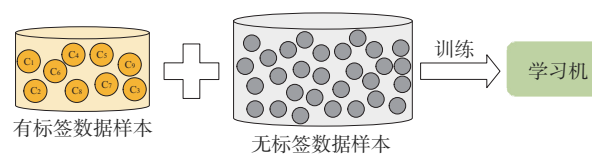


图4 半监督学习示意图

在半监督学习中,有两个重要的基本假设^[12]: 聚类假设和流形假设。

流形假设 (Manifold Assumption): 这一假设认为如果两个样本在低维流形上彼此接近,那么它们很可能属于同一个类别。

聚类假设 (Cluster Assumption): 与流形假设相辅相成,聚类假设认为数据点如果属于同一个聚类,那么它们很可能拥有相同的类别标签。

这两种假设共同构成了半监督学习的理论基础,流形假设表明在局部邻域内数据点的标签应该是一致的。聚类假设建议决策边界应该位于数据分布的低密度区域,避免密集区域样本分配错误。相比之下,流形假设不仅适用于分类问题,也可以扩展到回归等其他类型的机器学习任务。

2.2 基于分歧的半监督学习的无人机识别

本文选择基于分歧的半监督算法来实现旋翼无人机的分类识别,此方法是从有限的标注数据中构建两个或多个独立的分类模型,又可称作协同训练,这些模型被应用于同一组未标注的数据样本上,进行预测。在预测过程中,只有获得两个或两个以上模型高度一致预测结果的样本才会被选出并加入到标注数据集之中。最后,使用更新后的数据集对模型进行再训练。不断重复,直到模型性能达到满意为止。

2.2.1 网络的基本结构

本文改进了基于 CSNN 的无人机识别框架,框

架主要由两部分组成,模型的主体结构框架如图 5 所示。

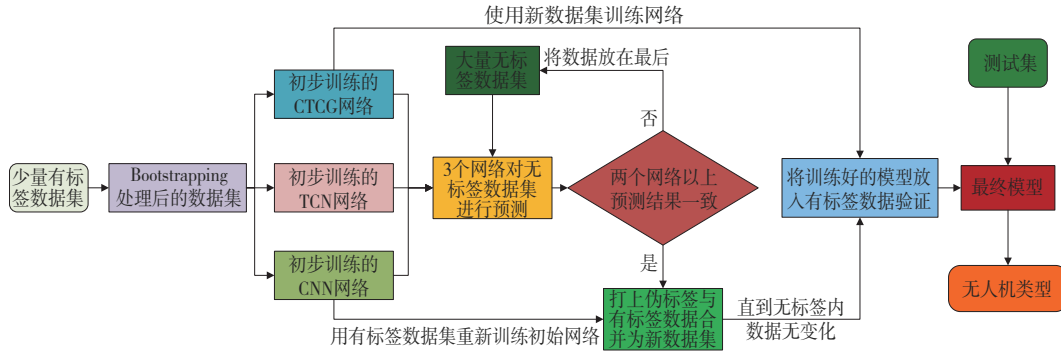


图 5 基于 CSNN 的无人机识别框架

第一部分:用少量的有标签数据对 3 个分类网络进行初步训练。

第二部分:初步训练后的模型和大量无标签数据生成一个新的有标签数据集并进一步识别无人机分类。

第一部分首先利用 Bootstrap 方法对少量有标签数据集进行随机抽取,得到 3 个不同的训练集,再利用 3 个分类网络进行初步的训练,3 个分类网络分别是:卷积神经网络、时间卷积网络和 CNN+TCN+CBAM+Ghost (CTCG)。将 3 个分类网络的激活函数换成 Mish 激活函数。

第二部分利用第一部分初步训练得到的 3 个初步的训练模型,来预测大量的无标签数据集,如果存在两个及两个以上网络模型预测的结果一致则将其赋予伪标签加入到原有的少量的有标签数据来更新数据集,如果未满足以上要求,则返回到无标签数据集末端中继续迭代。当达到有标签数量时,用有标签数据集更新网络,直到无标签数据集内数据通过多次迭代后,毫无变化则停止迭代。最后利用 CTCG 网络来训练新的有标签数据集,得到最终的分类模型,利用最终分类模型对测试集数据进行分类并评估分类效果。

2.2.2 网络的参数设置

本文网络基本结构主要由卷积神经网络(CNN)、时间卷积网络(Temporal Convolutional Networks, TCN)和卷积注意力机制(Convolutional Block Attention Module, CBAM)模块以及 Ghost 模块组成。所用到的 3 个分类网络如图 6 所示。

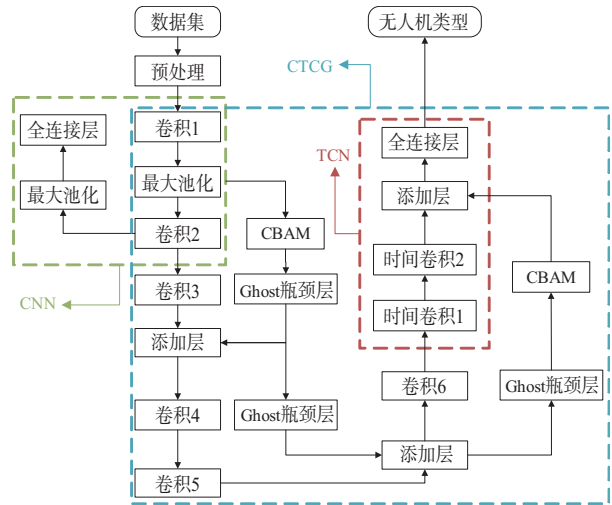


图 6 网络基本结构示意图

以上网络的基本参数如表 3 所示。

表 3 CNN 和 TCN 网络的基本参数信息

基本模块	基本参数	参数值
卷积 1、2、3、4、5、6	卷积核数量	32、96、64、128、256、16
	时域窗长度	5
	激活函数	Mish
	最大池化	2
时间卷积 1、2	卷积核数量	32、256
	时域窗长度	5
	激活函数	Mish
	膨胀比例	2

表 3 是 CNN 网络和 TCN 网络结构参数,CTCG 网络是由 CNN 网络去掉最大池化层、TCN 网络以及 CBAM 卷积注意力机制和 Ghost 瓶颈层结合得到的。与 CNN 网络和 TCN 网络相同的网络参数,3 个分类网络的全连接层系数都设置为 8。CBAM

和Ghost瓶颈层参数及结构如下:

CBAM模型^[13]的结构主要由两大部分组成:通道注意力模块和空间注意力模块。结构图如图7所示。先经过通道注意力模块,再通过空间注意力模块,CBAM注意力模块可以表示为

$$CBAM(F) = M_s(M_c(F) \otimes F) \otimes (M_c(F) \otimes F) \quad (2)$$

式中, \otimes 表示逐元素乘法, F 表示输入的特征图, $M_c(F)$ 和 $M_s(F)$ 分别表示在通道注意力上进行的操作和在空间注意力上进行的操作, $CBAM(F)$ 表示最终的精炼输出。

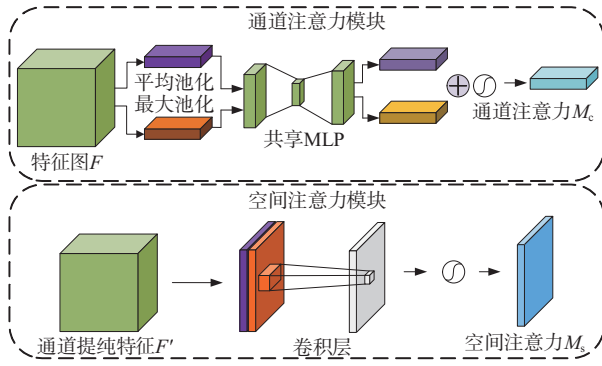


图7 CBAM模块结构

通道注意力模块主要关注的是“哪个”输入特征图含有重要的信息,就是在通道维度上识别出哪些特征图或特征通道对于分类任务是关键的,同时并列使用了平均池化和最大池化来聚合特征图的空间信息。通道注意力计算如下:

$$M_c(F) = \sigma(MLP(AvgPool(F))) + MLP(MaxPool(F)) = \sigma(W_1(W_0(F_{avg}^c)) + W_1(W_0(F_{max}^c))) \quad (3)$$

式中, $\sigma(\cdot)$ 表示Sigmoid非线性激活函数, W_0 和 W_1 代表MLP的权重矩阵,平均池化特征 F_{avg}^c 和最大池化特征 F_{max}^c 。

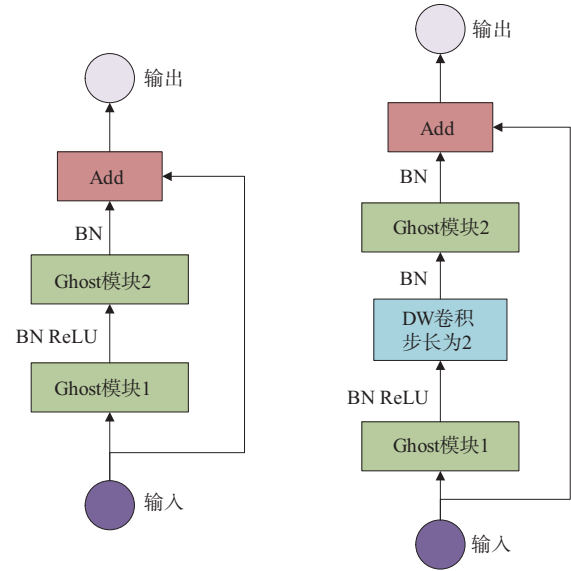
空间注意力模块主要关注的是“哪里”是重要的特征,就是在空间维度上识别出哪些区域对于分类任务是关键的,对给定的一个特征图 $F \in \mathbb{R}^{h \times w \times c}$,先通过通道注意力模块的平均池化和最大池化得到平均池化特征 $F_{avg}^c \in \mathbb{R}^{1 \times h \times w}$ 和最大池化特征图 $F_{max}^c \in \mathbb{R}^{1 \times h \times w}$,将两个特征图按照通道拼接在一起,再经过一个 7×7 的卷积层就可以得到空间注意力特征图 $M_s(F) \in \mathbb{R}^{h \times w}$,计算过程

如下:

$$M_s(F) = \sigma(f^{7 \times 7}([AvgPool(F); MaxPool(F)])) = \sigma(f^{7 \times 7}([F_{avg}^s; F_{max}^s])) \quad (4)$$

式中, $f^{7 \times 7}$ 代表 7×7 的卷积, $M_s(F)$ 表示在空间注意力模块上进行的操作。

Ghost瓶颈层^[14]:使用Ghost卷积来替代普通的卷积,参照ReNet的残差模块,使用两个Ghost模块构建了Ghost瓶颈层,结构如图8所示。第一个模块的作用是为了生成大量特征图,充当一个扩展层,第二个模块的作用是为了减少通道的数量。两个Ghost模块之间对其进行了归一化处理,激活函数运用的是ReLU,其中步长为2的Ghost瓶颈层插入了步长为2的DW卷积,进一步起到了降低参数的作用。



(a) 步长为1的瓶颈层

(b) 步长为2的瓶颈层

图8 Ghost瓶颈层

对于一个 $h \cdot w \cdot c$ 的特征图,采用 n 个 $k \cdot k$ 的卷积核进行卷积操作,则卷积后输出特征图的尺寸将是 $h' \cdot w' \cdot n$,卷积操作的计算量为 $n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k$,如果采用Ghost模块,特征图的通道数 n 被重构为 $n = m \cdot s$,其中 m 是原始通道数, s 是缩放因子,Ghost模块中的卷积操作使用 m 个 $d \cdot d$ 的卷积核,会产生一个恒等的特征映射和 $m \cdot (s - 1) = n/s \cdot s \cdot (s - 1)$ 个额外的线性运算,Ghost模块加速比计算如式(5)所示,从计算的结果可以看出,与

普通的卷积相比, Ghost模块在相同操作下, 计算量约为原来的 $1/s$, 大大减少了计算量, 加快了模型的识别速度。

$$r_s = \frac{n \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k}{\frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{n}{s} \cdot h' \cdot w' \cdot d \cdot d} = \frac{c \cdot k \cdot k}{\frac{1}{s} \cdot c \cdot k \cdot k + (s-1) \cdot \frac{s-1}{s} \cdot d \cdot d} \approx \frac{s \cdot c}{s + c - 1} \approx s \quad (5)$$

式中: s 为 Ghost 的缩放因子, 一般较小; c 为输入的数据通道数, 一般较大。

2.2.3 消融实验

为了验证以上3个分类网络采用注意力机制和瓶颈层的有效性, 本节进行了一系列的消融实验。第一次实验, 3个分类网络分别是: 卷积神经网络、时间卷积网络、CNN+TCN+Attention(CTA); 第二次实验, 将 Attention 换成了 CBAM 卷积注意力机制变成 CTC 网络; 第三次实验, 将 TCN 和 CNN 中都加入 CBAM 卷积注意力机制并在 CTC 网络中加入 Ghost 瓶颈层变成 CTCG 网络; 在最后一次实验中, 去除 CNN 和 TCN 的注意力机制, 保持 CTCG 网络进行试验。在每一次实验中, 将有标签样本数据量从 25 逐步增加到 300, 无标签数据量一直保持在 400 不变。实验结果对比图如图 9 所示。

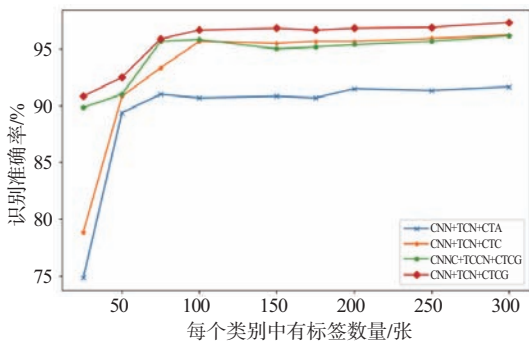


图9 在不同标注样本数量下的消融实验结果

从图9可以看出, CBAM 卷积注意力机制和 Ghost 瓶颈层都在一定程度上对模型的识别率起到了促进作用。同时采用注意力机制和瓶颈层的模型, 相比于采用一个或两个都不用的模型识别率提升 1.1%~5.66%。从图中也可以看出, 当有标签数据量较少的情况下, CBAM 卷积注意力机制和

Ghost 瓶颈层共同作用所提升的性能比 CBAM 卷积注意力机制单独作用更大, 但随着有标签数据量的增多, 越来越多的特征可以直接从有标签数据中学习获得, 因此改进的网络所带来的额外提升越来越少。

2.2.4 引入的 Mish 激活函数

在神经网络中, 激活函数的主要作用是对神经网络的输出进行非线性变换, 可以更好地增加神经网络的拟合能力和复杂度, 可以解决更加复杂的问题, 激活函数作为神经网络中重要的组成部分, 主要分为饱和激活函数和非饱和激活函数, 本文采用的就是 Mish 非饱和激活函数, 其数学表达式如下:

$$Mish(x) = x \cdot \tanh(\ln(1 + e^x)) \quad (6)$$

式中, \tanh 为双曲正切函数, $\tanh(x) \in (-1, 1)$ 。

Mish 激活函数图像如图 10 所示, 由图中曲线可知, Mish 激活函数是一个平滑、有下界无上界的非单调函数, 它的非单调性是为了解决梯度消失的问题, 减少过拟合; 无上界的优点是避免发生封顶饱和问题; 其曲线平滑可以使更多的信息流入神经网络来提高神经网络的泛化能力以及实现更高的准确率。与此同时, 图中也绘制了 Mish 激活函数的梯度曲线, 即激活函数输出相对于输入的导数, 可以看出, 在输入接近 0 时, 斜率是接近 1 的, 这样更加便于网络学习。

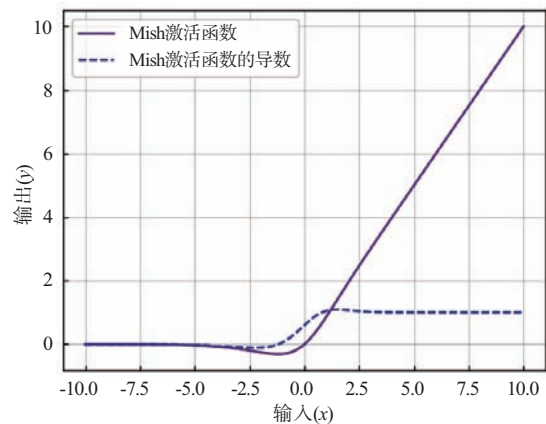


图10 Mish 激活函数图像

3 实验数据结果分析

3.1 对比实验

本次实验采用公开的 DIAT- μ SAT 数据集和自

己实测的数据集,其中DIAT- μ SAT数据集分布为:有标签数据集从每一类25张逐渐增加到300张,无标签数据集固定为每一类450张,测试集每一类50张。自己实测的数据集分布为:有标签数据集从每一类15张逐渐增加到120张,无标签数据集固定为每一类150张,测试集每一类30张。

为了测试本文提出的模型在标注样本有限的情况下,与其他主流半监督算法对无人机分类识别微多普勒时频谱图的识别效果如何,所以在本文中与一些其他主流半监督模型进行了对比,包括自训练^[15-16]、FixMatch^[17]以及协同训练(CNN+TCN+CTA)^[18]。此外,为了验证本文提出的协同框架CSNN的效果,与只有CTCG的单独分类器的有监督实验作为对比,设置每类不同数量的标记数据下对上述模型进行了测试,以下是在两个数据集上的对比试验,如图11和图12所示。

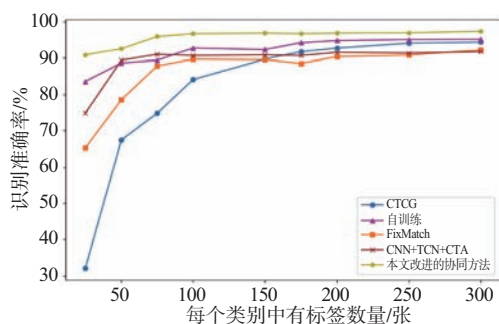


图11 不同的半监督算法在不同数量的标注样本下的识别准确率(开源数据集)

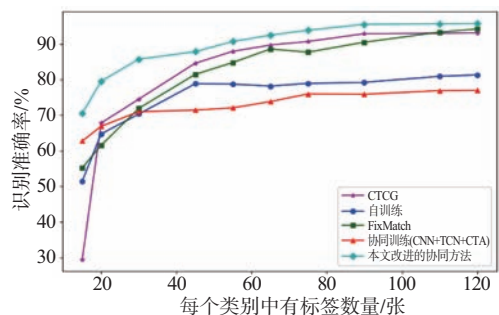


图12 不同的半监督算法在不同数量的标注样本下的识别准确率(自测数据集)

从图11可以看出,本文所改进的半监督协同框架CSNN仅需要50个有标签数据和400个无标签数据就可以达到将近92.5%的识别准确率,如果是全监督下的CTCG模型,需要200个有标签数据

才能达到类似的识别准确率。但是随着有标签数量的增多,许多数据可以直接从有标签数据获取,无标签数据辅助作用变弱,提升的性能也有所减弱。与此同时,与其他3个半监督模型相比,CSNN框架依然可以表现出优越的性能,平均准确率先其他模型2.21%~5.66%,随着标签数据量的增多,相比于有监督学习,CSNN框架提升了3.01%,可以看出半监督模型所提升的性能变小,但总体上看,在标签数据量有限的情况下,CSNN框架能够更好地实现分类任务。

同时从图12依然可以看出,CSNN框架无论是在有监督CTCG模型还是半监督模型中,都表现出了较好的性能。由于自测数据集较少,本文所采用的改进的半监督协同框架CSNN在自测数据集上所表现的性能相比于开源数据集有所下降,但识别准确率依然可以达到95.78%,相比于其他半监督模型提升得更多,并且在全监督CTCG模型在90张训练集所达到的准确度本文只需要65张有标签数据和150张无标签数据就可获取,准确率提升了2.66%。从图中可以更明确地看出,改进的CSNN框架与未进行改进的协同训练(CNN+TCN+CTA)相比,提升的性能更大。

为系统验证本文提出的半监督协同框架CSNN在微多普勒特征识别中的性能优势,基于开源数据集对典型方法展开对比实验,通过标注效率、分类精度等维度综合评估模型能力,表4是旋翼无人机微多普勒特征识别任务中各方法在标签占比及准确度的性能对比。

表4 各方法在标签占比及准确度的性能对比

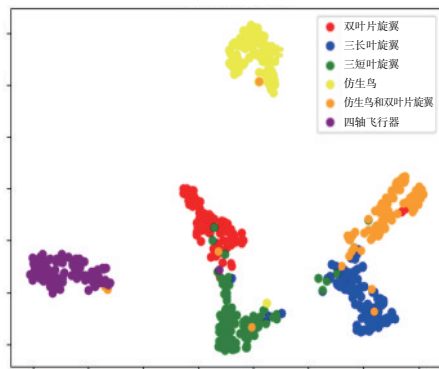
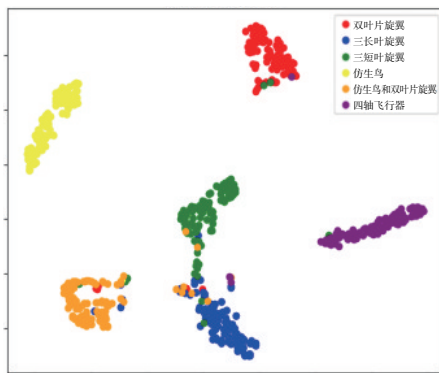
对比维度	有标签数量/张	无标签数量/张	有标签占比/%	准确度/%
CTCG全监督方法	200	0	66.7	92.69
自训练	150	400	50	92.29
FixMatch	250	400	83.4	90.77
CNN+TCN+CTA	200	400	66.7	91.50
本文方法(CSNN)	50	400	16.7	95.87

如表4所示,CSNN仅需50个标注样本(16.7%标注占比),联合400张无标签数据,即以95.87%的分类准确率全面超越现有方法。相较于全监督方法CTCG(200标签/92.69%),CSNN标注成本降

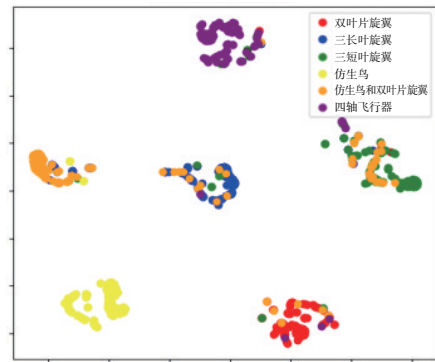
低 75%, 精度提升 3.18%; 对比其他半监督基线, 其优势更为突出: 自训练方法 (150 标签/92.29%) 需 3 倍标注量但精度低 3.58%, 经典半监督框架 Fix-Match (250 标签/90.77%) 虽利用同等无标签数据, 但标注量高达 CSNN 的 5 倍, 精度仍落后 5.1%。此外, 改进前的协同训练 CNN+TCN+CTA (200 标签/91.50%) 在标注量增加 4 倍的情况下, 精度反而低 4.37%, 进一步验证了 CSNN 在标签效率与性能均衡性上的突破。实验表明, CSNN 能够以极低标注成本 (16.7%) 实现最优分类性能, 为实际工程中标签稀缺但数据丰富的无人机监测场景提供了高效解决方案, 兼具高精度、强泛化与低部署成本的核心优势。

3.2 t-SNE 特征可视化

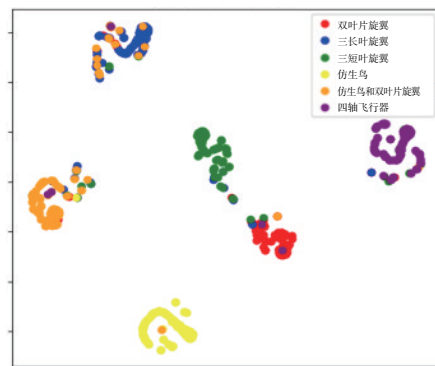
本次实验针对开源数据集和自测数据集进行了不同半监督算法和有监督下的 CTCG 网络 t-SNE 特征可视化^[19], 可以更直观地观察到本次所改进的方法对无人机类别的分类效果。如图 13 和图 14 所示为两组数据的 t-SNE 特征可视化图。



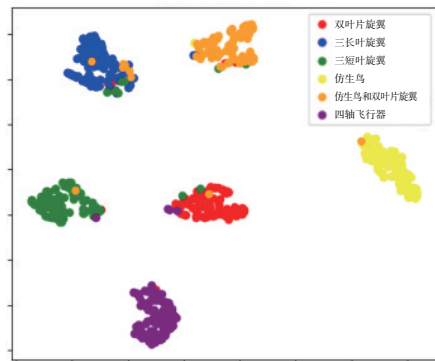
(b) 自训练



(c) FixMatch

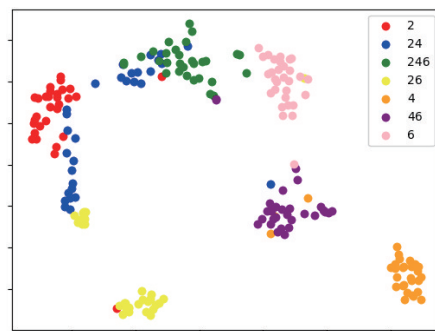


(d) 协同训练(CNN+TCN+CTA)



(e) 本文改进的协同方法

图 13 不同半监督方法生成的 t-SNE 特征可视化 (开源数据集)



(a) CTCG

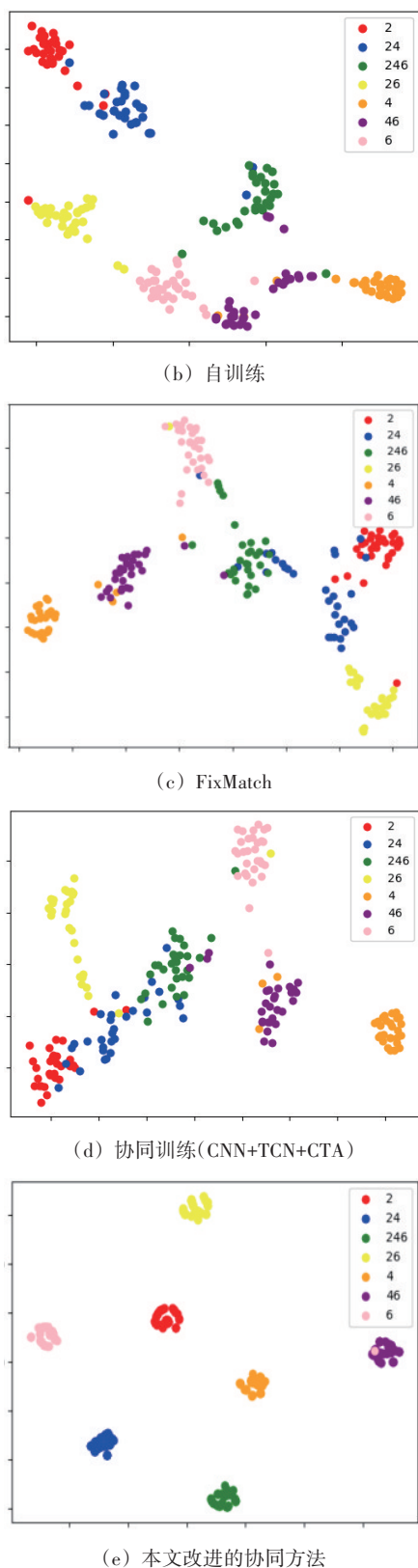


图14 不同半监督方法生成的t-SNE特征可视化(自测数据集)

图14图例中2代表直升机的单目标数据,24和26代表直升机、四旋翼的双目标数据和直升机、六旋翼的双目标数据,246则代表直升机、四旋翼以及六旋翼三目标一起的混合数据,以此类推,4和6则代表四旋翼的单目标数据和六旋翼的单独目标数据,46则代表四旋翼和六旋翼的双目标数据。

从图中的t-SNE特征可视化结果图来看,本文所改进的方法的样本特征会清晰地聚集在各自的类别区域内,边界较为清晰。从图13(c)和图13(d)可以明显看出类别特征混乱不能完全分离存在两类无人机一起的混合类别识别成三长叶旋翼或三短叶旋翼特征,相比于图13(e)效果较差;从图14可以看出,由于自测数据集的测试集数据量小,类别特征相对零散,尤其图14(d)相比于其他几种方法,不同类别的边界不清晰,效果不理想。

4 结束语

本文在传统的有监督无人机分类识别的基础上,提出了优化的半监督学习,搭建了一种基于协同的半监督神经网络的无人机识别框架,框架中引入空间和通道注意力机制,联合Ghost模块,可以显著提高模型的特征表达能力,使用Mish函数可以大幅降低网络在使用ReLU函数时发生的神经元坏死的概率,最后实验验证了该框架在旋翼无人机识别任务上的性能得到了一定程度的提升,最终在开源数据集和自测数据集实验准确率分别为97.33%和95.78%。从结果上看,相比于以往半监督学习算法以及上文提出CTCG有监督学习方法,基于协同的半监督神经网络的无人机识别算法性能得到有效的提升。

参考文献:

- [1] 王晓亮,王聪生,施宇翔,等.雷达低信噪比旋翼无人机与飞鸟分类方法[J/OL].北京航空航天大学学报,2024: 1-15.<https://doi.org/10.13700/j.bh.1001-5965.2024.0585>.
- [2] 陈小龙,陈唯实,饶云华,等.飞鸟与无人机目标雷达探测与识别技术进展与展望[J].雷达学报,2020,9(5): 803-827.
- [3] 李德仁,龚江昆,闫军,等.基于雷达自动目标识别技术

- 的反无人机雷达[J]. 无线电工程, 2024, 54(4):765-779.
- [4] 王冠阳, 李晨, 于英杰, 等. 基于微多普勒特征的直升机目标识别[J]. 空天防御, 2024, 7(2):63-73.
- [5] 罗俊海, 王芝燕. 无人机探测与对抗技术发展及应用综述[J]. 控制与决策, 2022, 37(3):530-544.
- [6] 邴政, 周良将, 董书航, 等. 一种基于微多普勒和机器学习的无人机目标分类识别技术[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(5):549-556.
- [7] WANG Li, TANG Jun, LIAO Qingmin. A Study on Radar Target Detection Based on Deep Neural Networks [J]. IEEE Sensors Letters, 2019, 3(3):1-4.
- [8] CHOI B, OH D. Classification of Drone Type Using Deep Convolutional Neural Networks Based on Micro-Doppler Simulation [C]//2018 International Symposium on Antennas and Propagation, Busan, Korea (South):IEEE, 2018: 1-2.
- [9] YANG Xingli, SONG Zixing, KING I, et al. A Survey on Deep Semi-Supervised Learning [J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2023, 35(9): 8934-8954.
- [10] ROJHANI N, SADEGHIBAKHI M, PASSAFIUME M, et al. Application of PCA and Unsupervised Deep Learning in Bird and Drone Discrimination Based on FMCW Radar Measurements [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21:1-5.
- [11] KUMAWAT H C, CHAKRABORTY M, RAJ A B, et al. DIAT- μ SAT: Small Aerial Targets' Micro-Doppler Signatures and Their Classification Using CNN [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19:1-5.
- [12] LIU Fengxia, ZHENG Zhiming, SHI Yexuan, et al. A Survey on Federated Learning: A Perspective from Multi-Party Computation [J]. Frontiers of Computer Science, 2024, 18(1):181336.
- [13] YANG Chunling, ZHANG Chunchao, YANG Xuqiang, et al. Performance Study of CBAM Attention Mechanism in Convolutional Neural Networks at Different Depths [C]//2023 IEEE 18th Conference on Industrial Electronics and Applications, Ningbo, China:IEEE, 2023:1373-1377.
- [14] HAN Kai, WANG Yunhe, TIAN Qi, et al. GhostNet: More Features from Cheap Operations [C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, USA:IEEE, 2020:1577-1586.
- [15] LEE D H. Pseudo-Label: The Simple and Efficient Semi-Supervised Learning Method for Deep Neural Networks [C]//the 30th International Conference on Machine Learning, Atlanta, Georgia, USA:[s.n.], 2013:1-4.
- [16] 秦世强, 杨睿, 苏晟. 基于自训练半监督神经网络的结构损伤识别[J]. 地震工程与工程振动, 2024, 44(2): 38-49.
- [17] SOHN K, BERTHELOT D, LI Chunliang, et al. Fix-Match: Simplifying Semi-Supervised Learning with Consistency and Confidence [C] //the 34th International Conference on Neural Information Processing Systems, Vancouver, BC, Canada:[s.n.], 2020:596-608.
- [18] 金涛. 基于改进协同半监督学习的雷达辐射源信号识别方法的研究[D]. 长春:吉林大学, 2022.
- [19] 郭艳萍, 高云, 吕丙东. 基于t-SNE降维的数据可视化分析研究[J]. 电子技术与软件工程, 2021(21):166-170.

作者简介:

孙延鹏 男, 博士, 教授, 主要研究方向为航空电子系统、电磁兼容设计、雷达信号处理、嵌入式系统应用。

宁秋月 女, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理技术、半监督学习。

屈乐乐 男, 博士, 教授, 主要研究方向为超宽带雷达信号处理技术、稀疏微波成像技术、人体行为雷达识别技术。

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.06.002

基于高效局部注意力的小样本HRRP目标识别网络

王国庆¹, 张云龙², 但波¹, 薛伟²

(1. 海军航空大学, 山东烟台 264001; 2. 哈尔滨工程大学烟台研究院, 山东烟台 264000)

摘要: 雷达高分辨距离像(High Resolution Range Profiles, HRRP)能够反映被测物体的结构信息,并且由于其易于获取的特性,近年来成为雷达自动目标识别(Radar Automatic Target Recognition, RATR)领域重要的研究方向。本文针对雷达HRRP序列数据提出了一种通过格拉姆角场(Gramian Angular Field, GAF)方法将其转换成二维图像处理的方法,此方法能够在保留原有信息的基础上增加一个维度的特征,便于神经网络进行特征提取;并且针对小样本数据集问题,提出了一种基于迁移学习的带有高效局部注意力(Efficient Local Attention, ELA)机制的卷积神经网络架构,此架构冻结神经网络前5层卷积层的参数,对注意力模块以及全连接层进行单独训练,使模型具有更快的收敛速度和更高的识别精度。通过在5类舰船数据集上的测试发现,迁移学习方法比从头训练模型的训练时间减少了6%,准确率提升了11.62%。

关键词: 高分辨距离像; 雷达自动目标识别; 小样本学习; 格拉姆角场; 高效局部注意力

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0603-08

引用格式: 王国庆,张云龙,但波,等.基于高效局部注意力的小样本HRRP目标识别网络[J].雷达科学与技术, 2025, 23(6):603-610.

WANG Guoqing, ZHANG Yunlong, DAN Bo, et al. Few-Shot HRRP Target Recognition Network Based on Efficient Local Attention[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6):603-610.

Few-Shot HRRP Target Recognition Network Based on Efficient Local Attention

WANG Guoqing¹, ZHANG Yunlong², DAN Bo¹, XUE Wei²

(1. Naval Aviation University, Yantai 264001, China; 2. Yantai Research Institute, Harbin Engineering University, Yantai 264000, China)

Abstract: Radar high resolution range profiles (HRRP) can reflect the structural information of the object under test, and due to its easy accessibility, it has become a significant research direction in the field of radar automatic target recognition (RATR) in recent years. In this paper, a method is proposed for radar HRRP sequence data to be converted into two-dimensional image processing by the Gramian angular field (GAF) method, which preserves the original information while adding an additional dimension of features, facilitating feature extraction by neural networks. To address the issue of small-sample datasets, a convolutional neural network architecture based on the transfer learning with an efficient local attention (ELA) mechanism is proposed. This architecture freezes the parameters of the first five convolutional layers of the neural network, and trains the attention module as well as the fully connected layer separately, so that the model has faster convergence speed and higher recognition accuracy. Tests on five types of ship datasets demonstrate that the transfer learning approach reduces the training time by 6% and improves the accuracy by 11.62% compared to models trained from scratch.

Key words: high resolution range profiles (HRRP); radar automatic target recognition (RATR); few-shot learning; Gramian angular field (GAF); efficient local attention

0 引言

雷达自动目标识别一直是雷达领域中的重要问题,对于军事、安防和民用领域都具有重要意

义。其基本原理是利用雷达系统向目标发送脉冲信号,接收目标反射回来的信号并对其进行处理分析以确定目标的特征并进行分类。雷达目标识别的关键在于从复杂的雷达反射信号中提取出有

收稿日期: 2024-12-24; 修回日期: 2025-04-06

基金项目: 国家自然科学基金(No.62388102)

效的特征,由于HRRP回波信号易于获取,并且能够很好地反映目标的结构信息,因此,基于HRRP的雷达自动目标识别得到了非常广泛的关注^[1]。

在HRRP目标识别领域,国外的研究起步较早,最早可以追溯到20世纪70年代,当时,已经研究尝试通过分析图像中的舰船长度和宽度等基本特征,实现对舰船类型的初步识别。随着技术的不断演进,近年来国外在HRRP数据获取以及相关特征数据库建设方面开展了大量工作,初步建立了适用于复杂环境下全姿态舰船目标特征数据库。相比之下,国内在该方向上的研究起步略晚,并且主要由高校和科研院所承担。具有代表性的如中国船舶重工集团第701研究所通过采集实测数据构建的涵盖多类军民船舶目标的HRRP数据库,这成为推动国内该领域研究发展的重要基础。

传统的雷达目标识别方法通常依赖于手工设计的特征提取器和分类器。文献[2]将支持向量机(Support Vector Machine, SVM)引入到HRRP分类中,训练出了一种具有良好泛化能力的分类器。文献[3]针对实测HRRP舰船分类时的小样本不均衡问题,提出了一种使用主成分分析(Principal Components Analysis, PCA)算法进行特征提取的方法,并使用过采样算法及误差迭代加权方法改进了SVM分类器。通过对高维HRRP数据进行PCA降维,将原始数据映射到一个特征子空间上,减少了高维数据中的冗余信息,之后对特征子空间加权,增强了特征的可分性。在分类部分使用了改进的SVM分类器,进一步削弱了噪声的影响。同样,针对测试样本信噪比低的情况,文献[4]提出了一种基于高斯的噪声稳健修改方法,通过显著提升目标和雷达之间的识别距离,使得自适应高斯分类器(Adaptive Gaussian Classifier, AGC)和截断过程隐马尔可夫模型(Truncated Stick-Breaking Hidden Markov Model, TSB-HMM)都能识别低信噪比的HRRP样本。文献[5]基于多散射中心模型,提出了一种可以有效降低HRRP平移敏感性的方法,通过此方法对HRRP数据进行预处理之后,以目标小纵横比的形式表示特征提取之后的平均HRRP,通过SVM作为分类器进行实验,验证了此方法的有效性。然而,这些方法往往受限于特征表示的局限性和复杂目标的变化性,难以提取较

深层次的特征,很难满足实际应用中对于高准确性和鲁棒性的要求。

伴随着深度学习技术的不断进步,将其引入雷达目标识别领域已逐渐成为研究的热点之一。针对传统识别方法中依赖人工特征提取、难以捕捉深层信息的局限性,文献[6]提出了一种基于卷积神经网络的方法,用于处理HRRP数据,从而实现对目标的自动化、深层次提取,提升了识别的准确性和效率。深度学习通过构建多层次的神经网络,能够从原始数据中学习 to 高层次的特征表示,从而实现对目标的自动识别和分类。文献[7]提出了一种结合卷积神经网络和注意力机制的分类网络,其中的注意力机制是通过双向门控循环单元实现的,用于加权局部特征。文献[8]提出了一种基于一维卷积神经网络的分类算法,并且在网络的主体中使用了一种纺锤形状的残差结构,不仅能够提取深层次的特征,而且能够有效地防止梯度消失和梯度爆炸问题,在HRRP数据处理阶段,针对HRRP数据的平移敏感性,使用了一种重心平移方法,将样本的重心平移到中心位置,方便后续的处理。

本文提出了一种基于高效局部注意力机制的卷积神经网络模型,并且运用迁移学习的方法,针对小样本HRRP数据,使用格拉姆角场方法,将序列数据转换成图像,通过神经网络自动完成图像特征的提取和目标的分类,经过在仿真数据集上的实验验证,获得了不错的识别效果。

1 小样本雷达HRRP自动识别模型

1.1 本文方法

本文所提出的基于高效局部注意力机制的小样本HRRP目标识别网络ELAlexNet,整体架构如图1所示。模型的主体基于卷积神经网络,将使用格拉姆角场方法转换得到的图像数据作为网络的输入,用于5类舰船的分类任务。在网络主体部分,由于本文所使用的深度卷积神经网络是在ImageNet数据集上经过预训练的AlexNet模型^[9],因此针对本文所涉及到的舰船分类任务,在训练过程中需要对AlexNet特征提取层权重进行冻结处理,只对高效局部注意力模块和AlexNet分类层进行训练。

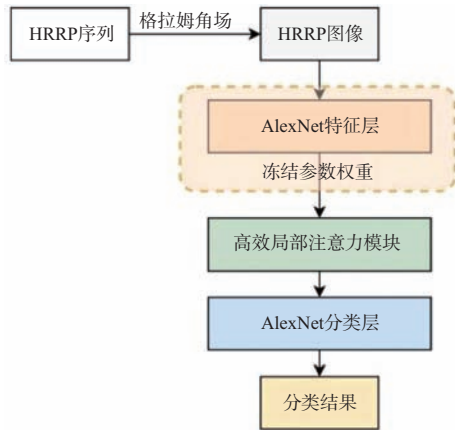


图1 本文提出的HRRP识别模型整体架构

1.2 格拉姆角场

由于雷达的高分辨距离像是序列数据,在使用深度学习方法进行特征提取时较为复杂,因为深度学习在处理图像问题时表现出很好的效果,所以本文提出了一种使用格拉姆角场将序列数据转换成二维图像的处理方法,事实证明,这种方法在基于HRRP的雷达目标识别方面取得了很好的结果^[10]。

格拉姆角场是一种将时间序列数据转化为图像形式的有效手段,其基本思想来源于线性代数中的格拉姆矩阵概念。该方法通过构建格拉姆矩阵来计算一组向量之间的线性关系,从而实现将一维序列数据映射到二维图像的过程,并且在此过程中保留了序列数据中某些元素之间的依赖性^[11]。

首先对于给定的序列 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 进行缩放,通过公式(1)将数据缩放到 $[-1, 1]$ 之间,将规范化后的值记为 \tilde{x}_i ,再通过公式(2)将数据映射到极坐标中。

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - \max(X) + x_i - \min(X)}{\max(X) - \min(X)} \quad (1)$$

$$\begin{cases} \varphi = \arccos(\tilde{x}_i), -1 \leq \tilde{x}_i \leq 1, \tilde{x}_i \in X \\ r = \frac{t_i}{N}, t_i \in N \end{cases} \quad (2)$$

经过归一化处理 and 极坐标转换后,利用三角函数和角公式 $\cos(\varphi_1 + \varphi_2)$ 或差角公式 $\cos(\varphi_1 - \varphi_2)$ 定义点与点之间的相关性,从而得到格拉姆和角场(Gramian Angular Summation Field, GASF)矩阵,

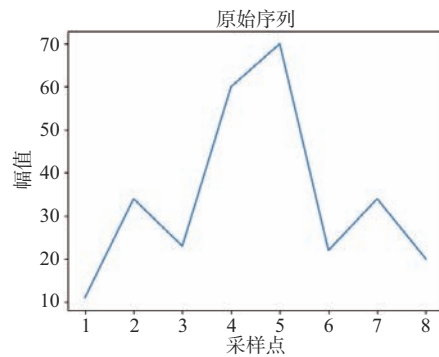
公式(3)和格拉姆差角场(Gramian Angular Difference Field, GADF)矩阵,公式(4)。

$$GASF = \begin{bmatrix} \cos(\varphi_1 + \varphi_1) & \cos(\varphi_1 + \varphi_2) & \dots & \cos(\varphi_1 + \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \cos(\varphi_n + \varphi_1) & \cos(\varphi_n + \varphi_2) & \dots & \cos(\varphi_n + \varphi_n) \end{bmatrix} = \tilde{X}^T \cdot \tilde{X} - \sqrt{I - (\tilde{X}^T)^2} \cdot \sqrt{I - \tilde{X}^2} \quad (3)$$

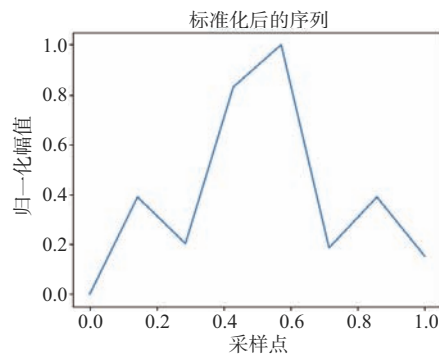
$$GADF = \begin{bmatrix} \cos(\varphi_1 - \varphi_1) & \cos(\varphi_1 - \varphi_2) & \dots & \cos(\varphi_1 - \varphi_n) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \cos(\varphi_n - \varphi_1) & \cos(\varphi_n - \varphi_2) & \dots & \cos(\varphi_n - \varphi_n) \end{bmatrix} = \sqrt{I - (\tilde{X}^T)^2} \cdot \tilde{X} - \tilde{X}^T \cdot \sqrt{I - \tilde{X}^2} \quad (4)$$

式中重新定义了带惩罚项的内积^[12],通过此方式来减少噪声的干扰。

格拉姆角场原理如图2所示,其中图2(a)为原始序列数据,图2(b)为经过缩放后的归一化数据,图2(c)为转换为极坐标的数据,图2(d)为经过格拉姆矩阵转换成的图像数据。相比于原始的序列数据,GAF增加了一个维度的信息,通过这种方式,不仅将原始的序列数据转换成了可供计算机视觉算法处理的二维图像,并且保留着原始序列的特征信息。



(a) 原始序列数据



(b) 标准化缩放后的数据

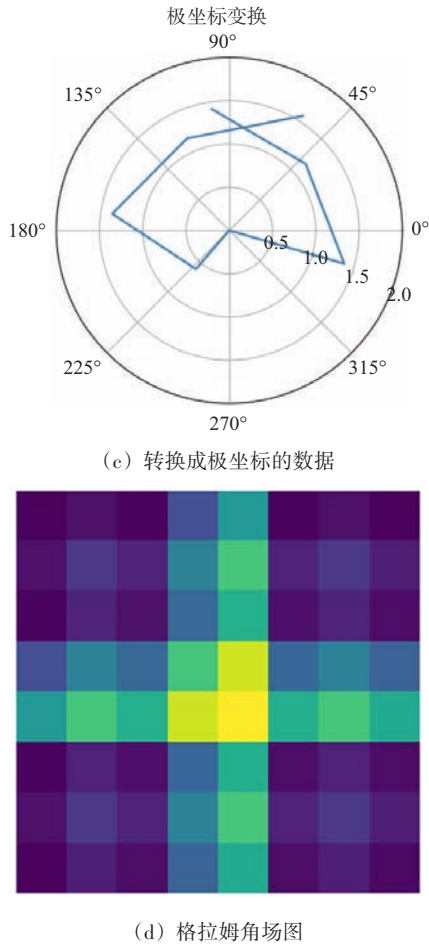


图2 格拉姆角场原理图

1.3 深度卷积神经网络模型 AlexNet

AlexNet是由 Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever 和 Geoffrey Hinton 在 2012 年 ImageNet 图像分类竞赛中提出的一种经典的卷积神经网络^[13]。它在 ImageNet 大规模视觉挑战赛中取得了革命性的成果,显著提高了图像分类的准确率,并成为深度学习

领域的重要里程碑。

AlexNet 的网络结构总共有 8 层,如图 3 所示,其中包含 5 个卷积层和 3 个全连接层。最前端的输入层的输入是尺寸为 $3 \times 224 \times 224$ 的 RGB 图像,接着在第 1、第 2、第 5 层卷积层之后都衔接着一个最大池化层,通过池化操作不仅降低了特征向量的维度,提高了计算效率,还保留了关键特征信息,提升了模型的鲁棒性。前两个全连接层使用 ReLU 激活函数,在提升训练速度的同时减少了梯度消失问题。最后一个全连接层中使用 SoftMax 激活函数将网络的输出转化成 一个维度为 5 的概率值,用于预测图像 的类别。

AlexNet 是首个真正意义上的深度卷积神经网络,通过层级化的特征提取,使得网络能够在不同层次上自动学习从简单到复杂的各种图像特征,从而显著提升图像分类精度。不仅如此, AlexNet 首次采用 ReLU 激活函数,取代了传统的 Sigmoid 和 tanh 激活函数。ReLU 不仅加速了计算过程,还有效地解决了梯度消失问题。同时为了防止过拟合, AlexNet 还采用了 Dropout 技术,通过在训练过程中随机丢弃一部分神经元及其连接,有效地减少了模型对某些特定神经元的依赖,从而增强了模型的泛化能力。

1.4 高效局部注意力模块

由于图像的空间维度包含关键的位置信息,现有的卷积神经网络无法有效利用这种空间信息,因此本文引入了一种针对图片空间信息的高效局部注意力机制^[14],结构如图 4 所示。

ELA 通过在空间维度采用带状池化来提取水平和垂直方向的特征向量,维持细长的核形状来

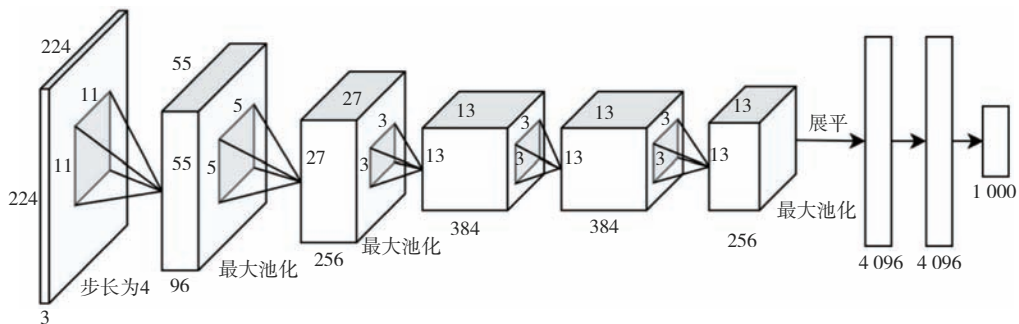


图3 AlexNet 网络结构

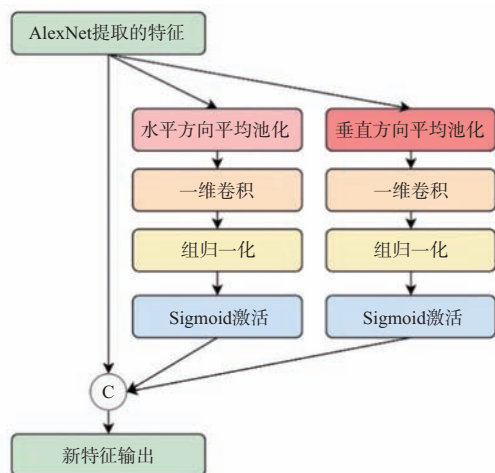


图4 高效局部注意力模块结构

捕捉远距离的依赖关系,同时避免不相关区域对标签预测的干扰^[15]。在每个方向上生成富有信息的目标位置特征,通过独立处理这些方向的特征向量进行注意力预测,最后通过乘积操作将他们进行整合,确保了感兴趣区域的精确位置信息。在ELA机制中融入了1D卷积和组归一化特征增强技术,通过这种方法无需降低维度便可实现准确地区分感兴趣的区域,同时能够进行轻量级的实现。

1.5 迁移学习与模型微调

由于雷达数据的特殊性,目前并未公开大规模并且质量较高的HRRP数据集,因此基于小样本数据的雷达HRRP自动目标识别成为研究的热点,而针对小样本问题,迁移学习是一个不错的方法^[16]。迁移学习就是使用在源域通过大量数据进行训练的模型完成针对目标域的任务。在实践中,从头训练深度学习模型是很困难的,因为大型的神经网络模型包含大量的权重数据,从头开始训练需要在开始时对所有的权重进行随机初始化,迭代过程相当复杂,使用迁移学习的方法,不仅节省了从头训练模型的时间,降低了计算成本,而且不需要大量的训练数据,更容易调试,增强了模型的鲁棒性^[17]。

从预训练的权重训练深度卷积神经网络已经成功应用到不同领域的图像处理任务中,在本文中使用了在ImageNet上预训练的AlexNet模型,通过冻结前5层卷积层的权重并在加入注意力机制后

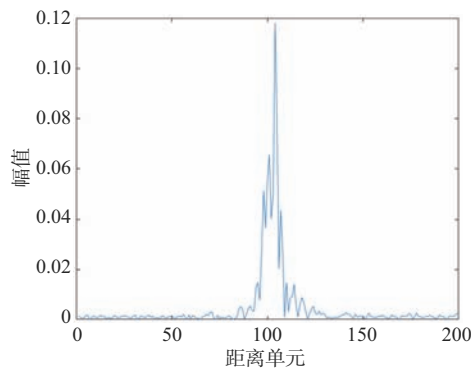
使用当前数据集进行训练,对模型进行微调,从而实现了很好的分类效果。

2 实验设计

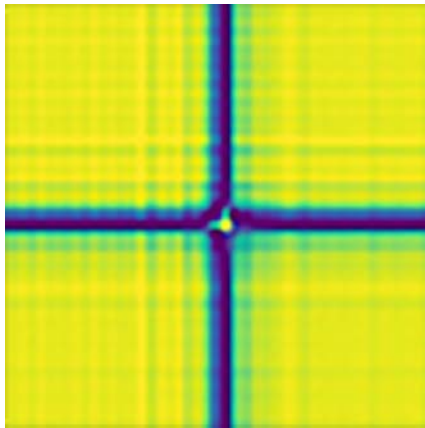
对于HRRP数据的处理,传统的方法非常依赖专家经验,同时也大大增加了工作难度和计算量,因此本文提出将HRRP数据转换成图像进行处理,并使用迁移学习方法进行分类识别,在本节中,为了验证所提出方法的性能,通过仿真计算,构建了一个包含5类舰船数据的HRRP数据集。并且为了对比迁移学习方法和从头开始训练的神经网络之间的性能差异,本文参照AlexNet网络结构自行构建了卷积神经网络模型,分别使用由GASF和GADF方法构建的数据集从头开始训练,并进行了消融实验。

2.1 HRRP数据集

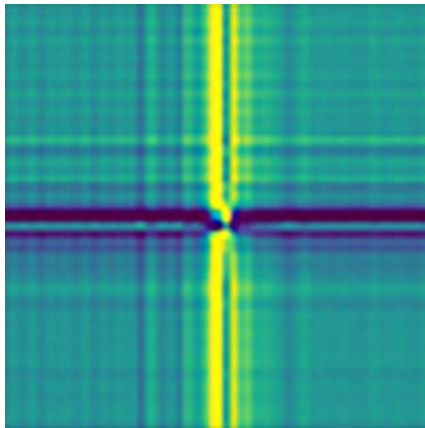
由于雷达HRRP数据的敏感性,目前并没有公开的大型HRRP数据集,因此本文所使用的数据集是通过3D Max建立了5个舰船模型,利用FEKO进行计算得到舰船目标的HRRP数据。其中FEKO的仿真参数如下:雷达的中心频率为10 GHz,带宽为80 MHz,频率采样点的个数为200,收发极化方式均采用垂直极化,其中方位角的范围为 $0^{\circ}\sim 360^{\circ}$,间隔为 1° ,俯仰角为 80° ,每个距离单元对应的长度为1.875 m。数据集中共包含5类舰船数据,每类数据包含360组不同的数据,每组数据有200个数据点。经过格拉姆角场方法转换成二维图像后,共得到1 800张图像。数据集按8:2划分成训练数据集和验证数据集。HRRP原始数据和转换之后的图像数据如图5所示。



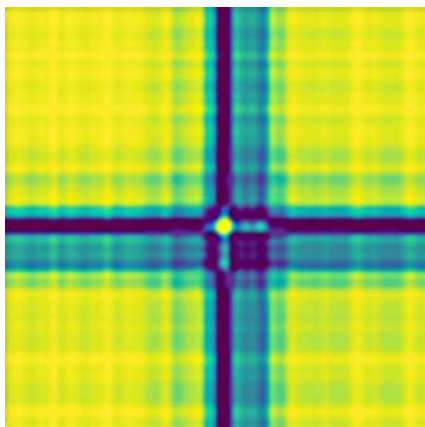
(a) HRRP原始数据



(b) 渔船 GASF 图像



(c) 渔船 GADF 图像



(d) 辅助船 GASF 图像

图 5 数据集中的图像数据

从图 5 可以看出,经过 GASF 或 GADF 转换成的图像中包含了丰富的结构信息,并且比较渔船和辅助船的图像可以发现,图中的纹理特征是不相同的,这也为之后的特征提取和分类奠定了基础。

2.2 实验设置

舰船 HRRP 目标识别可以看作是一个 5 类样本分类任务,在训练过程中,使用交叉熵损失函数,优化器选择 Adam 优化器,初始学习率设置为 0.01,并且在学习过程中对学习率进行动态调整,每五轮更新一下学习率,变为原来的 0.5 倍,数据批大小设置为 32。本文的实验全部在带有 GPU 型号为 NVIDIA GeForce GTX 1650 的笔记本上完成,训练轮数设置为 80。

3 结果分析

在完成深度模型的微调之后,使用验证数据集对模型性能进行评估。为了与从头训练的神经网络模型作对比,在本节中进行了消融实验,计算了使用预训练模型和从头训练的神经网络模型的训练时间、准确率;分别使用 GASF 和 GADF 数据集进行训练,计算了精确率、召回率、F1 分数和准确率;为了能够直观地对特征进行观察分析,对特征进行了降维可视化处理。并且绘制了混淆矩阵。

3.1 消融实验

为了对比注意力模块以及迁移学习方法的有效性,进行可消融实验,通过将从头训练的 AlexNet 网络作为基线的方法,通过增加 ELA 注意力和使用预训练模型的方式进行消融实验,实验结果如表 1 所示。

表 1 消融实验结果对比

序号	AlexNet	ELA	SE	从头训练	预训练	训练时间/s	准确率/%
I	√			√		2 845.96	78.64
II	√	√		√		3 321.55	85.32
III	√				√	2 521.26	93.89
IV	√		√		√	2 843.92	95.67
V	√	√			√	3 119.95	96.94

在使用 AlexNet 从头训练时,识别准确率为 78.64%,当添加了 ELA 模块后,识别准确率为 85.32%,说明添加注意力后有利于网络获取深层特征信息从而提升网络的性能。当使用迁移学习的方法后,识别准确率为 96.94%,相较于从头训练提高了 11.62%。并且为了对比本文使用的高效局

部注意力机制与其他注意力机制的区别,本文还使用SE注意力模块(Squeeze-and-Excitation Networks)进行了对比实验,虽然在时间上有略微优势,但准确率不如使用ELA模块,说明本文所提出的带有高效局部注意力机制的迁移学习方法针对小样本问题能够有效增强对目标的分类识别性能。

3.2 不同数据类型识别结果对比

在本节中,分别使用了由GASF和GADF转换的数据对本文所提出模型进行训练,并分别计算了使用每种类型数据的精确率、召回率、F1分数和准确率,结果如表2所示。

类型	精确率	召回率	F1分数	准确率
GASF	96.68	96.67	96.67	96.67
GADF	97.51	97.50	97.50	97.50

从表2的结果可以看出,不管是使用GASF方法还是GADF方法对图像进行转换,上述4种评估指标都非常高,说明这两种方法都很有效。并且两种方法的F1分数都接近各自精确率和召回率,说明模型具有很好的鲁棒性。

3.3 特征分布可视化

为了能够直观地观察本文所提出的分类模型在仿真计算的数据集上的识别性能,在本节中使用t-SNE对模型全连接层的输出进行降维可视化处理^[18],得到的结果如图6所示,每种颜色代表了一类舰船数据,共5类。从图中可以看出,各类数据呈现出很好的聚类效果,说明本文所提出的模

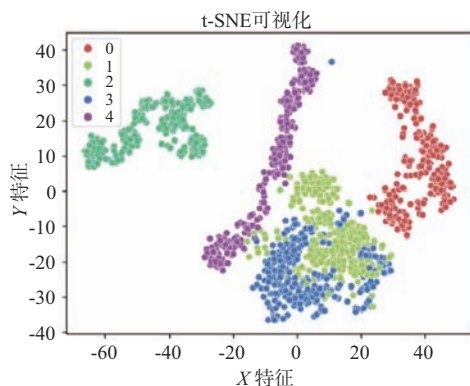


图6 5种舰船的特征分布

型能够将这5类舰船数据进行分类,并且具有非常好的分类性能。尽管标签为1对应的舰船数据与标签为3对应的舰船数据类似,本文所提出的模型仍能将其很好地识别出来,相比于这两类数据,其他三类分类效果更加显著。

为了直观地观察本文提出的模型在每个舰船类别上的分类情况,还绘制了混淆矩阵对其进行可视化,结果如图7所示,通过比较发现,本文所提模型对于除辅助船(AV)之外的其他4类舰船分类性能优越,辅助船次之,说明本文所提模型具有一定的稳健性,对于本文所构建的数据集具有很好的分类效果。

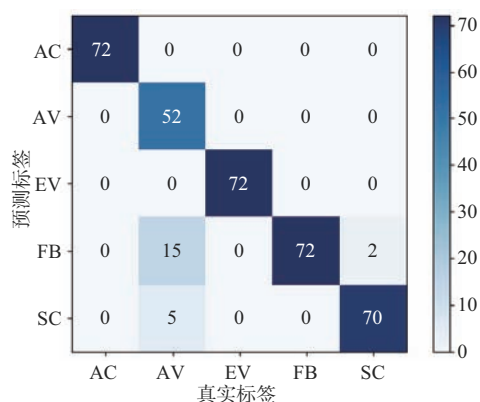


图7 混淆矩阵

综合以上结果表明,虽然自行建立的深度神经网络模型与预训练模型参数量相同,但是从头训练涉及到完全随机初始化参数,因此需要的时间比预训练模型要长,并且预训练模型具有更快的收敛速度和更好的收敛精度。

4 结束语

综上所述,为了实现5类舰船的雷达HRRP分类识别任务,本文提出了一种基于迁移学习的框架,将雷达HRRP序列数据经过格拉姆角场方法转换成二维图像,使用带有高效局部注意力机制的深度卷积神经网络ELANet进行分类识别,并通过计算仿真软件创建了一个包含5类舰船数据的小样本HRRP数据集。在实验过程中,我们对比了使用迁移学习的方法以及从头开始训练的深度神经网络方法,结果表明,在面对小样本情况,迁移学习框架下使用的预训练模型比从头训练的深度

神经网络模型具有更短的训练时间,更快的收敛速度以及更好的分类识别效果。不仅如此,本文将一维序列数据转换成二维图像处理的方法,通过增加一个维度,在保留原有特征的基础上更加体现了各特征之间的相关性,并将当前发展较为成熟的计算机视觉算法应用到处理雷达HRRP数据上,为未来的工作提供了新的研究思路。

参考文献:

- [1] DU Lan, LIU Hongwei, BAO Zheng, et al. Radar Automatic Target Recognition Using Complex High-Resolution Range Profiles [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2007, 1(1): 18-26.
- [2] LI Ying, REN Yong, SHAN Xiuming. Radar HRRP Classification with Support Vector Machines [C]//2001 International Conferences on Info-Tech and Info-Net, Beijing, China: IEEE, 2001:218-222.
- [3] 查海刚,齐向阳,范怀涛.基于SVM的小样本不均匀HRRP舰船目标分类方法[J].现代电子技术,2024,47(15):109-114.
- [4] PAN Mian, DU Lan, WANG Penghui, et al. Noise-Robust Modification Method for Gaussian-Based Models with Application to Radar HRRP Recognition [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2012, 10(3):558-562.
- [5] SHEN Limin, MA Yanzhou. An Algorithm Based on HRRP for Target Recognition [C]//2011 International Conference on Image Analysis and Signal Processing, Wuhan, China: IEEE, 2011:71-73.
- [6] 付哲泉,李相平,李尚生,等.深度学习在雷达目标高分辨距离像识别中的研究综述[J].航空兵器,2020,27(3):37-43.
- [7] CHEN Jian, DU Lan, GUO Guanbo, et al. Target-Attentional CNN for Radar Automatic Target Recognition with HRRP [J]. Signal Processing, 2022(3):108497.
- [8] 李璐,李泽宇,冯超.基于一维卷积神经网络的HRRP雷达目标分类方法[J].火控雷达技术,2023,52(4):143-147.
- [9] 邬娜,王健,杨建伟,等.变工况及小样本情况下滚动轴承故障迁移学习方法综述[J].科学技术与工程,2024,24(10):3939-3951.
- [10] KARABAYIR O, YUCEDAG O M, KARTAL M Z, et al. Convolutional Neural Networks-Based Ship Target Recognition Using High Resolution Range Profiles [C]//2017 18th International Radar Symposium, Prague, Czech Republic: IEEE, 2017:1-9.
- [11] LIU Qi, ZHANG Xinyu, LIU Yongxiang, et al. Few-Shot HRRP Target Recognition Based on Gramian Angular Field and Model-Agnostic Meta-Learning [C]//2021 IEEE 6th International Conference on Signal and Image Processing, Nanjing, China: IEEE, 2021:6-10.
- [12] 占可,王寅杰,董路南,等.基于改进格拉姆角场和注意力机制的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2024(8):80-85.
- [13] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks [J]. Communications of the ACM, 2017,60(6):84-90.
- [14] XU Wei, WAN Yi. ELA: Efficient Local Attention for Deep Convolutional Neural Networks [J/OL]. Arxiv, 2024. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2403.01123>.
- [15] LIU Qi, ZHANG Xinyu, LIU Yongxiang. Hierarchical Sequential Feature Extraction Network for Radar Target Recognition Based on HRRP [C]//2022 7th International Conference on Signal and Image Processing, Suzhou, China: IEEE, 2022:167-171.
- [16] 王圣杰,王铎,梁秋金,等.小样本学习综述[J].空间控制技术与应用,2023,49(5):1-10.
- [17] SHAO Siyu, MCALEER S, YAN Ruqiang, et al. Highly Accurate Machine Fault Diagnosis Using Deep Transfer Learning [J]. IEEE Trans on Industrial Informatics, 2019, 15(4):2446-2455.
- [18] MAATEN L V D, HINTON G. Visualizing Data Using t-SNE [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008(9):2579-2605.

作者简介:

王国庆 男,博士,副教授,主要研究方向为雷达信号采集与处理、目标检测与识别、对海探测试验。

张云龙 男,硕士研究生,主要研究方向为基于多模态特征融合的海上目标识别。

但波 男,博士,副教授,主要研究方向为机器学习与目标识别。

薛伟 男,博士,教授,主要研究方向为地下无线通信与定位技术、通信信号检测与识别、水下无线通信探测与定位技术。

基于截断最大似然的恒虚警海面目标检测

施赛楠^{1,2}, 马倩倩¹, 汪佳俊¹

(1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏南京 210044;
2. 南京信息工程大学江苏省大气环境与装备技术协同创新中心, 江苏南京 210044)

摘要: 非相干检测器具有结构简单、计算复杂度低的优点, 可满足雷达对海面中大型目标的实时检测需求。但实际探测环境中不可避免存在少量强回波野点, 严重影响检测性能。为此, 本文提出一种基于截断最大似然的恒虚警(Truncated-Maximum-Likelihood Constant False Alarm Rate, TML-CFAR)检测器, 匹配于伽马分布海杂波的形状参数, 并具有抗异常样本特性。首先, 通过截断因子对参考单元数据进行选取, 去除回波最弱和最强的异常样本, 从而获得与待检测单元具有独立同分布的纯杂波。其次, 在最大似然估计纯杂波功率的基础上, 给出TML-CFAR检测器的检测统计量, 推广到多脉冲伽马分布。然后, 证明TML-CFAR检测器对于杂波尺度参数的恒虚警特性。同时, 提出一种双分位点估计器, 实现形状参数的稳健估计。最后, 通过仿真数据和实测数据验证TML-CFAR检测器在不同杂波环境下的稳健性能, 特别是在异常杂波下具有最佳性能。

关键词: 海杂波; 目标检测; 伽马分布; 恒虚警; 最大似然

中图分类号: TN957 文献标志码: A 文章编号: 1672-2337(2025)06-0611-12

引用格式: 施赛楠, 马倩倩, 汪佳俊. 基于截断最大似然的恒虚警海面目标检测[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6):611-622.

SHI Sainan, MA Qianqian, WANG Jiajun. Sea-Surface Target Detection Based on Constant False Alarm Rate with Truncated Maximum Likelihood[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6):611-622.

Sea-Surface Target Detection Based on Constant False Alarm Rate with Truncated Maximum Likelihood

SHI Sainan^{1,2}, MA Qianqian¹, WANG Jiajun¹

(1. School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;
2. Jiangsu Collaborative Innovation Center of Atmospheric Environment and Equipment Technology, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: The non-coherent detector has the advantages of simple structure and low computational complexity, which can meet the real-time detection requirements of radars for sea-surface large targets. However, in the real environments, there are inevitably a small number of outliers with high power, which seriously affects the detection performance. Therefore, a truncated maximum likelihood constant false alarm rate (TML-CFAR) detector is proposed in this paper, which matches the shape parameters of gamma-distributed sea clutter and has the characteristic of anti-abnormal samples. Firstly, reference cells are selected by the truncation factor to remove the weakest and strongest abnormal samples, thereby obtaining the pure clutter with independent and identically distributed characteristics as cell under test (CUT). Secondly, under the condition of maximum likelihood estimation of pure clutter power, the detection statistic of TML-CFAR detector is given and extended to multi-pulse gamma distribution. Thirdly, the constant false alarm rate characteristics of TML-CFAR detector for clutter scale parameters are proved. Meanwhile, a bi-percentile estimator is proposed to achieve robust estimation of shape parameters. Finally, by using simulated data and measured data, it is verified the robustness of TML-CFAR detector in different clutter environments, especially in the abnormal clutter where it exhibits the best performance.

Key words: sea clutter; target detection; gamma distribution; constant false alarm rate; maximum likelihood

0 引言

在雷达信号处理中,恒虚警率(Constant False Alarm Rate, CFAR)检测方法已广泛应用于海面目标检测^[1-2],比如中大型的舰船、货船等。该类方法的核心是待检测单元的功率与参考单元杂波平均功率的比值,计算简单且时间代价小,能够实现快速检测。然而,实际海杂波中存在少量强回波,导致参考单元估计的杂波平均功率过大,从而降低检测概率。因此,在这种异常杂波环境下,有必要深入挖掘海杂波的特性,进一步提高CFAR检测器的性能。

通常,海杂波建模成复合高斯(Compound Gaussian, CG)过程,即慢变的纹理分量调制快变的散斑分量。典型的幅度分布有K分布、广义Pareto分布(Generalized Pareto Distribution, GPD)、逆高斯纹理复合高斯(CG with Inverse Gaussian texture, IG-CG)分布^[3-5]。这些分布可较好地拟合高分辨下海杂波幅度分布。但海杂波的幅度特性非常复杂,单一杂波分布不能满足所有的杂波环境。实测数据表明:在中等分辨率下,伽马分布能较好地拟合海杂波幅度分布^[1,6]。在Pareto分布下,文献[7]提出一种基于对数变换的CFAR检测方法,将传统的瑞利分布单元平均CFAR(CA-CFAR)转换为适用于Pareto分布中的几何平均CFAR检测。在Weibull分布下,文献[8]讨论了单脉冲Log-CFAR检测器应用于多脉冲处理中的3种方法,即传统非相干累积检测、单脉冲检测统计量累积检测、单脉冲检测结果二元累积检测。文献[9]研究了Log-CFAR检测器, $z \log(z)$ -CFAR和贝叶斯CFAR检测器在对数正态分布、Weibull分布、GPD下的性能分析和对比。在K分布下,文献[10]提出用块白化去除杂波脉冲间的相关性,保证对杂波散斑协方差矩阵的CFAR特性。在伽马分布下,文献[11]提出一种基于最大似然伽马CFAR(Maximum Likelihood Gamma CFAR, MLG-CFAR)检测器,并推导出单脉冲下的检测概率和虚警率函数。不同于上述检测器,该检测器将形状参数信息引入到检测统计量中,保证检测器具有自适应匹配杂波分布的特性。

在实际杂波环境中,必须考虑少量异常杂波对检测性能的影响。有序统计CFAR(Order Statistic CFAR, OS-CAFR)检测器是常用的抗异常杂波的方法。通过对 P 个参考单元的杂波功率从小到大排序,将第 k 个值作为周围杂波功率。但这类检测器只利用了一个参考单元,舍弃了大量的杂波信息。为此,在高斯杂波下,文献[12]提出一种线性组合序数统计CFAR检测器,通过选择合适的权重系数和修剪单元数量,实现多干扰杂波环境下最佳检测性能。文献[13]基于Grubbs准则去除参考单元中的异常值,适合用于指数分布下多目标场景,却限于准则建立在高斯分布下。在伽马分布下,文献[14]提出一种基于加权迭代CFAR(Weighted Amplitude Iteration CFAR, WAI-CFAR)的检测器,将参考单元中的最大值和最小值的加权值作为新的值,不断迭代更新到稳定的数值。这种方法可消除异常单元的影响,但异常值进入加权中,并未彻底去除异常样本。

为此,本文提出一种基于截断最大似然的CFAR检测器,彻底去除异常单元的同时充分利用纯杂波信息,适用于伽马杂波异常环境下。本文的主要创新点在于参数估计和检测器设计两个方面。一方面,在异常杂波环境下,详细推导双分位点的参数估计方法。并讨论分析最优分位点的选取,通过经验公式只需确定一个分位点值。另一方面,推导多脉冲下截断最大似然CFAR检测器,具备匹配杂波形状参数和抗异常样本的双重优势。此外,给出伽马分布下虚警率与门限的函数表达式,验证所提检测器对尺度参数具有恒虚警特性。

1 伽马杂波下雷达目标检测

1.1 目标检测问题描述

假设对海雷达接收到 N 个连续脉冲 $\mathbf{z}=[z(1), z(2), \dots, z(N)]^T$,目标检测就是判断该观测向量是否含有目标。因此,检测问题可描述为以下的二元假设检验^[7-10]:

$$\begin{cases} H_0: \mathbf{z} = \mathbf{c}, \mathbf{z}_p = \mathbf{c}_p, p = 1, 2, \dots, P \\ H_1: \mathbf{z} = \mathbf{s} + \mathbf{c}, \mathbf{z}_p = \mathbf{c}_p, p = 1, 2, \dots, P \end{cases} \quad (1)$$

式中, \mathbf{z} 是待检测单元(Cell Under Test, CUT), \mathbf{s} 是

目标回波向量, \mathbf{c} 是海杂波向量, \mathbf{z}_p 是 CUT 周围 P 个参考单元的回波向量。参考单元由纯杂波组成, 杂波特性与 CUT 中的杂波一致。因此, 参考单元为杂波抑制提供了有效信息。

在文献[1]和文献[11]中, 伽马分布已被证实用于实测海杂波幅度分布拟合具有较好的效果。令 $r=|z|$, 其概率密度函数 (Probability Density Function, PDF) 为

$$f_R(r; \nu, b) = \frac{1}{\Gamma(\nu)b^\nu} r^{\nu-1} e^{-\frac{r}{b}}, r \geq 0 \quad (2)$$

式中, $\Gamma(\cdot)$ 是伽马函数, ν 是形状参数, b 是尺度参数。形状参数决定杂波的非高斯性, 尺度参数与平均功率有关。相应地, 伽马分布的累积分布函数 (Cumulative Distribution Function, CDF) 为

$$F(r) = \frac{1}{\Gamma(\nu)b^\nu} \int_0^r x^{\nu-1} e^{-\frac{x}{b}} dx = \frac{\gamma(\nu, r/b)}{\Gamma(\nu)} \quad (3)$$

式中, $\gamma(\cdot)$ 为不完全伽马函数。

1.2 双分位点参数估计

在实际检测环境中, 伽马分布的两个参数是未知的。同时, 考虑到实际雷达接收到岛礁、目标、海尖峰等回波, 导致海杂波中包含少量的异常样本。这些回波能量较强, 严重影响参数估计的精准度和降低检测概率^[15]。因此, 有必要发展异常杂波下的稳健参数估计方法, 为后续检测器中的杂波信息利用提供先验信息。

假设存在两个分位点 $0 < \alpha_0 < \alpha < 1$, 则满足

$$F(r_{\alpha_0}) = \frac{\gamma(\nu, r_{\alpha_0}/b)}{\Gamma(\nu)} = \alpha_0 \quad (4)$$

$$F(r_\alpha) = \frac{\gamma(\nu, r_\alpha/b)}{\Gamma(\nu)} = \alpha$$

当尺度参数 b 已知时, 将幅度对尺度参数归一化, 则有

$$s = \frac{r}{b} \sim F(s) = \frac{\gamma(\nu, s)}{\Gamma(\nu)}, s \geq 0 \quad (5)$$

可以发现, 此函数只与形状参数有关, 与尺度参数无关。同样, 两个分位点比值

$$\frac{r_\alpha}{r_{\alpha_0}} = \frac{s_\alpha}{s_{\alpha_0}} = \mathfrak{R}_{\alpha_0, \alpha} \quad (6)$$

与尺度参数无关。

由不完全伽马函数特性可知:

$$\gamma(\nu, x) = x^\nu \Gamma(\nu) e^{-x} \sum_{k=0}^{\infty} \frac{x^k}{\Gamma(\nu + k + 1)} \quad (7)$$

那么, 分位点比值满足

$$\frac{F(s_\alpha)}{F(s_{\alpha_0})} = \frac{\gamma(\nu, s_\alpha)}{\gamma(\nu, s_{\alpha_0})} = \frac{\alpha}{\alpha_0} \quad (8)$$

将式(7)代入式(8)中, 化简得:

$$\frac{1 + \Gamma(\nu) \sum_{k=1}^{\infty} \frac{(s_{\alpha_0} \mathfrak{R}_{\alpha_0, \alpha})^k}{\Gamma(\nu + k + 1)}}{1 + \Gamma(\nu) \sum_{k=1}^{\infty} \frac{s_{\alpha_0}^k}{\Gamma(\nu + k + 1)}} = e^{s_{\alpha_0}(\mathfrak{R}_{\alpha_0, \alpha} - 1)} \left(\mathfrak{R}_{\alpha_0, \alpha} \right)^{-\nu} \frac{\alpha}{\alpha_0} \quad (9)$$

当给定 α_0 和 α 时, $\mathfrak{R}_{\alpha_0, \alpha}$ 是形状参数 ν 的隐函数, 与尺度参数无关。由于式(9)计算复杂, 很难证明得到分位点比值是形状参数的单调函数。图 1(a) 画出了不同分位点值随着形状参数的变换曲线。可以发现, 分位点比值是形状参数的单调递减函数。因此, 可以通过查表法获得形状参数的估计。

下面给出双分位点参数估计的具体步骤。假设获得 M 个服从伽马分布的独立杂波样本, 并从小到大进行排序, 记为 $\{r_1 \leq r_2 \leq \dots \leq r_M\}$ 。

步骤 1: 根据给定的 α_0 和 α 的值, 计算两个分位点的比值

$$\hat{\mathfrak{R}}_{\alpha_0, \alpha} = \frac{r_{(lM\alpha)}}{r_{(lM\alpha_0)}} \quad (10)$$

式中, $[\cdot]$ 表示四舍五入取整。

步骤 2: 根据比值, 从表格中查找与之最接近的值, 所对应的形状参数即为估计值

$$\hat{\nu} = \text{Table}(\hat{\mathfrak{R}}_{\alpha_0, \alpha}) \quad (11)$$

步骤 3: 将式(11)代入式(4)中, 则尺度参数估计为

$$\hat{b} = \frac{\Gamma(\hat{\nu}) \hat{r}_{\alpha_0}}{\gamma^{-1}(\hat{\nu}, \alpha_0)} \quad (12)$$

事实上, 不同的分位点直接影响参数估计的性能。那么, 如何设置两个分位点的比值, 从而保证估计误差最小。在伽马分布中, 形状参数直接决定了杂波分布的非高斯特性, 在检测器中具有重要意义。同时, 尺度参数的估计需要已知形状参数值。因此, 本文主要考虑形状参数的估计误差, 采用相对均方根误差 (Relative Root Mean Square Error, RRMSE)

$$RRMSE(\nu) = \sqrt{E\{(v - \hat{v})^2\}}/\nu \quad (13)$$

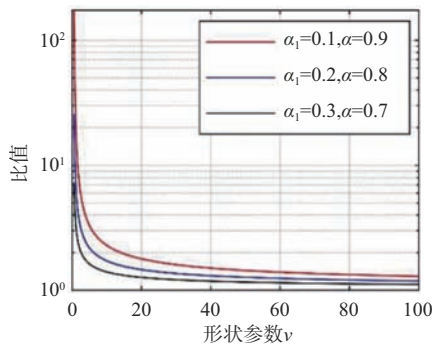
式中, $E[\cdot]$ 表示数学期望。此时, 最优参数求解转换为以下优化问题:

$$\min_{0 < \alpha_0 < \alpha < 1} \left\{ \int_0^{+\infty} RRMSE(\nu; \alpha_0, \alpha) p(\nu) d\nu \right\} \quad (14)$$

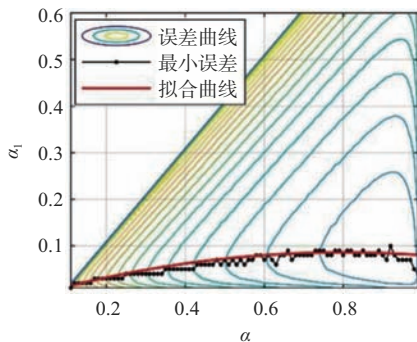
式中, $p(\nu)$ 表示形状参数的 PDF。由于式(14)无法求解, 可借助蒙特卡洛试验找到最优参数设置的经验公式。设置形状参数在区间 $[0, 100]$ 服从均匀分布, α_0 取 0.10 到 0.60, α 取 $\alpha_0 + 0.10$ 到 0.99, 间隔统一为 0.01, 每个 RRMSE 值由 1 000 次独立试验计算获得。在图 1(b) 中, 等值线上的 RRMSE 值相等, 最小值用黑色圆点标注。采用二次曲线进行拟合, 即红色曲线, 得到经验公式为

$$\alpha_0 = -0.15\alpha^2 + 0.24\alpha - 0.01, \alpha \in [0.2, 1] \quad (15)$$

因此, 在参数估计时, 只要给定一个参数 α , 即可确定 α_0 。 α 值决定对异常样本的容忍性, 值越小, 表明稳健性越好。同时, α 越接近 1, 其参数估计精度越高。在实际探测环境中, 需要综合考虑稳健性和估计精度, 选择合适的 α 值。在低海况或远海区, 即杂波偏均匀时, 建议 $\alpha \geq 0.9$ 。在高海况或近海区, 即杂波复杂时, 建议 $0.7 \leq \alpha < 0.9$ 。



(a) 双分位点比值



(b) 不同参数下估计误差

图 1 分位点比值和最优分位点选择

2 基于截断最大似然的 CFAR 检测方法

2.1 CFAR 检测器结构

在雷达目标检测中, CFAR 检测器已广泛应用于实际雷达系统中^[1-3]。这类检测器的核心是 CUT 单元与参考单元回波的比值, 保证检测器对于杂波的尺度参数是恒虚警的。图 2 给出了经典的 CFAR 检测器结构。首先, CUT 和参考单元回波进入包络检测器中, 进行非相干累积, 提高目标的信杂比。其次, 对 CUT 和参考单元分别进行某种函数变换, 记为 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 。然后, 将变换后的数值作比值, 获得检测统计量 ξ 。最后, 检测统计量 ξ 和门限 η 进行比较, 若 $\xi > \eta$, 则表明 CUT 中存在目标; 反之, CUT 中无目标。

已知 CUT 的回波向量 z 和 P 个参考单元的回波向量 z_1, z_2, \dots, z_p , 则 CFAR 检测器的一般检测统计量为

$$\xi = \frac{f(z)}{g(z_1, z_2, \dots, z_p)} \stackrel{H_1}{\geq} \eta \quad (16)$$

在传统检测中, 令 $f(z) = |z|^2$ 取 CUT 的功率。当 $g(z_1, z_2, \dots, z_p) = \sum_{i=1}^p f(z_i)/P$ 时, 对应经典的 CA-CFAR 检测器^[7]。当 $g(z_1, z_2, \dots, z_p) = \min\{f(z_i)\}$ 时, 对应最小 CFAR 检测器; 取最大值时, 对应最大 CFAR 检测器。因此, 不同的检测器主要体现在函数 $f(\cdot)$ 和 $g(\cdot)$ 的设计上。

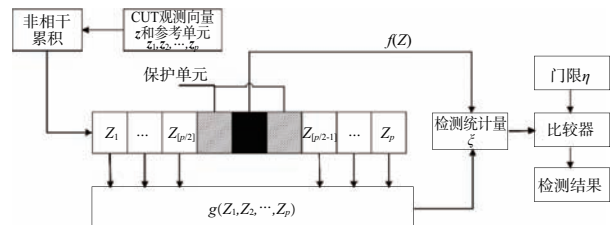


图 2 CFAR 检测器的通用结构

CFAR 检测器的核心在于如何设计统计量, 这需要考虑以下两个方面。第一, 为了提高检测性能, 一般要求检测器充分利用 CUT 和参考单元的信息。比如 CA-CFAR 检测器, 在高斯杂波下具有最优性能。第二, 要求检测器具备抗异常特性, 在干扰和异常环境中仍保持稳健的性能。比如 OS-CFAR 检测器, 通过取特殊的某个值, 去除异常样本。综合考虑 CA-CFAR 和 OS-CFAR 检测器的优

势,本文提出基于截断最大似然恒虚警(Truncated Maximum Likelihood Constant False Alarm Rate, TML-CFAR)检测器。通过截断部分数据,去除异常样本,保证参考单元内都是纯杂波。随后,对所有纯杂波采用最大似然(Maximum Likelihood, ML)估计杂波平均功率。此外,该检测器匹配于杂波的形状参数,实现在线感知杂波环境,可用于岸基雷达、机载雷达在大场景下的探测。

下面给出 TML-CFAR 检测器的具体实现步骤。

步骤1:非相参累积

在式(1)检测问题中,对 CUT 和参考单元接收到的 N 维向量进行非相干累积,得到幅度回波数据为

$$Z = |z| = \sum_{n=1}^N |z(n)| \quad (17)$$

考虑到海杂波空间非均匀性,杂波功率也是非均匀,即不同区域的海杂波功率是不同的。因此,有必要获得与 CUT 杂波功率相同的局部杂波数据,进而获得局部杂波功率。根据伽马分布的可加性^[16], Z 仍服从伽马分布,形状参数变为 $N\nu$, 尺度参数保持不变,即 $f_r(Z; N\nu, b)$ 。

步骤2:截断异常样本

在实际探测环境中,海杂波数据中不可避免地存在高功率和低功率的异常点。特别是高功率的异常点,可能来自目标、岛礁、海尖峰等,严重影响杂波参数估计和目标检测性能^[18]。因此,有必要去除 P 个参考单元中的异常单元。对于 P 个非相干累积回波,按从小到大进行排序

$$\{Z_1 \leq Z_2 \leq \dots \leq Z_P\} \quad (18)$$

式中, Z_1 表示最小值, Z_P 表示最大值。

引入截断因子 $\beta \in [0, 0.5]$, 去除部分最大和最小的单元,得到纯杂波为

$$\{Z_{[\beta P]+1}, Z_{[\beta P]+2}, \dots, Z_{P-[\beta P]}\} \quad (19)$$

截断因子 $\beta=0$ 表示纯杂波,利用全部参考单元。 β 值越大,抗异常性越强。

步骤3:ML估计杂波功率

根据截断分布的特性^[17],式(19)中的纯杂波仍然服从伽马分布 $f_r(Z; N\nu, b)$ 。那么,杂波平均功率为

$$E[Z^2] = \int_0^{\infty} Z^2 f_r(Z; N\nu, b) dZ = N\nu(N\nu + 1)b^2 \quad (20)$$

然后,采用 ML 估计从纯杂波样本中获得尺度参数的估计值。 $[(1-2\beta)P]$ 个纯杂波的联合 PDF 为

$$f(Z_{[\beta P]+1}, Z_{[\beta P]+2}, \dots, Z_{P-[\beta P]}) = \frac{1}{\Gamma(N\nu)^{[(1-2\beta)P]} b^{N\nu[(1-2\beta)P]}} \prod_{i=1}^{[(1-2\beta)P]} z_i^{N\nu-1} e^{-\frac{z_i}{b}} \quad (21)$$

取式(21)自然对数同时对 b 求导,并令求导结果等于零

$$\frac{\partial \ln(f(Z_{[\beta P]+1}, \dots, Z_{P-[\beta P]}))}{\partial b} = 0 \quad (22)$$

那么, b 的 ML 估计为

$$\hat{b}_{ML} = \frac{1}{N\nu[(1-2\beta)P]} \sum_{i=[\beta P]+1}^{P-[\beta P]} Z_i \quad (23)$$

最后,将式(23)代入式(20)中,杂波平均功率 ML 估计为

$$E[z^2]^{ML} = \left(1 + \frac{1}{N\nu}\right) \left(\frac{1}{[(1-2\beta)P]} \sum_{i=[\beta P]+1}^{P-[\beta P]} Z_i\right)^2 \quad (24)$$

步骤4:计算检测统计量

最终,定义 CUT 的功率与杂波平均功率的比值为 TML-CFAR 检测器,即

$$\hat{\xi}_{TML} = \frac{|z|^2}{\left(1 + \frac{1}{N\nu}\right) \left(\sum_{i=[\beta P]+1}^{P-[\beta P]} |z_i| / [(1-2\beta)P]\right)^2} \quad (25)$$

由此可知, TML-CFAR 检测器可以自适应匹配脉冲数和形状参数,适合于多脉冲条件下。当 $N=1, \beta=0$ 时,上式退化为 MLG-CFAR 检测器^[13]。

相对于 CA-CFAR 检测器, TML-CFAR 检测器去除了部分异常单元,保证了参考单元中纯杂波样本和 CUT 具有相同的杂波功率。同时,包含杂波幅度分布的形状参数,使得统计量匹配于杂波特性。在大场景探测环境下,虽然海杂波服从相同的分布,但是杂波特性是不同的,体现在形状参数的不同。对于岸基雷达来说,近海的回波较强且表现为强非高斯特性,对应的形状参数较小;远海的回波较为均匀,接近高斯特性,对应的形状参数较大。因此,在实际探测时,形状参数具有空时变特性,需要进行在线感知。这就保证了 TML-CFAR 检测器能自适应感知杂波环境特性,有助于进一步提高检测性能。

2.2 CFAR特性推导

恒虚警特性在雷达检测中具有重要意义^[1-3]。恒虚警特性是指虚警率在某一参数变化时保持不变,或者说虚警率与该参数无关。在 H_0 假设下,CUT和参考单元的回波向量都是纯杂波,经过非相干累积后,TML-CFAR检测统计量为

$$\xi_{\text{TML}} = \frac{\bar{Z}^2}{\left(1 + \frac{1}{Nv}\right) \left(\sum_{i=[\beta P]+1}^{P-[\beta P]} \bar{Z}_i / (1-2\beta)P\right)^2} \quad (26)$$

式中, $\bar{Z} = |z|/b$, $\bar{Z}_i = |z_i|/b$,对非相干累积值进行尺度参数归一化。在实际杂波环境中,截断去除的是异常单元,能够保证获得更为准确的纯杂波数据。那么,剩下 $[(1-2\beta)P]$ 个纯杂波仍具有独立同分布的特性。根据PDF函数关系, \bar{Z} 仍服从伽马分布,其PDF为

$$f_{\bar{Z}}(\bar{Z}; Nv, 1) = \frac{1}{\Gamma(Nv)} \bar{Z}^{Nv-1} e^{-\bar{Z}}, \bar{Z} \geq 0 \quad (27)$$

可以发现, \bar{Z} 与尺度参数 b 无关。同样,式(26)中 $Z_i, i = [\beta P]+1, \dots, P - [\beta P]$ 都与尺度参数无关。

$$\text{令 } \theta = \bar{Z}^2, \psi = (1 + (Nv)^{-1}) \left(\sum_{i=[\beta P]+1}^{P-[\beta P]} \bar{Z}_i / (1-2\beta)P\right)^2,$$

则随机变量 θ, ψ 的PDF分别为

$$f_{\theta}(\theta | Nv, \nu) = \frac{1}{2\Gamma(Nv)} \theta^{\frac{Nv}{2}-1} e^{-\sqrt{\theta}}, \theta \geq 0 \quad (28)$$

$$f_{\psi}(\psi | v, N, P, \rho) = \frac{\psi^{\tilde{\nu}-1}}{2\Gamma(\tilde{\nu})\kappa^{\tilde{\nu}/2}} e^{-\sqrt{\psi/\kappa}}, \psi \geq 0 \quad (29)$$

式中, $\tilde{\nu} = Nv[(1-2\beta)P]$, $\kappa = (1 + (Nv)^{-1}) / [(1-2\beta)P]^2$ 。

那么,TML-CFAR检测统计量的PDF为

$$f_{\xi_{\text{TML}}}(\xi | H_0) = \int_0^{+\infty} \psi f_{\theta}(\psi\xi) f_{\psi}(\psi) d\psi = \frac{\xi^{Nv/2}}{4\Gamma(Nv)\Gamma(\tilde{\nu})\kappa^{\tilde{\nu}/2}} \int_0^{+\infty} \psi^{(Nv+\tilde{\nu})/2} e^{-(\sqrt{\psi\xi} + \sqrt{\psi/\kappa})} d\psi \quad (30)$$

当给定检测门限 η 时,可获得虚警概率 P_{fa} 解析表达式为

$$P_{\text{fa}} = \int_{\eta}^{+\infty} f_{\xi_{\text{TML}}}(\xi | H_0) d\xi = \frac{\xi^{Nv/2}}{4\Gamma(Nv)\Gamma(\tilde{\nu})\kappa^{\tilde{\nu}/2}} \cdot \int_{\eta}^{+\infty} \int_0^{+\infty} \psi^{(Nv+\tilde{\nu})/2} e^{-(\sqrt{\psi\xi} + \sqrt{\psi/\kappa})} d\psi d\xi = \Theta(v, N, \beta, P, \eta) \quad (31)$$

因此,可以证明虚警率 P_{fa} 由形状参数 v 、累积脉冲数 N 、截断因子 β 、参考单元数 P 和门限 η 决定,独立于尺度参数 b 。也就是说,TML-CFAR检测器对于杂波的尺度参数具有恒虚警特性。由于式(31)涉及较多非线性操作,很难计算出门限 η 的具体值,可以借助蒙特卡洛试验,在一定虚警率 P_{fa} 下,获得不同 v, N, β, P 下的门限。

3 实验结果与性能分析

3.1 纯杂波仿真环境

首先,仿真产生服从不同形状参数的伽马杂波序列。设置形状参数 $v=0.5, 1.5, 5.0$,尺度参数 $b=1$ 。图3(a)~(c)给出 $v=0.5, 1.5, 5.0$ 三种伽马杂波时间序列,长度为5000。形状参数较小时,杂波序列呈现出较大的幅度起伏特性。在图3(d)~(f)

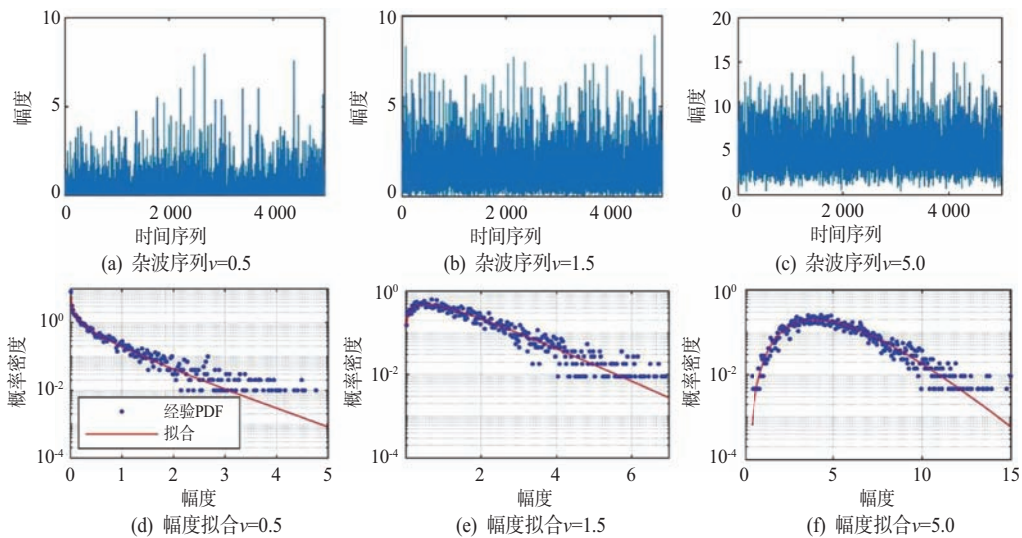
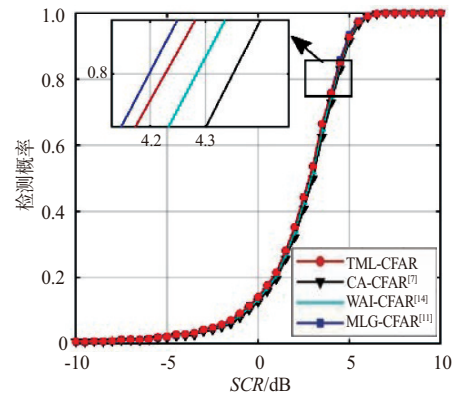
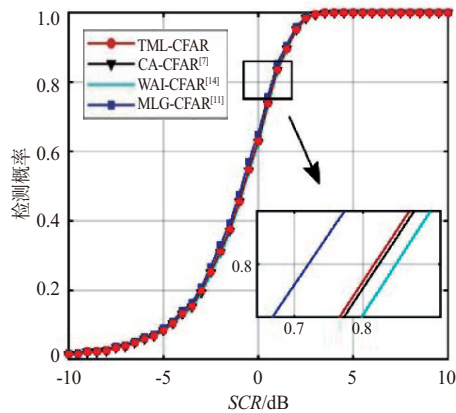
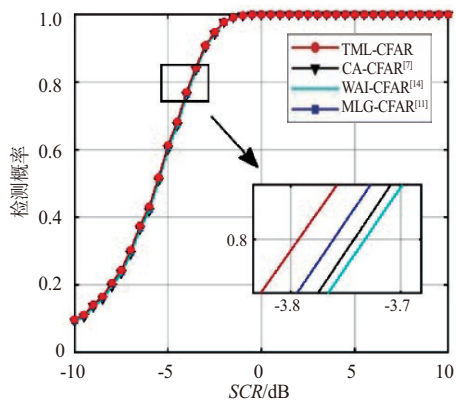


图3 伽马杂波仿真数据和幅度分布拟合

中,采用双分点估计,分位点 $\alpha=0.9$,由经验公式得 $\alpha_0=0.08$ 。估计的形状参数为0.5, 1.5, 5.0,尺度参数为0.86, 1.00, 0.99,对应KS值为0.05, 0.01, 0.01。这说明仿真生成的杂波序列服从伽马分布,可用于后续检测器性能验证中。此外,当 $v \leq 1$ 时,伽马分布的PDF为单调递减函数;当 $1 < v \leq 2$ 时,伽马分布的PDF先上凸后下凹有一个拐点;当 $v > 2$ 时,伽马分布的PDF先下凹后上凸再下凹有两个拐点。因此,在后续实验中,选取3种情况下的典型形状参数作为示例。

然后,讨论纯杂波背景下4种检测器的性能,即CA-CFAR^[7]、MLG-CFAR^[11]、WAI-CFAR^[14]和TML-CFAR检测器。设置累积脉冲数 $N=8$,参考单元 $P=40$,虚警率 $P_{fa}=10^{-3}$,截断因子 $\beta=0.1$ 。仿真目标建模为 $s = \sqrt{p_c} 10^{SCR/20} e^{j\varphi_0} \mathbf{p}$,其中 p_c 为杂波平均功率, φ_0 为目标的相位, $\mathbf{p} = [1, e^{j2\pi f_d T_r}, \dots, e^{j2\pi(N-1)f_d T_r}]^T$ 为多普勒导向矢量, f_d 为目标的多普勒频移, T_r 为脉冲重复周期。图4给出了不同形状参数下的性能曲线。可以得到以下3个结论:第一,随着信杂比(SCR)的增大,所有检测器的性能都有所提升。当 $SCR > 7$ dB时,所有检测器检测概率达到1。这表明非相干检测器需要较大的信杂比,适合海面中大型目标的检测。并且,检测器在大形状参数下的性能明显优于小形状参数下的,这是因为大形状参数下杂波接近高斯杂波。第二,在现有的检测器中,MLG-CFAR检测器^[11]获得最佳性能,其次是CA-CFAR检测器^[7],最差的是WAI-CFAR检测器^[14]。这是因为MLG-CFAR检测器^[11]在利用全部参考单元幅度的基础上,进一步匹配于杂波的形状参数,保证伽马杂波分布下的最优性。这意味着匹配杂波特性是提高检测性能的一种有效途径。第三,在形状参数较小时($v < 5$),提出TML-CFAR检测器的性能略低于MLG-CFAR检测器^[11]。随着形状参数变大,TML-CFAR检测器越来越接近MLG-CFAR检测器^[11]的性能,甚至在 $v > 5$ 时获得最佳性能。这是因为TML-CFAR检测器继承了匹配杂波特性的优势,但在纯杂波下,部分参考单元的截断导致了一小部分的性能损失。需要指出的是,随着参考单元数目的增多或截断因子的减少,

这部分性能损失将逐渐消失,如图5所示。当 $P > 120$ 时,可以忽略截断带来的影响,这是因为纯杂波下更多的参考单元意味着杂波平均功率的估计更加准确。同时,随着截断因子 β 从0.10减小到0.01,即去除的异常样本越少,提出的TML-CFAR检测器的性能逐渐接近最优的MLG-CFAR检测器^[11]。

(a) $v=0.5$ (b) $v=1.5$ (c) $v=5.0$ 图4 纯杂波下4种检测器性能对比($N=8, P_{fa}=10^{-3}$)

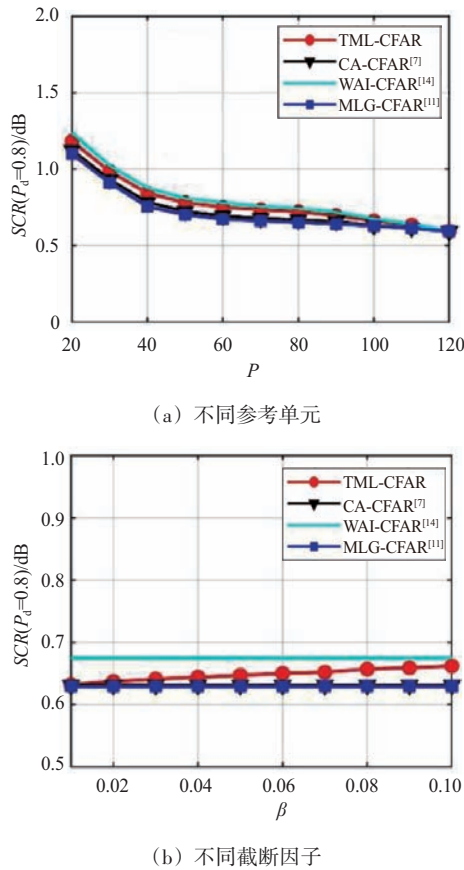


图5 参考单元和截断因子对检测器性能的影响
($v=1.5, N=8, P_{fa}=10^{-3}$)

3.2 异常杂波仿真环境

当生成伽马杂波后,在距离单元上线性添加少量具有高回波的异常样本。在纯杂波平均功率基础上,假设异常单元的功率在区间 $[10 \text{ dB}, 20 \text{ dB}]$ 上服从均匀分布。图6是添加了异常比例2%的3种伽马杂波下检测性能曲线,其余参数与上述实验一致。对比图4,CA-CFAR检测器^[7]和MLG-CFAR检测器^[11]存在至少3 dB的性能损失。比如,当 $v=5.0$ 时,在纯杂波下,检测概率为1需要SCR达到0 dB,而异常杂波下需要SCR达到5 dB。因此,在实际探测环境下往往要求检测器具有抗异常特性。

此外,可以发现,在3种杂波环境下,提出TML-CFAR检测器获得最佳的性能,且与纯杂波下性能相当,具备抗异常特性。相对于纯杂波下,TML-CFAR检测器的检测性能损失最少,WAI-CFAR检

测器^[14]次之,CA-CFAR检测器^[7]和MLG-CFAR检测器^[11]的性能损失最多。这是因为异常杂波环境下参考单元样本不再满足独立同分布的假设,导致平均功率估计偏大,从而降低检测概率。在WAI-CFAR检测器^[14]中,异常样本仍进入到幅值加权迭代中,但削弱了这部分异常样本的影响。不同地,TML-CFAR检测器直接去除了异常样本,大大消除了异常样本的影响,具备了较好的抗异常性能。

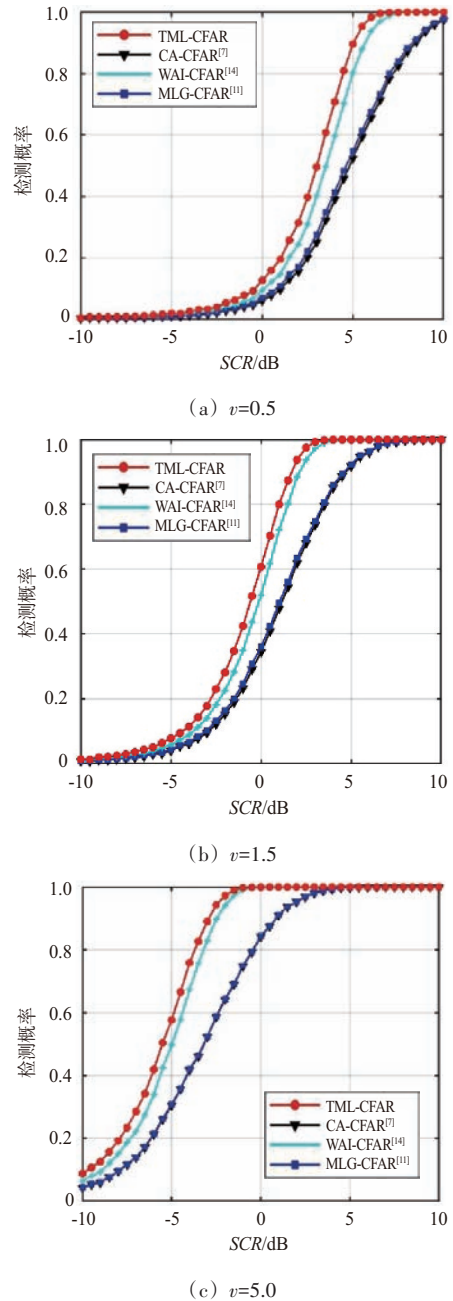


图6 异常比例2%下4种检测性能对比

在图7中,设置异常比例 ρ 从0%到10%,间隔为1%。 $SCR(\rho|P_d=0.8)$ 表示含异常比例 ρ 杂波下检测率达到0.8时所需的信杂比。所需的SCR越小,表明检测器性能更好。可以看出,随着异常比例 ρ 的增加,4种检测器所需的SCR值都逐步增加,表明性能下降。CA-CFAR检测器^[7]和MLG-CFAR检测器^[11]性能损失严重,特别是在异常比例较小时。这是因为这两种检测器适合纯杂波条件,当 ρ 达到一定值后,检测器性能损失已达到较大值。随着异常比率每增加1%,WAI-CFAR检测器^[14]所需SCR增加0.4 dB,呈现线性损失。对于TML-CFAR检测器,当异常比率 $\rho < 4\%$ 时,其性能保持不变。随着异常比率增加到10%后,检测器性能损失明显加快,这与设置的截断因子有关。此外,当伽马杂波形状参数增大时,所有检测器性能损失增加。这是因为大形状参数下,伽马杂波逐渐高斯化,幅度值较为均匀,容易受到异常值的影响。

接下来,讨论同种检测器性能损失的程度。

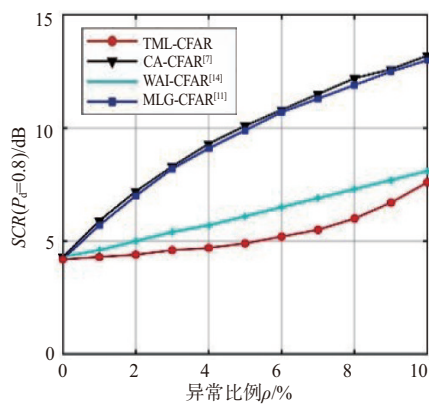
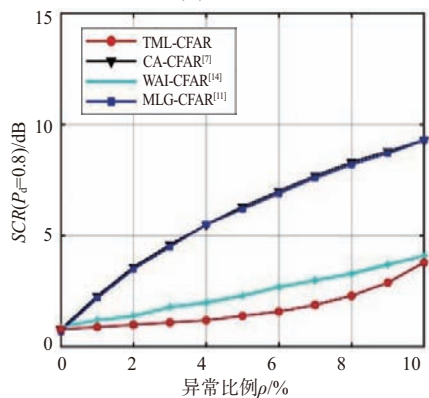
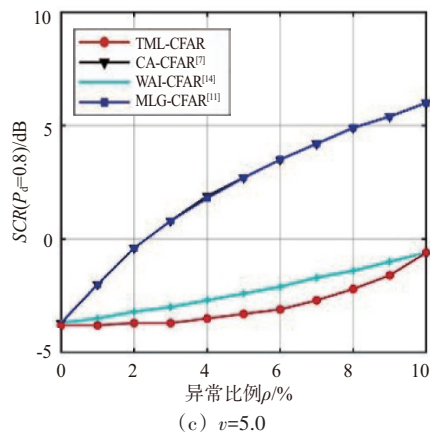
(a) $v=0.5$ (b) $v=1.5$ (c) $v=5.0$

图7 不同异常比例下检测器性能分析

为了定量衡量损失程度,定义相对于纯杂波环境下性能损失程度指标

$$Loss(\rho) = SCR(\rho | P_d = 0.8) - SCR(0 | P_d = 0.8) \quad (32)$$

式中, $\rho=0$ 为纯杂波环境,作为性能损失程度的参照值。表1列出了不同形状参数下4种检测器的性能损失程度指标。可以发现,CA-CFAR检测器^[7]和MLG-CFAR检测器^[11]性能损失最严重。当异常比例为10%时,这两种检测器需要增加约10 dB,才能达到纯杂波相同的检测概率。在实际探测环境下,这两种检测器无法正常工作。然而,TML-CFAR检测器和WAI-CFAR检测器^[14]都能在异常环境下工作,在异常比例 $\rho < 10\%$ 时只需增加3 dB。并且,TML-CFAR检测器性能损失值最小,当异常比例 $\rho < 6\%$ 时,损失小于1 dB。这表明提出的检测器具有稳健的性能,适用于实际复杂多变的杂波环境中。

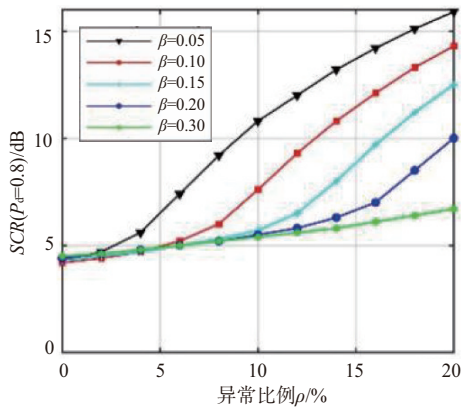
最后,分析截断因子 β 对TML-CFAR检测器的性能影响。从图8可以看出,在无异常环境下,当 β 值变大时,TML-CFAR检测器的性能存在部分损失。这是由于参考单元越多对杂波平均功率估计的偏差越小,即小的 β 值意味着有用的信息越多。相反地,在异常杂波环境下,当 β 值变大时,TML-CFAR检测器的性能损失越小。这是因为大的 β 值对参考单元去除的越多,能够削弱异常值、尖峰或者潜在干扰目标的影响。此外,当异常比率大于截断因子后,性能损失急剧增加。比如 $\beta=0.5$ 在 $\rho >$

表 1 4 种检测器性能损失指标

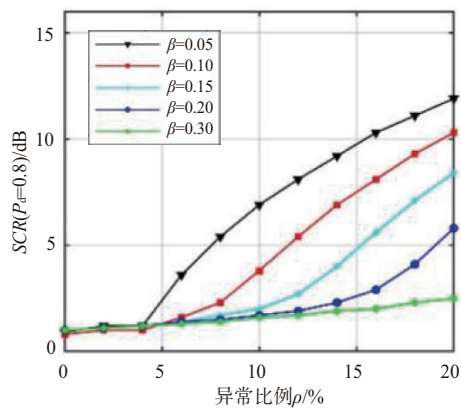
形状参数	检测器	异常比例 ρ									
		1%	2%	3%	4%	5%	6%	7%	8%	9%	10%
$v=0.5$	CA-CFAR ^[7]	1.6	2.9	4.0	5.0	5.8	6.5	7.2	7.9	8.3	8.9
	MLG-CFAR ^[11]	1.5	2.8	4.0	4.9	5.7	6.5	7.1	7.7	8.3	8.8
	WAI-CFAR ^[14]	0.3	0.7	1.1	1.4	1.8	2.2	2.6	3.0	3.4	3.8
	TML-CFAR	0.1	0.2	0.4	0.5	0.7	1.0	1.3	1.8	2.5	3.4
$v=1.5$	CA-CFAR ^[7]	1.5	2.8	3.8	4.7	5.5	6.2	6.9	7.5	8.0	8.5
	MLG-CFAR ^[11]	1.5	2.8	3.8	4.8	5.5	6.2	6.9	7.5	8.0	8.6
	WAI-CFAR ^[14]	0.3	0.5	0.9	1.1	1.4	1.8	2.1	2.4	2.8	3.2
	TML-CFAR	0.1	0.2	0.3	0.4	0.6	0.8	1.1	1.5	2.1	3.0
$v=5.0$	CA-CFAR ^[7]	1.7	3.3	4.5	5.6	6.4	7.2	7.9	8.6	9.1	9.7
	MLG-CFAR ^[11]	1.7	3.3	4.5	5.5	6.4	7.2	7.9	8.6	9.1	9.7
	WAI-CFAR ^[14]	0.2	0.5	0.7	1.0	1.3	1.6	2.0	2.3	2.7	3.1
	TML-CFAR	0.0	0.1	0.1	0.3	0.5	0.7	1.1	1.6	2.2	3.2

注:黑色加粗为不同形状参数下每列的最小值。

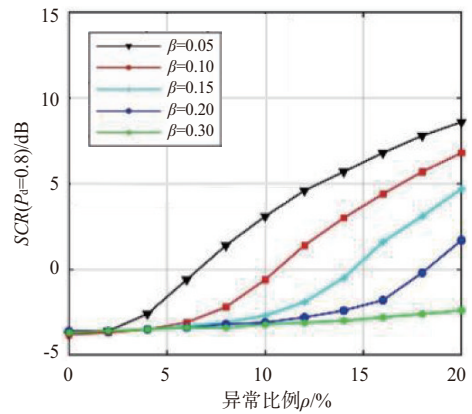
5% 后,在 $v=0.5$ 时所需的 SCR 从 5 dB 上升到 15 dB 以上。因此,有必要综合考虑信息利用和异常去除,根据实际探测环境选择合适的截断因子。本文考虑到实际环境中存在的异常比例不大于 7%,选择 $\beta=0.1$ 。



(a) $v=0.5$



(b) $v=1.5$



(c) $v=5.0$

图 8 截断因子对 TML-CFAR 检测器的性能影响

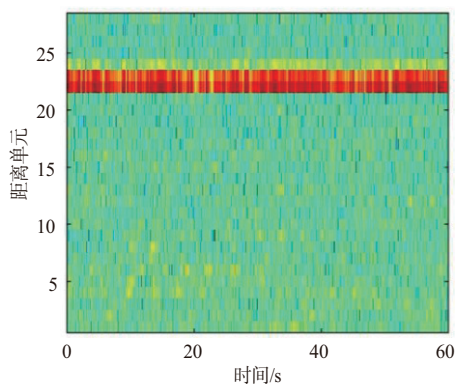
3.3 实际探测环境

在本节中采用 1998 年公开的 IPIX 实测海杂波数据^[18]验证性能。选取的数据为 19980304_204515_ANTSTEP.mat,工作在驻留模式,距离分辨率为 30 m,脉冲重复频率为 1 000 Hz。

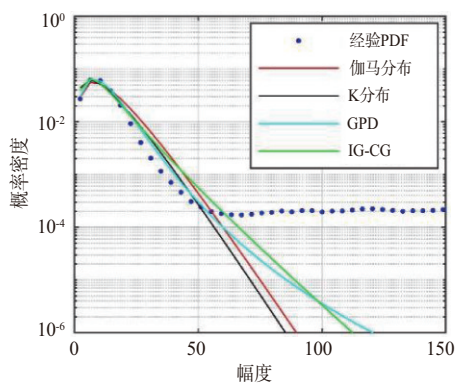
图 9(a)为 VH 极化下的时间-距离幅度图,观测时间为 60 s,距离单元为 28 个。测试目标横跨第 22 和 23 个距离单元,平均信杂比分别为 28.5 dB 和 22.7 dB。考虑到实际环境没有目标的先验知识,因此目标单元作为异常样本,形成异常杂波环境。将大于杂波平均功率 10 倍以上的样本作为异常值,异常比例为 7%。

在图 9(b)中,采用伽马分布、K 分布、广义 Pareto

分布(GPD)、IG-CG分布进行杂波拟合。考虑到异常杂波背景,4种分布都采用分位点估计方法,并且一个分位点 $\alpha=0.9$,另一个由经验公式获得。由于异常样本的存在,经验PDF曲线存在严重拖尾现象。表2列出了4种分布拟合下形状参数估计值、尺度参数估计值、拟合误差KS值。KS值越小,表明拟合越好。可以发现,在中等分辨率下,这4种分布都能较好地拟合实测杂波数据。在复杂探测环境下,伽马分布也可以作为一种新的选择。



(a) 时间-距离幅度图



(b) 幅度拟合

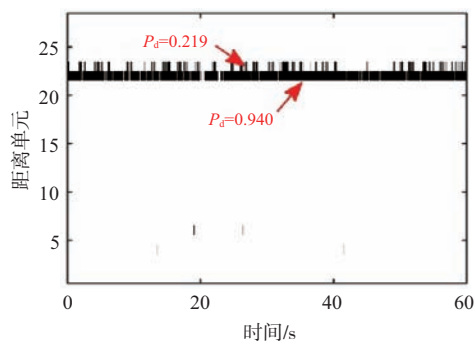
图9 实测数据的幅度图和杂波幅度分布拟合图

表2 幅度拟合参数和KS值

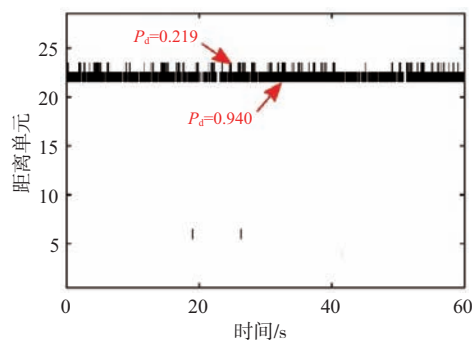
杂波分布	形状参数 v	尺度参数 b	KS值
伽马分布	2.300	5.796	0.077
K分布	1.560	204.473	0.084
GPD分布	3.031	0.002	0.076
IG-CG分布	0.880	226.915	0.078

考虑到距离单元数目有限,设置累积脉冲数 $N=4$,参考单元 $P=20$,虚警率 $P_{fa}=10^{-4}$,其余参数设置与上面实验一致。在图10中,4种检测器都能探

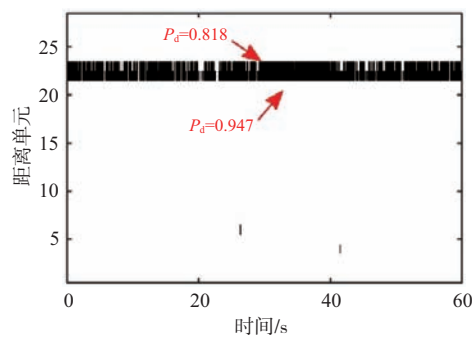
测到第22个距离单元的目标,检测概率高达0.940以上,这表明足够高的SCR在异常杂波下能保证



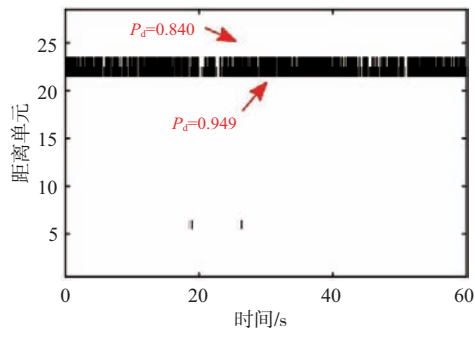
(a) CA-CFAR



(b) MLG-CFAR



(c) WAI-CFAR



(d) TML-CFAR

图10 实测数据下4种检测器的检测结果

检测性能。但是,当 SCR 减少 6 dB 时,显然 CA-CFAR 检测器^[7]和 MLG-CFAR 检测器^[11]在第 23 个距离单元的性能损失严重,检测概率为 0.219。这是因为 7% 异常样本导致平均功率急剧增大,从而检测概率大大降低。然而, WAI-CFAR 检测器^[44]和 TML-CFAR 检测器的检测概率分别为 0.818、0.840,性能损失相对较小。从整体来看, TML-CFAR 检测器获得了最佳的检测性能,这得益于其抗异常特性和匹配杂波特性的双重优势。需要说明的是,实际信杂比 $SCR=22$ dB 的情况下,检测概率却只有 0.8,与理论仿真存在较大的差距。这是因为实际探测环境中存在大量的异常单元,为了保证恒虚警特性,由蒙特卡洛试验获得的实际门限远远大于理论门限。并且,实测目标具有较大的功率起伏特性,这也是性能损失的原因。

4 结束语

本文主要研究了伽马分布海杂波背景下海面目标检测,提出了一种基于截断最大似然的 CFAR 检测器,即 TML-CFAR 检测器。在伽马分布下,推导了双分位点估计器,可用于异常杂波背景下获得稳健的形状参数估计值。同时,推导了多脉冲非相干累积下的检测器表达式,并证明了其对于尺度参数是恒虚警的。实验结果验证了该检测器的优越性,集成了抗异常和匹配杂波两大优势,能够满足实际复杂多变环境下的实时探测需求。

参考文献:

- [1] SAHED M, KENANE E, KHALFA A, et al. Performance Analysis of the MLG - CFAR Detector in Homogenous Gamma-Distributed Sea Clutter[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20:3506905.
- [2] 段亭宇,水鹏朗,封天.对数正态纹理海杂波背景非相干 CFAR 检测方法[J].西安电子科技大学学报,2022, 49(5):1-8.
- [3] 施赛楠,高季娟,李东宸.基于多维矩特征联合的 K 分布杂波参数估计[J].雷达科学与技术,2024,22(1):77-86.
- [4] CHEN Xiaolin, LIU Kai, ZHANG Zhibo, et al. Mixture Texture Model with Weighted Generalized Inverse Gaussian Distribution for Target Detection [J]. Digital Signal Processing, 2024, 154:104677.
- [5] WANG Zhihang, HE Zishu, HE Qin, et al. Persymmetric Range - Spread Targets Detection in Compound Gaussian Sea Clutter with Inverse Gaussian Texture [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19:8018305.
- [6] 周围,朱勇,杜玉晗,等. Gamma 分布海面目标检测中的应用[J].雷达科学与技术,2021,19(3):310-321.
- [7] SAHED M, MEZACHE A. Analysis of CFAR Detection with Multiple Pulses Transmission Case in Pareto Distributed Clutter[C]//4th International Conference on Electrical Engineering, Boumerdes, Algeria: IEEE, 2015: 7416-837.
- [8] DETOUCHE N, LAROUCSI T. Extensive Monte Carlo Simulations for Performance Comparison of Three Non-Coherent Integrations Using Log-t-CFAR Detection Against Weibull Clutter[C]//6th International Conference on Sciences of Electronics, Technologies of Information and Telecommunications, Sousse, Tunisia: IEEE, 2012:726-729.
- [9] TERKI Z, CHEBBARA F, MEZACHE A. Analysis of Non-Coherent CFAR Detectors in Sea-Clutter: A Comparison [C]//6th IEEE Congress on Information Science and Technology, Agadir-Essaouira, Morocco:IEEE, 2020:401-406.
- [10] 张坤,水鹏朗.广义 Pareto 分布海杂波背景下非相干检测器恒虚警性能分析[J].电子与信息学报,2021, 43(3):523-530.
- [11] ZHOU Wei, XIE Junhao, ZHANG Baiqiang, et al. Maximum Likelihood Detector in Gamma - Distributed Sea Clutter [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15:1705-1709.
- [12] ZHOU Jie, XIE Junhao. Performance Analysis of Linearly Combined Order Statistics CFAR Processors in Heterogeneous Background [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(2):2428-2437.
- [13] ZHOU Wei, XIE Junhao, XI Kun, et al. Modified Cell Averaging CFAR Detector Based on Grubbs Criterion in Multiple-Target Scenario [C]// International Conference on Radar, Brisbane, QLD, Australia: IEEE, 2018: 8557252.
- [14] ZHOU Wei, XIE Junhao, LI Gaopeng, et al. Robust CFAR Detector with Weighted Amplitude Iteration in Nonhomogeneous Sea Clutter [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2017, 53(3):1520-1535.
- [15] FENG Tian, SHUI Penglang. Outlier-Robust Tri-Percentile Parameter Estimation of Compound-Gaussian Clutter with Lognormal Distributed Texture [J]. (下转第 634 页)

潜艇内波尾迹 SAR 成像模拟与检测方法研究

周鹏¹, 石丽波¹, 张晰²

(1. 中国石油大学(华东)海洋与空间信息学院, 山东青岛 266580;
2. 自然资源部第一海洋研究所, 山东青岛 266061)

摘要: 潜艇在水下运动产生的内波尾迹包含丰富的物理特性和电磁散射信息,其检测与分析对目标识别和海洋监测具有重要意义。然而,复杂的海面环境和内波尾迹特性使得传统方法难以实现鲁棒检测。本文围绕潜艇内波尾迹的建模、成像与检测展开研究,提出了一种基于合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像的潜艇内波尾迹探测方法。首先,构建了海面与潜艇内波尾迹的复合模型,分析了尾迹的生成机理及海面对其的影响;其次,基于电磁散射理论研究了内波尾迹的散射特性,并通过仿真验证了内波尾迹的可见性;然后,结合 SAR 成像机制,仿真了不同海况下的内波尾迹 SAR 图像;最后,提出了一种结合稀疏低秩分解的鲁棒主成分分析(Robust Principal Component Analysis, RPCA)与形态学处理的内波尾迹检测算法,有效提取了尾迹的空间分布及几何特征。实验结果表明,所提方法能够在海面背景下准确分离和检测内波尾迹,具有较高的鲁棒性和适应性,为 SAR 在海洋监测中的应用提供了理论支持与实践参考。

关键词: 合成孔径雷达; 潜艇内波尾迹; 电磁散射; 尾迹检测; 鲁棒主成分分析; 形态学处理

中图分类号: TN951; TN958

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0623-12

引用格式: 周鹏, 石丽波, 张晰. 潜艇内波尾迹 SAR 成像模拟与检测方法研究[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6):623-634.

ZHOU Peng, SHI Libo, ZHANG Xi. Simulation and Detection Method of Submarine Internal Wave Wake in SAR Imaging[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6):623-634.

Simulation and Detection Method of Submarine Internal Wave Wake in SAR Imaging

ZHOU Peng¹, SHI Libo¹, ZHANG Xi²

(1. College of Oceanography and Space Informatics, China University of Petroleum (East China), Qingdao 266580, China;
2. First Institute of Oceanography, Ministry of Natural Resources, Qingdao 266061, China)

Abstract: The internal wave wake generated by submarine movement underwater contains rich physical characteristics and electromagnetic scattering information, and its detection and analysis are of great significance for target recognition and ocean monitoring. However, the complex sea surface environment and the unique properties of internal wave wake make robust detection challenging using traditional methods. Focusing on the modeling, imaging and detection of submarine internal wave wake, a method for detecting submarine internal wave wake based on synthetic aperture radar (SAR) images is proposed in this article. Firstly, a composite model of the sea surface and submarine internal wave wake is constructed, and the generation mechanism of the wake and the influence of the sea surface on it are analyzed. Secondly, the scattering characteristics of the internal wave wake are studied based on electromagnetic scattering theory, and the visibility of the internal wave wake is verified through simulation. Then, combined with SAR imaging mechanism, SAR images of internal wave wake under different sea conditions are simulated. Finally, a robust principal component analysis (RPCA) algorithm combining sparse low-rank decomposition and morphological processing is proposed for detecting internal wave wake, effectively extracting the spatial distribution and geometric features of the wake. The experimental results show that the proposed method can accurately separate and detect internal wave wake in the background of the sea surface, with high robustness and adaptability, providing theoretical support and practical reference for the application of SAR in ocean monitoring.

收稿日期: 2025-01-04; 修回日期: 2025-03-14

基金项目: 青岛市科技惠民示范专项项目(No.24-1-8-cspz-5-nsh); 国家自然科学基金区域创新发展联合基金重点支持项目(No.U22A20586); 中国石油大学(华东)校级教学改革项目(No.CM2024045); 中国石油大学(华东)研究生教学改革项目(No.YJG2024050)

Key words: synthetic aperture radar (SAR); submarine internal wave wake; electromagnetic scattering; tail detection; robust principal component analysis; morphological processing

0 引言

潜艇在密度层化的海水介质中运动时会在海水表面形成一种持续时间长、尺寸较大的映波,称为内波尾迹。在反潜作战中^[1],相较于声呐、红外及光学探测,合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)以其出色的成像能力、全天时全天候的适应性、对水面扰动的敏感性,可敏锐捕捉潜艇运动所引发的内波尾迹,因此成为潜艇侦察和跟踪的重要工具。1978年美国发射的SEASAT SAR对海洋监测时首次捕捉到具有明显几何特征的内波尾迹^[2],自此内波尾迹被认定为水下运动目标检测中的重要特征。值得注意的是,除了水下运动目标外,浅海地形(如大陆架、海峡等)也是内波生成的重要因素之一。因此内波尾迹的检测和分析不仅可用于水下目标识别,还可为海洋环境监测提供重要信息。

目前国内外学者的研究仍集中在舰船尾迹上,王世庆等^[3]提出了一种Radon变换和形态学图像处理技术,在Radon空间进行处理后,得到逆变换图像,通过图像后处理,可得到二值图像,以用于尾迹自动检测。种劲松等^[4]提出基于归一化灰度Hough变换的SAR图像舰船尾迹检测算法,推导出尾迹端点反演算法,同时自动提取舰船的航速。罗强等^[5]提出基于小波变换的SAR图像检测舰船目标的方法,利用图像灰度直方图小波变换进行分割图像,有效地检测出舰船目标。总的说来,这些方法大多数是建立在Radon(或Hough)变换的基础上的,在平稳海况下效果较好,但在复杂海况(如强风浪、内波叠加等),尾迹的形态可能呈现非线性特征,导致检测结果不理想。且海面杂波和环境噪声容易掩盖尾迹信号,尤其在SAR图像中,尾迹的对比度较低,传统方法的消噪效果有限,导致虚警率较高。在多尺度波浪和复杂的背景变化下,传统方法难以区分尾迹与背景纹理特征。

为了应对这一挑战,本文提出了一种基于SAR图像的潜艇内波尾迹探测方法。首先,通过构建

海面与潜艇内波尾迹的复合模型,分析了尾迹的生成机理及其与海面环境的相互作用。并深入探讨了海面内波尾迹的电磁散射特性,通过仿真研究,验证了内波尾迹的可见性,为后续的尾迹检测奠定了理论基础。然后,结合SAR成像机制,仿真了不同海况下的内波尾迹SAR图像,分析了海面变化对内波尾迹可探测性的影响。最后,提出了一种基于稀疏低秩分解与形态学处理的潜艇尾迹检测算法,该方法通过增强尾迹特征并提取尾迹的空间分布和几何特征,有效提高了复杂海面背景下的潜艇尾迹分离能力。

1 海面与潜艇内波尾迹复合模型

粗糙海面和潜艇内波尾迹的复合建模是研究海洋环境电磁散射特性的基础。围绕潜艇运动引发的内波尾迹及其与粗糙海面相互作用的物理机制展开,分别介绍潜艇内波尾迹的生成原理、粗糙海面的几何特性及其建模方法,最后通过结合两者的特性,提出一种适用于复合场景的海面几何模型。该模型为后续电磁散射特性分析与SAR图像仿真提供了理论支撑。

1.1 潜艇内波尾迹模型

潜艇在一定条件下通过等价于点源和点汇的方式来进行分析。点源模型适用于描述潜艇对水中声波或流场的发散作用,而点汇模型适用于描述潜艇对周围流体的汇聚作用。

Tuck提出的点源模型采用线性表面波边界条件,并假设点源强度为常数,未考虑Boussinesq近似的影响。基于这一点源模型,将潜艇近似为Rankine卵形体,在其中轴线上布置源汇,如图1所示,A为点源,B为点汇,假设点源位于 $A(-a, -h)$,点汇位于 $B(a, -h)$ 。根据物面边界条件求解源汇分布强度 Q ,采用叠加法求解运动潜艇产生的内波^[6]。

假设 CD 为 L , EF 为 R ,当合成流函数为0时满足

$$\frac{1}{8}UR^2 + \frac{Q}{4\pi} \left[\frac{-a}{\sqrt{h^2 - a^2}} - \frac{a}{\sqrt{h^2 + a^2}} \right] = 0 \quad (1)$$

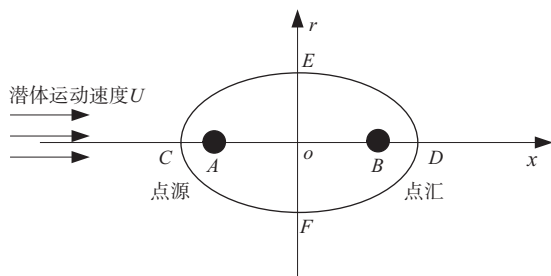


图1 Rankine卵形体

C点速度为0时,有

$$U - \frac{Q}{4\pi} \left(\frac{1}{(L/2 - a)^2} - \frac{1}{(L/2 + a)^2} \right) = 0 \quad (2)$$

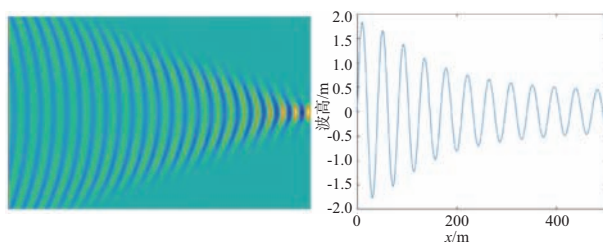
联立式(1)和式(2)求解,令

$$b^2 = \frac{Q}{2\pi U} \quad (3)$$

即可求解 a, b, Q 。此时假设潜艇长度为 L , 最大直径为 R , 方向的速度分量可表示为

$$u(x, y, z) = Q [u_s(x - a, y, z) - u_s(x + a, y, z)] \quad (4)$$

式中, 函数 u_s 为单位强度点源产生的扰动速度, s 为速度场分量的阶数, 表征潜艇速度由不同分量构成。假设某潜艇长度为 90 m, 最大直径为 10 m, 航行深度为 50 m, 潜艇速度为 16 kn 时, 图 2(a) 和图 2(b) 分别为潜艇内波尾迹几何模型及截取的部分尾迹波高图。

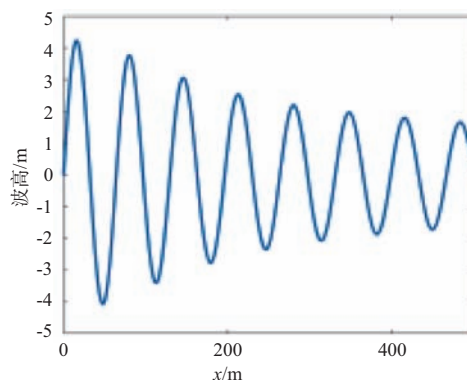


(a) 内波尾迹几何模型 (b) 内波尾迹波高图

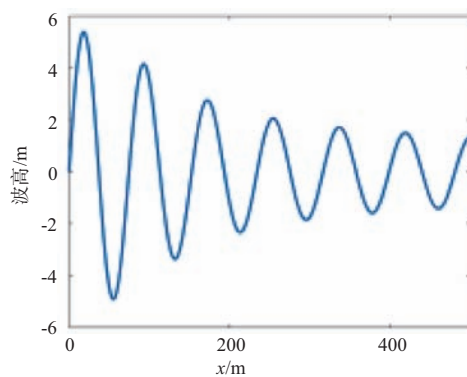
图2 内波尾迹几何模型及波高图

图 3 为保持航深 50 m 不变, 不同航速的内波尾迹切片图。从图中可以看出, 潜艇内波尾迹波幅不随航速的增大而单调递增, 当航速增大到一定程度时波高达到最大, 但航速进一步增大时波高反而减小。

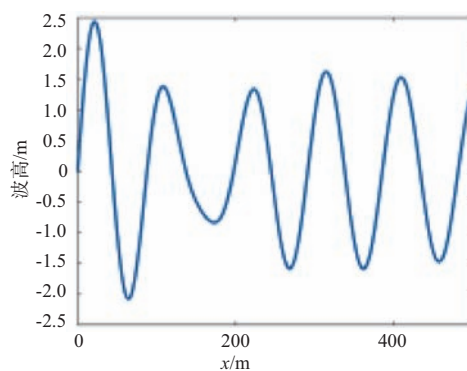
出现这种现象的原因是当潜艇的航速增大时, 波的生成与波的传播会出现非线性效应。在某些临界速度下, 波的传播会受到流体动力学的限制, 如波的聚焦效应、波的相互干涉等。这导致



(a) 航速 20 kn



(b) 航速 22 kn



(c) 航速 25 kn

图3 航深 50 m 时不同航速对内波尾迹的影响

波幅在某一航速下达到最大值^[7]。

图 4 为潜艇速度保持 16 kn 不变时, 改变潜艇航深的内波尾迹切片图, 随着潜艇深度的增加, 潜艇内波振幅明显降低。产生这一现象主要是因为水体的压缩性效应、温度盐度梯度的减弱、内波的衰减等因素。当潜艇进入深水区域时, 波的传播受到了水体稳定性和压力的抑制, 导致内波的振幅减小。

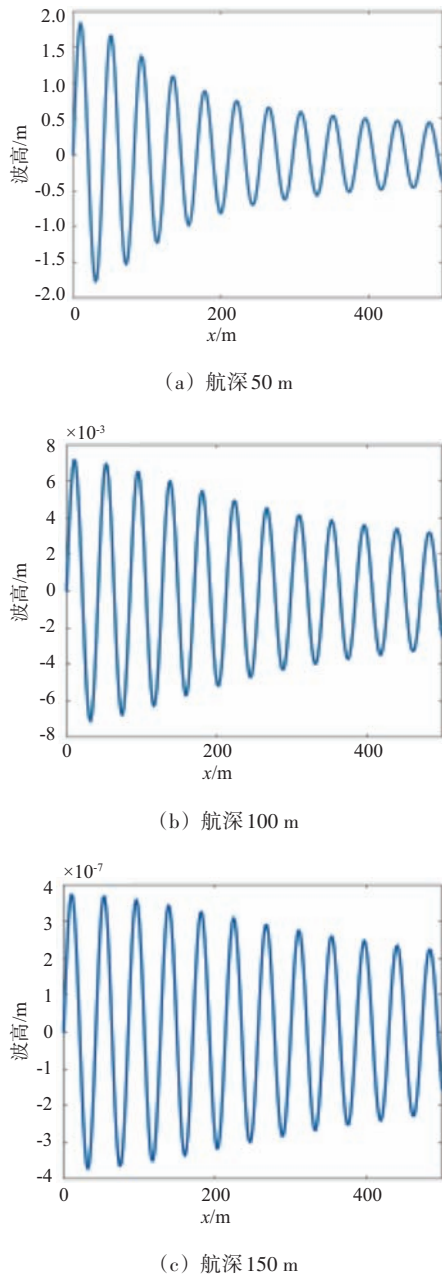


图4 航速 16 kn 时不同航深对内波尾迹的影响

1.2 粗糙海面几何模型

Elfouhaily 谱是对早期经典海谱模型的总结和扩展,结合风浪、毛细波和重力波等海面波动,能更全面地描述海面在不同波段和不同海洋环境下的波动特性,目前该谱已经被广泛应用于海面建模和海面电磁散射研究中。因此为了给后续的电磁散射计算提供更为准确的输入,本文采用 Elfouhaily 谱^[8]对海面进行建模,Elfouhaily 谱的表达式由长波曲率谱 $B_L(k)$ 和短波曲率谱 $B_H(k)$ 构成,其一维谱函数写为

$$S(k) = \frac{1}{k^4} [B_L(k) + B_H(k)] \quad (5)$$

式中, k 为波数。为了更准确地模拟实际海面的波浪,尤其是在不同风向和风速条件下的影响,引入方向函数^[9]。方向函数与海面 Elfouhaily 谱一维谱函数相结合,表达式为

$$S(k, \varphi) = S(k)G(k, \varphi) \quad (6)$$

方向函数引入逆风比例因子 Δk , 方向角 φ_ω 主要依赖于风向角及波浪相速度,其表达式为

$$G(k, \varphi) = \frac{1}{2\pi} \{1 + \Delta k \cos[2(\varphi - \varphi_\omega)]\} \quad (7)$$

图 5(a) 为风速 10 m/s、风向 10° 时海面的海面模型,相应的海面如图 5(b) 所示。

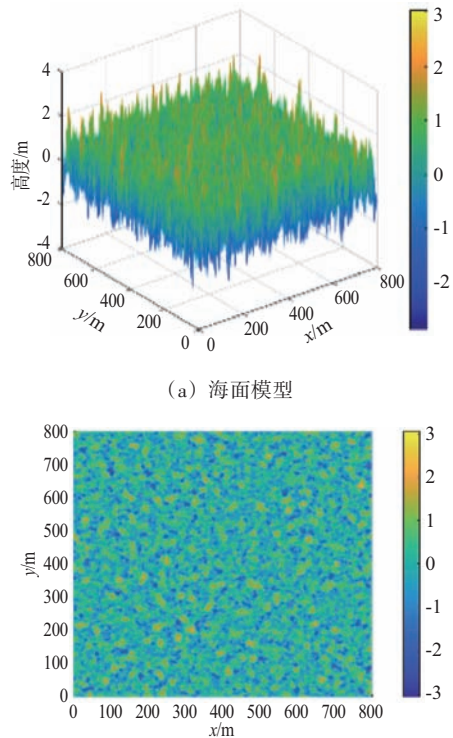


图5 10 m/s 风速 Elfouhaily 谱海面

图 6 为设置海面风向 10°, 改变风速时海面波高情况,随着海面风速的增强,幅度增强,海浪起伏变得剧烈^[10]。图 7 为保持海面风速 8 m/s 不变,改变风向角时,可看出波浪的能量分布和波浪的形态发生变化,海面表现出各向异性的特点。

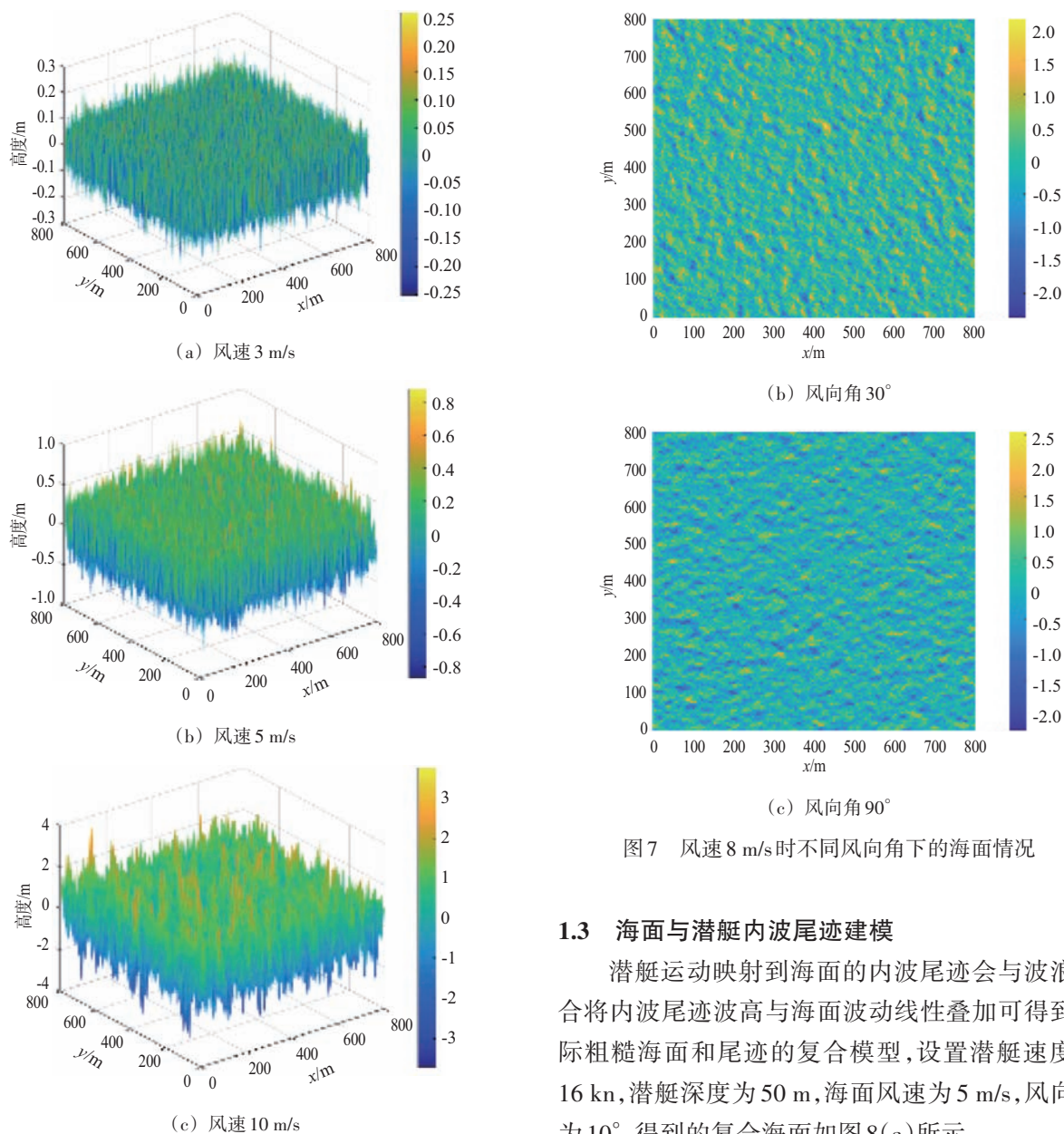


图6 风向角 10°时不同风速下的海面情况

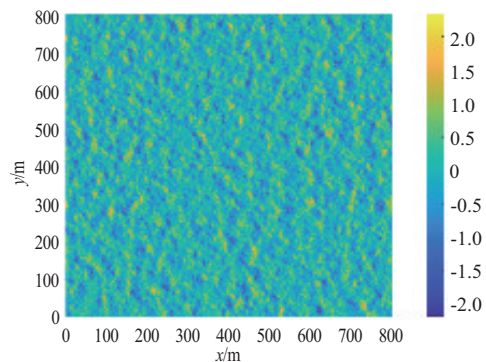
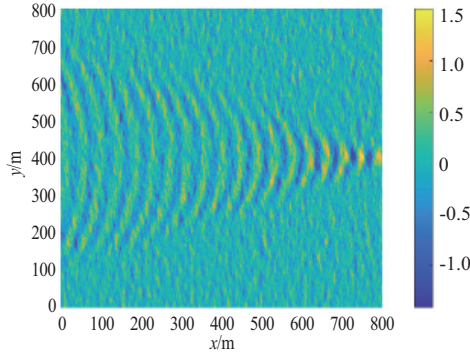


图7 风速 8 m/s时不同风向角下的海面情况

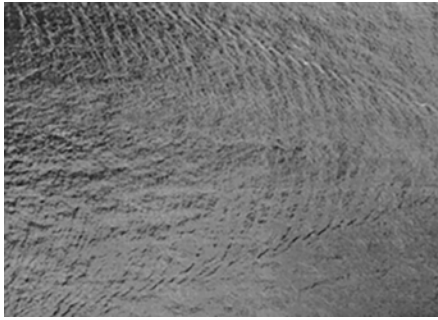
1.3 海面与潜艇内波尾迹建模

潜艇运动映射到海面的内波尾迹会与波浪耦合将内波尾迹波高与海面波动线性叠加可得到实际粗糙海面和尾迹的复合模型,设置潜艇速度为 16 kn,潜艇深度为 50 m,海面风速为 5 m/s,风向角为 10°,得到的复合海面如图 8(a)所示。

为了验证以上复合模型的有效性,选取潜艇尾迹真实航拍图进行对比,图 8(b)所示为直行潜艇尾迹的航拍图。从图 8(a)复合海面中可以看出内波尾迹在海面上表现的纹理特征与实际图像存在较高的一致性。这一结果表明,选用的模型能够有效再现潜艇尾迹的空间特征。同时随着风速的增加,海面愈加粗糙,当风速达到 8 m/s时,海面尾迹逐渐减弱并被掩盖,当风速达到 10 m/s时,尾迹波纹在海面完全消失,肉眼几乎无法分辨,如图 9所示。

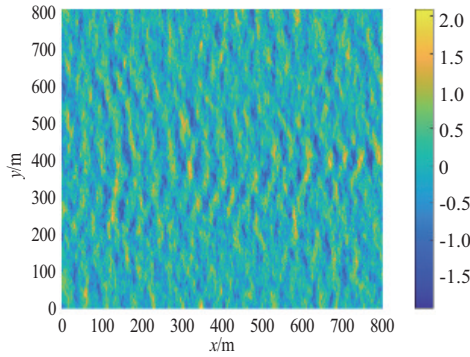


(a) 复合海面

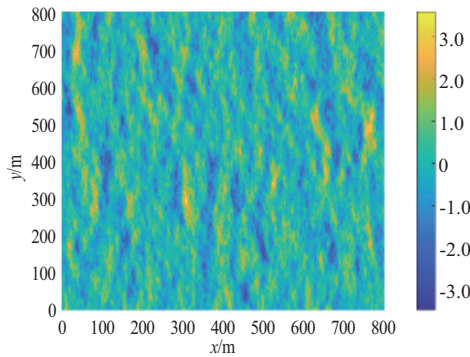


(b) 海面潜艇尾迹

图 8 海面内波尾迹复合模型



(a) 风速 8 m/s



(b) 风速 10 m/s

图 9 风向角 10° 时风速对尾迹可见性的影响

2 海洋内波尾迹电磁散射特性研究

电磁散射建模是全链路 SAR 成像仿真中的重要步骤,能有效保证最终成像质量。基于电磁散射理论对复杂环境进行后向散射系数的计算,并通过散射系数的直接索引生成 SAR 回波信号。

2.1 双尺度模型求解电磁散射系数

海面粗糙性具有多尺度特征,表现为大尺度波浪和小尺度不规则性,大尺度波浪影响低频散射,小尺度不规则性影响高频散射。双尺度模型(Two Scale Method, TSM)将基尔霍夫切平面近似法(Kirchhoff Approximation Method, KAM)和微扰法(Small Perturbation Method, SPM)结合,海面等效为倾斜扰动的平面,采用适当大小的离散小元素来表示,并视每个元素为带有微小起伏的倾斜面。这些小元素的散射作用分为相干散射和非相干散射两种,其中相干散射通过 KAM 计算,非相干散射则依靠 SPM 估算^[11-12]。将两种散射进行叠加得到单个面元的散射系数,可表示为

$$\sigma_{pq}(\hat{k}_i, \hat{k}_s) = \sigma_{pq}^{\text{KAM}}(\hat{k}_i, \hat{k}_s) + \sigma_{pq}^{\text{SPM}}(\hat{k}_i, \hat{k}_s) \quad (8)$$

采用 KAM 得到的后向散射系数为

$$\sigma_{pq}^{\text{KAM}}(\hat{k}_i, \hat{k}_s) = \frac{\pi k^2 |q|^2}{q_z^4} |F_{pq}^{\text{KAM}}|^2 P(z_x^{\text{tan}}, z_y^{\text{tan}}) \quad (9)$$

采用 SPM 得到的后向散射系数为

$$\sigma_{pq}^{\text{SPM}}(\hat{k}_i, \hat{k}_s) = \pi k^4 |\varepsilon_s - 1|^2 |F_{pq}^{\text{SPM}}|^2 S_\zeta \quad (10)$$

式(9)、式(10)中, p, q 分别表示散射场、入射场极化情况, \hat{k}_i, \hat{k}_s 表示入射、散射方向单位矢量, k 为波数, ε_s 为海水相对介电常数, F_{pq} 为极化因子, $P(z_x^{\text{tan}}, z_y^{\text{tan}})$ 为海面概率密度函数, S_ζ 为海面毛细波海谱。

得到单个面元散射系数后,根据设置的雷达成像场景面积进行叠加计算得到整个海面的电磁散射系数,其中 $A = M\Delta x \cdot N\Delta y$ 为海面场景面积, M 和 N 为笛卡尔坐标轴 x 和 y 方向上的离散点数:

$$\sigma_{pq}^{\text{total}}(\hat{k}_i, \hat{k}_s) = \frac{1}{A} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \left\{ \left[\sigma_{pq}^{\text{KAM}}(\hat{k}_i, \hat{k}_s) + \sigma_{pq}^{\text{SPM}}(\hat{k}_i, \hat{k}_s) \right] \Delta x \Delta y \right\} \quad (11)$$

2.2 海面内波尾迹电磁散射系数

表1为计算电磁散射系数分布的主要参数。图10通过TSM实现海面内波尾迹的电磁散射系数分布图。内波尾迹在分布图上呈现扩散波特征,这些特征反映了内波尾迹的几何形态和波动情况,通过对比不同区域的散射系数,可以间接推断出内波尾迹的波高幅度,散射系数较高的区域对应着波高幅度较大的内波。

表1 计算电磁散射系数主要参数

参数	参数值	参数	参数值
潜艇航深	50 m	入射角	45°
潜艇航速	16 kn	极化方式	水平
风速	10 m/s	单个面元尺寸	1.9 m×1.9 m
中心频率	1 GHz	区域大小	1 km×1 km

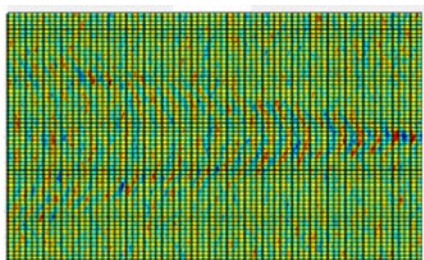


图10 海面内波尾迹电磁散射系数分布

2.3 海面内波尾迹电磁散射特性分析

由于海面内波尾迹的复杂性,仅从散射系数分布难以直接判断目标运动状态和雷达回波特征。因此,需要进一步分析其散射特性、空间尺度及时间尺度特性。

1) 散射特性

潜艇不同速度和深度导致的内波起伏对电磁散射的影响不同,随着航行速度的增加,海面更加粗糙,雷达散射增强。以潜艇速度16 kn为例,目标深度为150 m时,海面起伏仅为亚微米量级,对电磁波的调制作用极弱。雷达散射截面积(Radar Cross Section, RCS)在镜面方向最强,而后向散射贡献较弱;目标上升至50 m,内波起伏增大至米量级,后向散射增强。

经过对比VV、HH极化的散射分布,发现二者散射特性接近,表明散射特性对极化方式不敏感。

2) 空间尺度特性

通过分析散射系数分布图,发现内波尾迹波高幅度较大的区域对应较高的散射系数。当波长较大时,散射能量集中在较低频率区域;而短波长时,散射较为弥散。内波尾迹的散射效应可能被海洋背景杂波所掩盖,因此需结合成像处理技术进一步增强尾迹特征。

3) 时间尺度特性

内波尾迹散射特性随时间变化,较慢航行速度时,内波尾迹维持时间较长,散射特征较稳定;高速航行时,尾迹快速扩散,导致散射信号衰减更快。因此在实际应用中,需考虑长时间积累雷达回波,以提高对目标尾迹的检测能力。

综上所述,海面内波尾迹的电磁散射特性受航行深度、速度等因素影响。深度较浅时,增强后向散射;航行速度提高则增强整体散射效应,但尾迹衰减更快,需结合长时间观测。内波尾迹散射易被背景杂波掩盖,需通过成像处理增强特征。

3 海洋内波尾迹SAR成像仿真

利用第1节建模得到海面和潜艇内波尾迹复合模型为基础,再利用第2节中的双尺度法实现对大尺寸海面内波的计算和潜艇尾迹模型散射系数的求解。结合潜艇目标内波的散射特性、空间和时间尺度特性,对SAR系统的工作参数设计进行分析。然后以计算的RCS作为SAR成像数据,选择SAR成像算法对回波信号进行聚焦处理,得到最终的SAR图像。

3.1 SAR系统工作参数设计

由于内波尾迹主要影响海面的小尺度起伏,其散射信号较弱,适合使用较低频段进行观测,以提高对海面尾迹的灵敏度。L波段具有较好的穿透性和对大尺度结构的灵敏度,因此本文选择L波段进行尾迹成像仿真。

典型内波尾迹宽度约几十至几百米,因此SAR的分辨率应优于10 m以确保检测能力。分辨率计算公式为

$$\rho = \frac{c}{2B \sin \theta} \quad (12)$$

式中, B 为信号带宽, θ 为入射角, c 为光速。

根据内波尾迹的时间尺度特性,其演化周期

通常为几分钟到几十分钟。目标低速航行时,可采用较低重复频率如1~10 Hz进行长时间积累观测;高速航行时需提高重复频率如50~100 Hz以捕捉快速变化的尾迹结构。

根据内波尾迹的散射特性,其信号强度通常比海杂波低10~20 dB。为确保尾迹信号能够被有效识别,本文选取等效噪声系数为-30 dB,以提高尾迹信噪比。

根据前文散射特性分析,VV极化和HH极化对内波尾迹的散射差异较小。然而,HH极化对海面粗糙度的敏感性更高^[13],因此本文选择HH极化以增强对尾迹的检测能力。

根据SAR成像的几何关系,入射角的选择对尾迹信号的检测至关重要。较大入射角(如60°)可增强后向散射,提高尾迹对比度;较小入射角(如20°)易受镜面反射影响,导致尾迹信号不明显。本文采用45°入射角,以兼顾信号强度和目标分辨率。

基于上述分析,本文优化后SAR系统参数为:L波段,HH极化,入射角45°,分辨率小于2 m、等效噪声系数-30 dB及重复频率57 Hz。该参数组合可在保证信号强度的同时,提高内波尾迹的检测能力和成像质量。

3.2 SAR成像结果

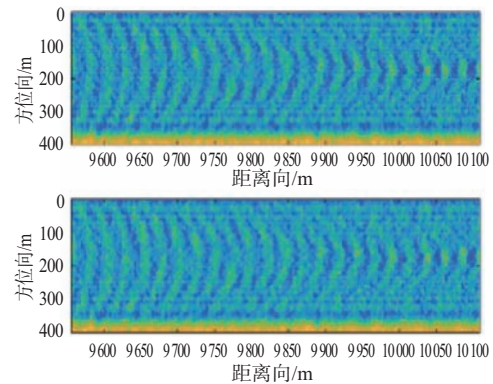
利用上文中得到的电磁散射系数进行计算得到雷达照射区域的叠加回波信号,即海面内波尾迹的回波,然后利用距离多普勒(Range-Doppler, RD)成像算法进行聚焦成像。RD成像过程中的主要参数如表2所示。

表2 RD成像参数

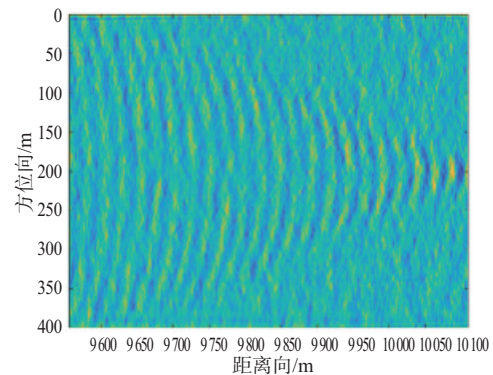
信号参数	参数值	平台参数	参数值
带宽	120 MHz	平台高度	5 km
脉冲宽度	5 μ s	平台速度	100 m/s
载频	1 GHz	场景中心地距	11 km

图11给出了海面内波尾迹的SAR仿真图像,图11(a)为距离向压缩后和距离徙动校正后的图像,尾迹沿距离向的分布可清晰展现,并且通过距离徙动校正消除了目标在方位向上的偏移。图11(b)为方位向压缩后的SAR图像,整幅图像的聚焦

效果较好,可以清晰看到内波尾迹的纹理特征,且能有效看出海面背景。



(a) 方位向压缩前



(b) 方位向压缩后

图11 海面内波尾迹仿真SAR图像

潜艇尾迹通常由潜艇在水下运动产生的内波所引起,由于潜艇尾迹的隐蔽性和动态特性,关于潜艇尾迹的SAR图像的公开数据相对较少,其SAR图像往往难以获取。因此,大部分研究依赖于仿真数据或特定实验数据。随着SAR技术和图像处理算法的进步,尤其是在海面监测和目标检测方面的应用,未来可能会有更多的潜艇尾迹SAR图像数据被公开发布,为相关研究提供更丰富的实验基础和数据支持。

4 基于RPCA的形态学SAR尾迹检测方法设计

针对SAR海面内波尾迹图像中回波强度的随机波动特性使得海面呈现出近似低秩的特征,目标尾迹展现出明显的稀疏性。运用鲁棒主成分分析(Robust Principal Component Analysis, RPCA)技

术,将SAR图像分解为低秩图像与噪声图像(两者共同反映海面状况)以及稀疏图像(描绘尾迹)^[14]。尽管上述操作已经对尾迹波纹进行增强,但是利用RPCA处理时假定噪声是高斯分布,而实际SAR图像中可能存在复杂的非高斯噪声和纹理干扰,导致分解效果下降,尾迹区域与背景分离不完整。且稀疏部分的提取依赖于尾迹特征的显著性,当尾迹特征较弱时,无法被充分提取。

在RPCA分解的基础上,通过结构化的几何操作对稀疏部分进一步处理,增强尾迹特征的连贯性并抑制残余噪声,弥补了RPCA的分离局限性,提高检测性能。在上述基础上,为进一步提升SAR海面内波尾迹检测的精度和鲁棒性,引入了基于Hough变换的尾迹特征波纹检测方法。CFAR检测门限的引入显著增强了特征提取的鲁棒性,连通区域面积统计和反演标注则进一步确保了检测结果的精确性与可解释性。具体检测流程如图12所示。

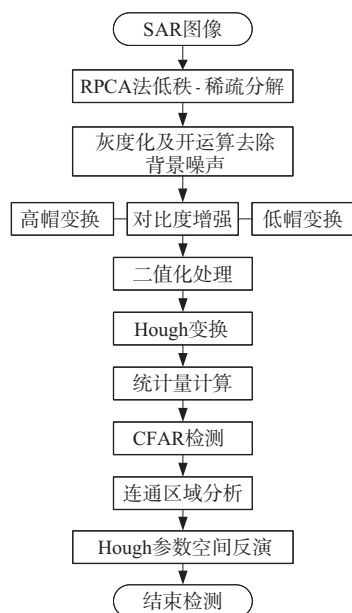


图12 海面内波尾迹检测流程图

4.1 RPCA低秩-稀疏分解

使用RPCA算法分解SAR图像时,本质上是為了增强尾迹波纹,消除海面背景噪声。假设想要分解的SAR图像数据矩阵为 M ,低秩矩阵为 L ,稀疏矩阵为 S 。假定噪声为独立同分布的高斯噪声,可视为求解以下凸优化问题:

$$\min \|L\|_* + \lambda \|S\|_1, \text{ s.t. } M = L + S + N, \|N\|_F \leq \delta \quad (13)$$

$$\text{设 } \lambda = \frac{1}{\sqrt{\max(m,n)}}, \text{ 令 } \|L\|_* = L, \text{ 得到凸优化}$$

问题的变体:

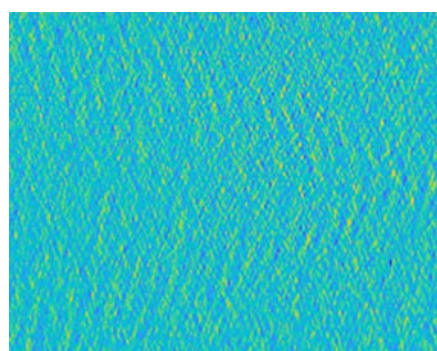
$$\arg \min_{L,S} \frac{1}{2} \|L + S - M\|_F + \lambda \|S\|_1 \quad (14)$$

经过变体后变为求解2个子问题的最小化:

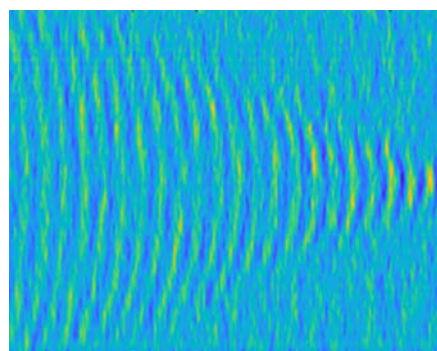
$$L_{i+1} = \arg \min_L \|L + S_i - M\|_F, \text{ s.t. } \text{rank}(L) = L \quad (15)$$

$$S_{i+1} = \arg \min_S \|L_{i+1} + S - M\|_F + \lambda \|S\|_1$$

将图11(b)方位向压缩后仿真SAR图像采用RPCA进行处理后的结果如图13所示。



(a) 低秩-海面图像



(b) 稀疏-尾迹图像

图13 RPCA低秩-稀疏分解SAR图像

对处理后的图像进行定量、定性分析,发现稀疏图像中尾迹信号的信噪比和对比度显著提高,如表3所示。对比处理前后的尾迹形态,处理后的图像尾迹更加清晰,尾迹边缘锐化。

表3 尾迹图像指标

图像指标	对比度	信噪比/dB
原始图像	5.52	35.47
稀疏图像	8.48	48.92

4.2 内波尾迹检测

尽管 RPCA 分解能够有效提取稀疏的尾迹信号,但其分解结果中通常仍包含一定的噪声,尤其是由于背景纹理或随机干扰引起的小尺度噪声。经过二值化处理,尾迹区域的边界往往存在不规则性。这可能是由于尾迹与背景之间的对比度不足,导致边界检测时出现锯齿状或断裂现象。同时,二值化后的图像可能存在一些不属于尾迹区域的小孔洞。这些孔洞会影响尾迹区域的完整

性和连贯性。

针对上述问题,利用形态学开运算进行处理,如图 14 所示。通过对图像进行腐蚀和膨胀操作,能够有效地去除小噪声点,并改善尾迹区域的连贯性和边界光滑度。接着为了进一步突出尾迹,强化背景与尾迹的对比度,利用高帽变换提取尾迹的亮区域特征,低帽变换提取尾迹的暗区域特征,通过对比度调整和二值化提取显著特征,生成最终的尾迹目标区域为后续尾迹的精确检测和分析提供更好的基础数据。

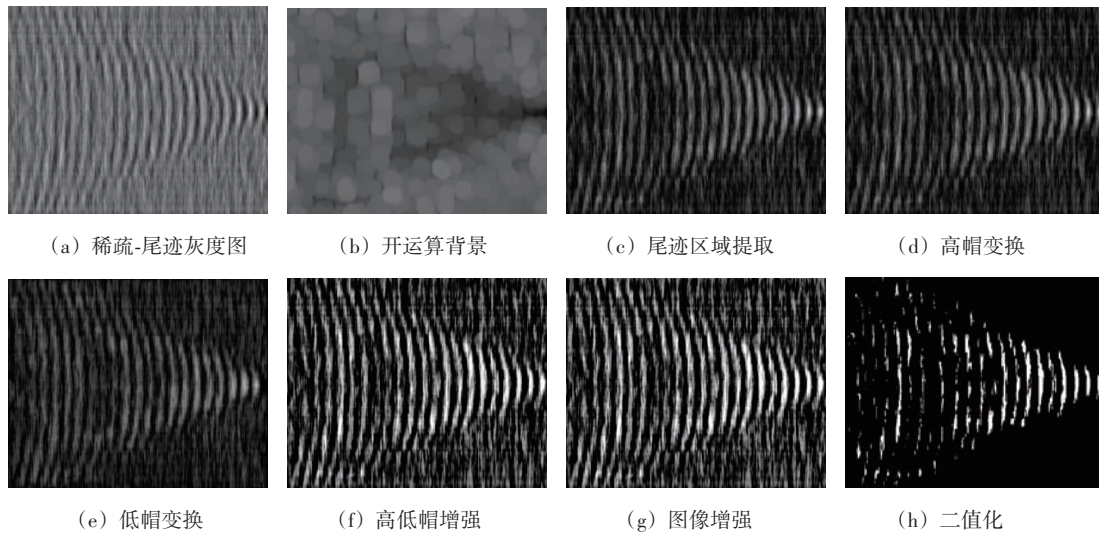
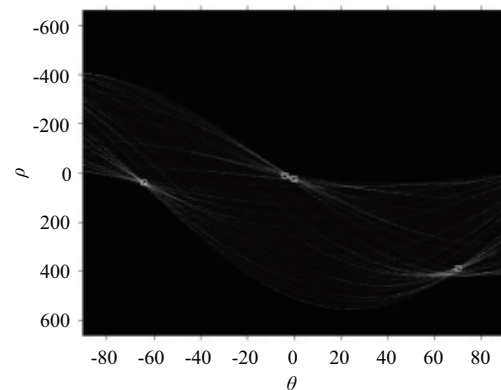


图 14 基于形态学和高低帽变换的尾迹特征增强处理图集

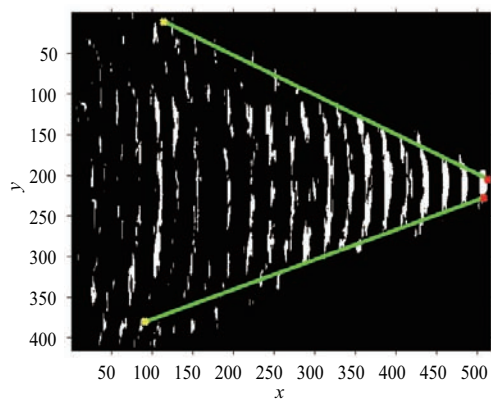
内波尾迹在 SAR 图像中呈“V”字的线性特征。因此采用线性特征检测方法可以对水下目标进行有效探测和追踪^[15]。本文将 CFAR 检测应用于经典 Hough 变换的参数空间检测峰值点和谷值点。检测过程如下:

输入二值化后的尾迹图像,将图像转换到 Hough 变换的参数空间 $h(\rho, \theta)$, 大小为 $P \times Q$, ρ 为极坐标系中由原点至法线的距离, θ 为直线的法线与 x 轴的夹角。假设 Hough 变换参数空间中的像素灰度, $p=1, 2, \dots, P$, $q=1, 2, \dots, Q$, 分别计算相对应的统计量 $T_s = \frac{[h(\rho_p, \theta_q) - \mu_0]}{\sigma_0}$ 。设定虚警概率为 p_{fa} , 根据 $T = \sigma_0 \Phi^{-1}(1 - p_{fa}) + \mu_0$ 计算得到 CFAR 检测门限 T , 将检测统计量 T_s 分别与检测门限 T 比较,

得到检测结果。统计各个连通区域的面积,将大于最小面积门限的连通区域的质心作为尾迹对应的 Hough 参数空间位置反演到图像域,并标注在图像中。检测结果如图 15 所示。



(a) Hough 变换空间



(b) 检测结果

图15 内波尾迹检测结果

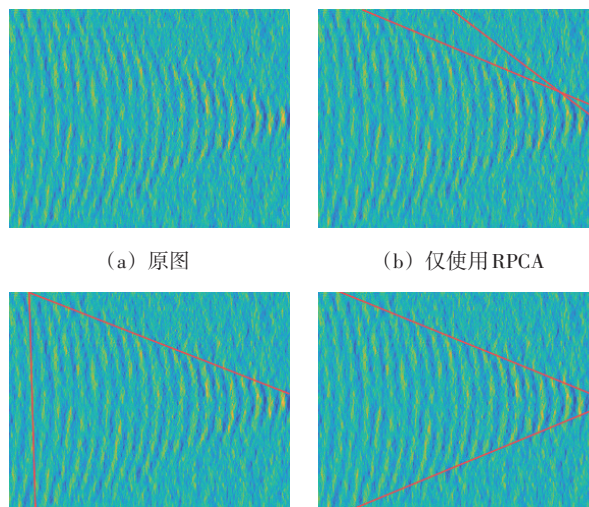
图15(a)为Hough变换矩阵的显著峰值点,可看出本文方法可以有效增强尾迹特征在变换域的对比如,提高尾迹检测精度。图15(b)的检测结果显示内波尾迹的“V”字特征。

为了验证方法的有效性,选取模拟SAR图像进行对比实验,设置某潜艇长度为90 m、最大直径为10 m,海面风速为5 m/s,海面风向为 10° ,SAR系统参数不变。设定航行深度为50 m,潜艇速度为16 kn,生成尾迹SAR图像。采用不同方法检测标注结果如图16所示。

若仅使用RPCA方法而未结合后续形态学处理,分离海面和尾迹后的结果中仍存在较多背景杂波和噪声干扰,尾迹特征模糊或不完整,难以准确检测到尾迹的几何形态和空间分布信息,如图16(b)所示。

若未使用RPCA方法仅使用形态学处理,海面背景的强散射信号将掩盖尾迹的微弱特征,导致尾迹难以分辨,如图16(c)所示。此外未经过低秩与稀疏分解,尾迹的显著性无法得到提升,检测算法对尾迹信号的鲁棒性和灵敏度大幅下降。

采用本文方法时,通过RPCA实现海面背景与尾迹的有效分离,显著增强了尾迹信号的显著性;随后利用形态学处理进一步消除了背景残余干扰,保留了尾迹的几何形态和空间分布特征。因此,最终能够清晰地检测出2条内波尾迹,并呈现出典型的“V”字型特征,准确反映了潜艇航行产生的尾迹形态,检测效果优于其他方法,具有较高的鲁棒性和适应性。



(a) 原图

(b) 仅使用RPCA

(c) 未使用RPCA

(d) 本文方法

图16 不同方法检测标注结果

5 结束语

本文围绕潜艇内波尾迹的建模、成像与检测,提出了一种基于SAR图像的复合建模与检测方法。通过构建海面与潜艇内波尾迹的复合模型,深入分析了尾迹生成机理及其电磁散射特性,验证了内波尾迹的可见性;结合SAR成像机制,仿真了不同海况下的内波尾迹SAR图像;最后,提出了一种结合稀疏低秩分解与形态学处理的尾迹检测算法。实验结果表明,该方法能够在复杂海面背景下有效提取尾迹的几何特征和空间分布,具备较高的鲁棒性和适应性。

本研究不仅为潜艇内波尾迹的SAR探测提供了理论基础和实践方法,也为水下目标的实时监测和识别提供了新的技术手段。然而,本文研究仍有一定的局限性,如模型对复杂海况的适应性和实时性。在未来的研究中,在RPCA和形态学预处理基础上,利用深度学习模型^[16](如CNN或Transformer)提取尾迹的高层次特征,进一步提升检测精度。提高尾迹检测的自动化程度和精度,同时探索更高分辨率SAR数据在复杂海况下的成像与检测潜力,为海洋目标的综合监测提供更加全面和精准的解决方案。

参考文献:

- [1] 衣志航.广域海面潜艇目标探测识别与融合跟踪方法

- 的研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
- [2] MUNK W H, SCULLY - POWER P, ZACHARIASEN F. The Bakerian Lecture, 1986 Ships from Space [J]. Proceedings of the Royal Society of London A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1987(8):231-254.
- [3] 王世庆,金亚秋. SAR图像船行尾迹检测的Radon变换和形态学图像处理技术[J]. 遥感学报, 2001(4): 289-294.
- [4] 种劲松,朱敏慧. 基于归一化灰度Hough变换的SAR图像舰船尾迹检测算法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(2):146-150.
- [5] 罗强,罗莉,任庆利,等. 一种基于小波变换的卫星SAR海洋图像舰船目标检测方法[J]. 兵工学报, 2002, 23(4):500-503.
- [6] 徐世昌. 潜艇运动产生的内波与潜艇尾迹的SAR遥感仿真[D]. 哈尔滨:哈尔滨工程大学,2006.
- [7] 高德宝,张军,周根水,等. 拖曳体内波尾迹水下/水面波流特征试验研究[J]. 船舶力学, 2023, 27(1):1-9.
- [8] 王义慧,徐星欧,徐莹. 基于中法海洋卫星波谱仪观测的一维海浪谱模型对比[J]. 空间科学学报, 2023, 43(6):1111-1124.
- [9] 李平平. 不同海域真实海面电磁散射建模与仿真[D]. 西安:西安电子科技大学,2023.
- [10] 王乐天. 海洋目标尾迹电磁散射特性与SAR成像研究[D]. 西安:西安电子科技大学,2020.
- [11] ARNOLD-BOS A, KHENCHAF A, MARTIN A. Bistatic Radar Imaging of the Marine Environment-Part I: Theoretical Background [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2007, 45(11):3372-3383.
- [12] 杨哲超,任立群,鄧长红,等. 海洋分层特征对合成孔径雷达图像内波尾迹可识别性的影响[J]. 中国舰船研究, 2025, 20(3):296-304.
- [13] 郭立新,魏仪文. 复杂动态海面与目标电磁散射及回波仿真研究现状与展望[J]. 雷达学报, 2023, 12(1): 76-109.
- [14] 吕俊阳. 基于SAR图像的舰船目标和尾迹检测方法研究[D]. 杭州:杭州电子科技大学,2022.
- [15] ARIVAZHAGAN S, SUNDARI S M, SELVI T R M M, et al. Modeling and Theoretical Exploration of Free Surface Manifestation of Submarines in Presence and Absence of Ocean Waves[J]. Ocean Engineering, 2024, 301:117552.
- [16] ZHOU Xixuan, ZHENG Fengjie, WANG Haoyu, et al. Towards Real-Time Detection of Wakes for Various Sea States with Lightweight Deep Learning Model in Synthetic Aperture Radar Images [J]. Remote Sensing, 2024, 16(24):4798.

作者简介:

周鹏 男,博士,副教授,主要研究方向为SAR成像、ISAR成像和海洋遥感。

石丽波 女,硕士研究生,主要研究方向为SAR成像。

张晰 男,博士,研究员,主要研究方向为海洋遥感和SAR成像处理。

(上接第622页)

Digital Signal Processing, 2022(1):103307.

- [16] DUFRESNE D. Algebraic Properties of Beta and Gamma Distributions, and Applications[J]. Advances in Applied Mathematics, 1998, 20(3):285-299.
- [17] 张晓伟,马冰心,马赛鹏. 截断分布族的方差与熵[J]. 理论数学, 2024, 14(4):459-475.
- [18] McMaster University. IPIX Radar Database [DB/OL]. [2003-05-21]. <http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/>.

作者简介:

施赛楠 女,博士,副教授,主要研究方向为雷达信号处理、微弱目标检测、气象雷达探测。

马倩倩 女,硕士,主要研究方向为海杂波建模和海面目标检测。

汪佳俊 男,硕士,主要研究方向为无人机检测、智能网络检测。

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.06.005

基于稀疏离散余弦变换的快速时延估计

危政凯, 郭柏扬, 李志汇, 周青松

(国防科技大学电子对抗学院, 安徽合肥 230037)

摘要: 在复杂的电离层环境中, 多径效应对天波超视距雷达探测产生严重干扰, 易产生虚假目标。对多径时延参数的快速、准确估计有助于抑制多径干扰、提升雷达探测精度, 对超远距离目标探测具有重要意义。针对信号在电离层的传播特性, 本文提出了一种能够基于稀疏离散余弦变换的高效多径时延估计算法, 实现对接收端信号时延的快速估计。所提方法首先利用多径信号的路径稀疏特性, 采用随机置换、加窗滤波、子采样离散余弦变换及哈希映射的方式, 并进行迭代统计离散余弦域的峰值特性, 进而实现对多径时延的高精度估计。实验表明, 相较于傅里叶域的处理方法, 所提算法能够有效降低时延估计的平均绝对误差, 同时在噪声下具有更强的鲁棒性; 相较于离散余弦变换算法, 稀疏离散余弦变换算法具有更低的计算复杂度, 运行时间大幅缩短。

关键词: 多径效应; 时延估计; 稀疏离散余弦变换; 哈希映射

中图分类号: TN957.54

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0635-08

引用格式: 危政凯, 郭柏扬, 李志汇, 等. 基于稀疏离散余弦变换的快速时延估计[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6):635-642.

WEI Zhengkai, GUO Baiyang, LI Zhihui, et al. Fast Time Delay Estimation Based on Sparse Discrete Cosine Transform[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6):635-642.

Fast Time Delay Estimation Based on Sparse Discrete Cosine Transform

WEI Zhengkai, GUO Baiyang, LI Zhihui, ZHOU Qingsong

(College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China)

Abstract: In complex ionospheric environments, the multipath effect causes severe interference to sky-wave over-the-horizon radar detection, easily generating false targets. Rapid and accurate estimation of multipath time-delay parameters is crucial for suppressing multipath interference, improving radar detection accuracy, and is of great significance for ultra-long-range target detection. According to the signal propagation characteristics within the ionosphere, an efficient multipath time-delay estimation algorithm based on sparse discrete cosine transform (SDCT) is proposed in this paper, achieving fast estimation of the time delays in received signals. The method first leverages the path sparsity of multipath signals, employing random permutation, windowed filtering, subsampled discrete cosine transform, and Hash mapping, combined with iterative statistical analysis of peak characteristics in the discrete cosine domain, to achieve high-precision estimation of multipath time delays. Experimental results demonstrate that compared to processing methods in the Fourier domain, the proposed algorithm effectively reduces the mean absolute error (MAE) of time-delay estimation while exhibiting stronger robustness under noisy conditions. Furthermore, compared to the standard discrete cosine transform algorithm, the sparse discrete cosine transform algorithm features lower computational complexity and significantly reduced running time.

Key words: multipath effect; delay estimation; sparse discrete cosine transform; Hash mapping

0 引言

在天波超视距雷达信号处理领域中, 多径时延估计技术是核心技术之一。短波信号在传播过

程中到达电离层时, 由于电离层不同高度的电子密度分布存在差异, 信号会在不同层高发生反射, 进而形成多条传播路径, 最终经这些路径到达接收端时因传播距离不同而产生时间延迟, 引发多

收稿日期: 2025-08-30; 修回日期: 2025-11-03

基金项目: 国家自然科学基金(No.62301581, 62401600); 中国博士后科学基金面上项目(No.2023M734313); 安徽省研究生创新项目; 湖南省研究生创新项目

径效应。雷达受多径效应的影响在实际探测中产生假目标,影响对真实目标的识别与定位,准确估计多径时延信息是有效消除假目标、提升雷达探测精度,为后续信号分离与干扰抑制奠定基础的关键所在。

目前,主流时延估计方法主要有互相关法、子空间法及稀疏优化方法。互相关法原理简单,易于工程实现,Knapp等提出了广义互相关(Generalized Cross Correlation, GCC)算法, GCC算法通过对接收到的信号进行加权处理,使得参考信号与接收信号的相关峰更加尖锐,提高时延的估计精度,该方法在工程领域得到了广泛的应用^[1]。子空间法及稀疏优化方法估计精度高,但计算复杂度高, Oziewicz将多重信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法应用于正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)系统的时延估计问题^[2]。研究者主要集中于提升算法的估计精度,并随之设计了一系列复杂算法。但对于计算资源有限的天波超视距雷达系统而言,难以满足系统对实时性的需求^[3-5]。在对快速多径时延估计算法的研究中,研究者发现多径信道由多个复指数分量构成,精确估计其复指数分量的频率信息^[6],能够实现多径时延的有效提取。Liu等提出了一种基于快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)及离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)插值的正弦信号频率估计算法,相较于传统的优化算法,在计算效率上实现了显著提升^[7]。陈李等基于信号的谱稀疏特性,提出了一种基于稀疏傅里叶变换的快速频谱分析方法,该方法利用延时采样的相位旋转效应,在低采样率下实现了对宽带信号的快速频谱感知^[8]。杨君将一维的稀疏傅里叶变换扩展到二维非均匀稀疏分数傅里叶变换,利用信号的稀疏性构建了非均匀采样下的二维离散分数傅里叶变换快速算法^[9]。离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)相较于傅里叶变换在处理一些具有特定特征的信号时,能够将信号能量高度集中在少数变换稀疏上,其快速算法实现更加简单且计算量更小^[10-11]。Serbes设计了一种快速的正弦频率估计算法,通过使用移位技术和DFT插值器对DFT稀疏进行插值,在两次迭代中完成收敛^[12]并进一步对多个正弦曲

线的移位DFT稀疏进行插值,在选取适当参数时,所提算法的估计误差达到了克拉美罗下界,且总计算成本为 $O(KM\log N)$ ^[13]。

尽管现有诸多算法按估计方法在不同方面展现出优势,但在计算效率和估计精度的平衡,尤其针对天波超视距雷达这类计算资源有限且对实时性要求较高的场景,仍存在不足^[14]。针对在计算资源有限的情况下,实现快速准确的多径时延估计这一问题,我们提出了基于稀疏离散余弦变换(Sparse Discrete Cosine Transform, SDCT)的多径时延估计算法。基于多径信号的路径稀疏特性,对应其多径信道向量由有限谐波分量组成,实现了对多径时延的快速估计,同时有效提升了算法的时延分辨率,实现了在更小时延间隔下对多径时延的准确估计。

1 信号模型

天波超视距雷达进行探测时,信号由发射端发出后,并非沿单一路径直射至接收端,而是依托电离层这一特殊传播介质,与电离层不同高度分层、不均匀体等产生复杂交互。信号会经电离层的E层、F层等不同区域反射,还可能多次反射,形成数量有限的传播路径^[15]。天波超视距雷达接收端天线接收到的信号,是经多条路径传输的信号在时域、频域上的线性叠加,其中既包含携带目标信息的多径有用分量,又会混入电离层噪声、杂波干扰等,给后续目标检测、多径时延参数估计及抗干扰处理带来诸多挑战。具体天波超视距雷达信号多径传播模型如图1所示。

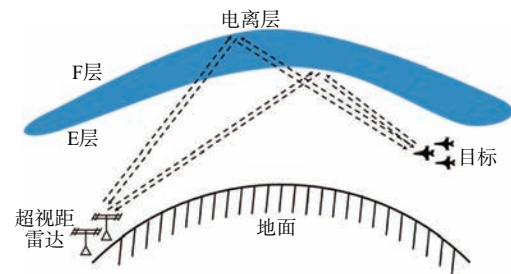


图1 天波超视距雷达探测视图

在实际的天波超视距雷达探测场景中,信号回波在电离层不同高度发生反射,沿不同路径到达接收端,由于电离层的层状特性以及电子密度分布的非均匀特性,信号的发射位置主要集中在E

层与F层,信号差传播路径呈现出显著的稀疏特性^[15-17],即信号能量主要集中在有限的传播路径上。这种能量集中的现象使得电离层多径信道表现出显著的稀疏特性^[18-20],即能量较弱的路径可以忽略不计,只有少数几条主导路径对接收信号具有实质性贡献,接收端所获取的时域信号可以表示为发射信号经过不同延迟和衰减之后的线性叠加。进一步考虑到电离层的电子密度随日照、季节和地理位置动态变化,信号传播路径参数实际上具有时变特性,因此,可以将接收信号的时域模型表示为

$$y(t) = \sum_{l=1}^{L(t)} \alpha_l(t) s(t - \tau_l(t)) + n(t) \quad (1)$$

式中, $y(t)$ 表示接收信号, $s(t)$ 表示发射信号, $n(t)$ 表示噪声, $\alpha_l(t)$ 表示第 l 条路径的衰减系数, $\tau_l(t)$ 表示第 l 条路径的真实时延, $L(t)$ 表示显著多径的数量, $\alpha_l(t)$ 、 $\tau_l(t)$ 、 $L(t)$ 均为时间相关函数,随电离层波动实时变化。通过实测数据表明^[18-19],在典型的天波传播环境下,显著路径的数量通常不超过4~6条,满足 $L(t) \ll N$,其中 N 表示信号的采样点数,满足稀疏性条件。同时,在一个相干处理间隔内,一般认为在几十毫秒到几秒的跨度内,电离层参数变化缓慢,可以近似认为该系统是一个时不变系统,即信号传播路径参数在一个相干处理间隔内保持不变^[20-21]。因此,我们将相干时间内接收信号的时域模型简化为

$$y(t) = \sum_{l=1}^L \alpha_l s(t - \tau_l) + n(t) \quad (2)$$

利用傅里叶变换的线性性质和时移性质,对式(2)进行傅里叶变换,得到接收信号的频域模型:

$$Y(f) = \sum_{l=1}^L \alpha_l S(f) e^{-j2\pi f \tau_l} + N(f) \quad (3)$$

式中, $Y(f)$ 、 $S(f)$ 、 $N(f)$ 分别表示接收信号、发射信号与噪声的频域形式, $e^{-j2\pi f \tau_l}$ 表示第 l 条路径的时延带来的相位偏移信息。

信号经过电离层反射后,信号能量集中在少数路径上,基于该特性,可以将多径信道的信道频率响应(Channel Frequency Response, CFR)表示为 L 个复指数分量的叠加,利用接收信号和发射信号的频域特性,提取多径CFR:

$$H(f) = \sum_{l=1}^L \alpha_l e^{-j2\pi f \tau_l} + W(f) \quad (4)$$

式中, $H(f)$ 表示多径CFR, $W(f) = Y(f)/X(f)$ 。

进一步,对连续多径CFR进行离散采样,得到离散频率点 $f_k = k\Delta f$, $k = 1, 2, \dots, N$, Δf 表示频率采样间隔,得到多径CFR的离散形式^[21]:

$$H[k] = \sum_{l=1}^L \alpha_l e^{-j2\pi k \Delta f \tau_l} + W[k\Delta f] \quad (5)$$

进一步,将多径CFR表示为一个稀疏向量 $\mathbf{H} \in \mathbb{C}^N$,其中, \mathbf{H} 中非零元素的位置对应时延 τ_l ,非零元素的值对应衰减系数 α_l 。从稀疏信号处理理论出发,信道向量 \mathbf{H} 的稀疏特性可以定义为^[22]

$$\|\mathbf{H}\|_0 \leq K \quad (6)$$

式中, K 表示信号显著路径的最大数量,在一个相干处理间隔内,多径稀疏度保持稳定^[20-21],满足 $\|\mathbf{H}\|_0 = L$, $L \leq K$ 。

2 离散余弦变换

离散余弦变换是一种众所周知的技术,广泛应用于信号与图像处理。与DFT相比,DCT可以通过消除基于DFT方法中不连续边缘的影响来减少变换域中的高频分量。因此,与傅里叶变换域方法相比,DCT在低频区域具有更好的功率集中性,对原始信道冲激的频率响应有更好的频率逼近,并且混叠误差更低。在应用离散余弦变换进行多径时延估计时,需推导DCT系数与多径时延的关系,当多径信道为无噪信道,提取多径CFR的实部序列:

$$X[k] = \text{Re}\{H[k]\} = \text{Re}\left\{\sum_{l=1}^L \alpha_l e^{-j2\pi f_l \tau_l}\right\} \quad (7)$$

式中, $\text{Re}\{\cdot\}$ 表示对 \cdot 取实部, $X[k]$ 表示 $H[k]$ 的实部, α_l 为复增益,包含幅度和载波相位信息。令 $\alpha_l = a_l + b_l j$,则第 l 条路径CFR的实部为

$$\text{Re}\{\alpha_l e^{-j2\pi f_l \tau_l}\} = a_l \cos(2\pi f_l \tau_l) + b_l \sin(2\pi f_l \tau_l) \quad (8)$$

因此,得到多径信道频率响应 $H[k]$ 实部信息:

$$X[k] = \sum_{l=1}^L a_l \cos(2\pi f_k \tau_l) + b_l \sin(2\pi f_k \tau_l) \quad (9)$$

采用DCT-II变换,对于长度为 N 的离散序列 $X[k]$, $k=0, 1, \dots, N-1$ 进行DCT变换,其DCT-II系数定义如下:

$$C[m] = \alpha(m) \sum_{k=0}^{N-1} X[k] \cos\left(\frac{\pi m(2k+1)}{2N}\right),$$

$$m = 0, 1, \dots, N-1 \quad (10)$$

式中, $C[m]$ 表示 $X[k]$ 的 DCT 变换结果, $\alpha(m)$ 表示归一化因子, 用于保持 DCT 与 IDCT 的正交性和单位能量, 定义为

$$\alpha(m) = \begin{cases} \sqrt{\frac{1}{N}}, & m = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}}, & m \neq 0 \end{cases} \quad (11)$$

进一步, 将多径 CFR 的实部代入式(10)中, 此时 $C[m]$ 的表达式为

$$C[m] = \alpha(m) \sum_{k=0}^{N-1} \left[\sum_{l=1}^L a_l \cos(2\pi f_k \tau_l) + b_l \sin(2\pi f_k \tau_l) \right] \cdot \cos\left(\frac{\pi m(2k+1)}{2N}\right) \quad (12)$$

为了简化计算与分析, 交换求和顺序:

$$C[m] = \alpha(m) \sum_{l=1}^L \alpha_l \sum_{k=0}^{N-1} \cos(2\pi f_k \tau_l) \cdot \cos\left(\frac{\pi m(2k+1)}{2N}\right) \quad (13)$$

定义求和项 $S_{1,l}(m)$ 和 $S_{2,l}(m)$:

$$S_{1,l}(m) = \sum_{k=0}^{N-1} \cos(2\pi f_k \tau_l) \cos\left(\frac{\pi m(2k+1)}{2N}\right) \quad (14)$$

$$S_{2,l}(m) = \sum_{k=0}^{N-1} \sin(2\pi f_k \tau_l) \cos\left(\frac{\pi m(2k+1)}{2N}\right)$$

令 $w_l = 2\pi \Delta f \tau_l$, $\varphi_m = \frac{\pi m}{2N}$, 利用三角函数积化和差公式得

$$S_{1,l}(m) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \left[\cos(k(w_l + \varphi_m) + \varphi_m) + \cos(k(w_l - \varphi_m) - \varphi_m) \right] \quad (15)$$

$$S_{2,l}(m) = \frac{1}{2} \sum_{k=0}^{N-1} \left[\sin(k(w_l + \varphi_m) + \varphi_m) + \sin(k(w_l - \varphi_m) - \varphi_m) \right]$$

式(15)中的求和项是正余弦函数的几何级数, 利用几何级数的求和性质得到:

$$S_{1,l}(m) = \operatorname{Re} \left\{ e^{j\varphi_m} \frac{1 - e^{jN(w_l + \varphi_m)}}{1 - e^{j(w_l + \varphi_m)}} \right\} \quad (16)$$

$$S_{2,l}(m) = \operatorname{imag} \left\{ e^{j\varphi_m} \frac{1 - e^{jN(w_l + \varphi_m)}}{1 - e^{j(w_l + \varphi_m)}} \right\}$$

由正余弦函数几何级数求和的性质可知, 当 $w_l + \varphi_m = 2\pi n (n \in \mathbb{Z})$ 时, $S_{1,l}(m)$ 和 $S_{2,l}(m)$ 达到最大, 因此其最值对应出现在:

$$m = 2N\Delta f \tau_l + 2Nn (n \in \mathbb{Z}) \quad (17)$$

对于 $m = 2N\Delta f \tau_l + 2Nn (n \in \mathbb{Z})$ 而言, 一个时延为 τ_l 的多径分量, 会在 DCT 域中周期性地产生峰值。但是对于一个天波超视距雷达系统, 其最大不模糊时延 $\tau_{\max} = 1/\Delta f$, 对于任意时延超过 τ_{\max} 的多径信号, 都会在后续信号处理过程中产生模糊, 无法分辨其真实时延, 因此对于 $m = 2N\Delta f \tau_l + 2Nn (n \in \mathbb{Z})$, 有且只有 $n = 0$ 这一个解, 对于所有 $|n| > 0 (n \in \mathbb{Z})$ 的解所对应的时延, 必然已经超出该系统最大不模糊时延范围, 属于物理上不可实现的模糊解, 基于该特性, 可以得到多径 CFR 经过 DCT 变换后的峰值位置:

$$m = 2N\Delta f \tau_l \quad (18)$$

3 基于稀疏余弦变换的快速多径时延估计算法

如式(5)所示, 多径信道的 CFR 可表示为具有稀疏特性的冲激响应之和。本文基于该特性, 提出一种稀疏离散余弦变换算法实现对多径时延信息的快速、准确估计。具体流程如图 2 所示: ①信号先经过随机置换, 打乱原始谱结构特征; ②加窗滤波, 抑制噪声并提取信号在 DCT 域中的峰值信息; ③利用子采样和余弦变换提取稀疏峰值并分配到对应区间中; ④通过哈希映射返回原始峰值信息并通过迭代统计分析, 选择概率最高的 L 个峰值并输出 L 稀疏谱。根据 L 稀疏谱中的位置, 结合式(18)中时延和 DCT 系数的关系即可定位多径时延。

3.1 随机置换

根据文献[22], 伸缩变换因子 σ 与变换长度 K 互质, 且 $\tau \in \{1, 2, \dots, K-1\}$, 定义置换 $k \rightarrow \sigma k + \tau \bmod K$, 多径 CFR 上的相关置换表示为

$$X_p[k] = X[\sigma k + \tau \bmod K] \quad (19)$$

该操作将余弦域中的稀疏系数随机性映射到新位置, 并将重排后的频谱均匀划分为 B 个区间, 每个区间包含 K/B 个元素, 对应的置换方式为

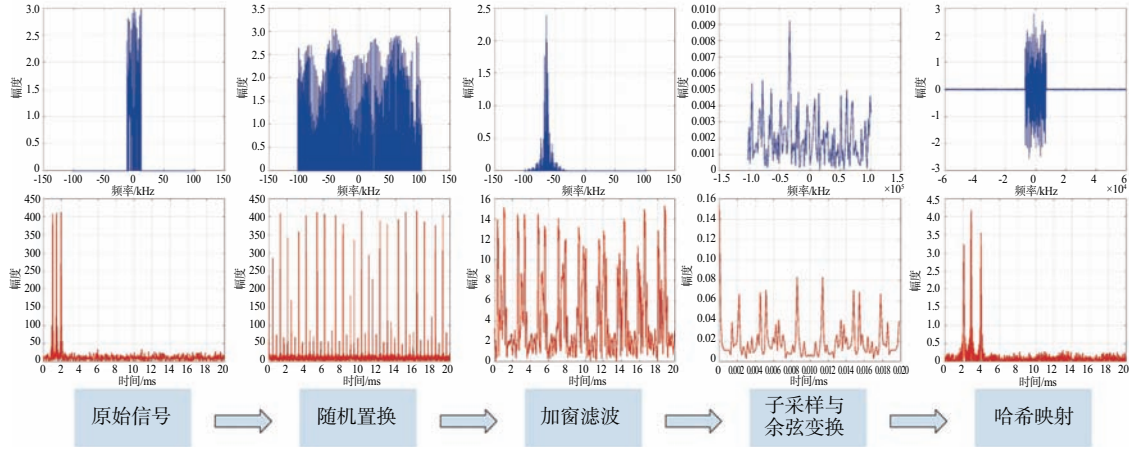


图2 稀疏余弦变换示意图

$$x_p(i) = x(\sigma^{-1}i)e^{-j2\pi\sigma^{-1}\tau i/K} \quad (20)$$

式中, $x_p(i)$ 表示对 $X_p[k]$ 进行 DCT 变换的结果, $x(i)$ 表示对 $X[k]$ 进行 DCT 变换的结果。

3.2 加窗滤波

对随机置换后的信号进行加窗滤波,抑制噪声并提取信号在 DCT 域中的峰值信息。利用辛格函数对信号能量的聚焦特性及高斯函数的旁瓣衰减特性,将辛格函数与高斯函数相乘设计窗函数 $G[k]$:

$$G[k] = \exp\left(\frac{-(k-w/2)^2}{2\sigma^2}\right) \text{sinc}\left(\frac{2k-w}{2B}\right) \quad (21)$$

窗函数的响应曲线更平滑,旁瓣相对较低,能够更好地识别和区分不同频率分量,从而减少干扰引起的误差。将窗函数与变换后的信号相乘,利用窗函数聚焦信号的非零分量:

$$Z[k] = G[k] \cdot X_p[k] \quad (22)$$

式中, $Z[k]$ 表示对 $X_p[k]$ 进行加窗滤波后的结果。

3.3 子采样与离散余弦变换

将 $Z[k]$ 划分为 B 个区间,在每个区间内进行子采样提取关键信号特征:

$$Q[i] = \sum_{j=0}^{M-1} Z[i+Bj], i=1,2,\dots,B \quad (23)$$

式中, $M = K/B$, 表示每个区间的宽度, $Q[i]$ 表示按间隔 M 对 $Z[k]$ 采样的求和结果。对子采样信号进行傅里叶逆变换得到其时域形式:

$$q[i] = z[Mi] \quad (24)$$

式中, $q[i]$ 表示 $Q[i]$ 的 DCT 变换结果, $z[Mi]$ 表示对 $Z[k]$ 的傅里叶逆变换结果按间隔 M 采样的结果。

3.4 哈希映射

提取 B 个区间内的峰值索引集 Γ , 并将区间内对应元素作为潜在峰值集 Λ :

$$\begin{aligned} \Gamma &= \{i | s[i] = \text{findpeak}(s), i = 1, 2, \dots, B\} \\ \Lambda &= \left\{k \left| M\left(i - \frac{1}{2}\right) + 1 \leq k \leq M\left(i + \frac{1}{2}\right), i \in \Gamma \right.\right\} \end{aligned} \quad (25)$$

式中, $\text{findpeak}(\cdot)$ 表示搜索局部峰值。对集合 Λ 中的元素进行哈希映射,得到真实峰值位置集 P :

$$P = \{p | p = k\sigma^{-1} \bmod N, k \in \Lambda\} \quad (26)$$

循环执行式(19)至式(26)的操作,得到综合集合:

$$\Pi = P_1 \cup P_2 \cup \dots \cup P_T \quad (27)$$

式中, P_T 表示第 T 次迭代得到的峰值索引集, Π 表示第 T 次迭代的统计结果,其索引对应时域信道冲激响应中出现次数最高的前 L 个峰值位置,利用式(18)中峰值与 DCT 系数的关系,得到多径时延估计结果 $\hat{\tau}_l$:

$$\hat{\tau}_l = \frac{m}{2N\Delta f} \quad (28)$$

4 仿真结果与分析

本节将 SDCT 算法与经典 DCT 算法、FFT 算法

及 SFFT 算法进行对比,通过评估 4 种算法的多径时延估计结果、不同信噪比下的多径时延估计的平均绝对误差 (Mean Absolute Error, MAE) 以及不同数据长度下的运行时间,验证所提 SDCT 算法的性能,定义 MAE 如下:

$$MAE = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^L |\hat{\tau}_i - \tau_i| \quad (29)$$

式中, τ_i 表示真实时延, $\hat{\tau}_i$ 表示估计时延, T 表示蒙特卡洛模拟次数,一般设置为 1 000。

为了评估不同算法的时延分辨率,设置信号长度 N 为 4 096 采样点,信号带宽为 20 kHz,采样率为 120 kHz。多径数量 L 分别设置为 2,信噪比设为 10 dB。设置多径时延参数依次为 1.038 8 和 1.068 8 ms,幅度参数依次为 $0.6+0.7j$ 、 $0.8+0.3j$ 。算法的多径时延估计结果对比如图 3 所示,相较于 FFT、SFFT、DCT 算法,SDCT 算法的归一化幅度曲线更为尖锐且集中,其估计结果更接近真实时延。在小时延间隔场景下,SDCT 算法能精准捕捉多径时延特征,有效区分邻近时延分量,展现出更优的多径时延分辨率,可实现小时延间隔下精确的多径时延估计,在多径时延估计任务中表现出显著优势。

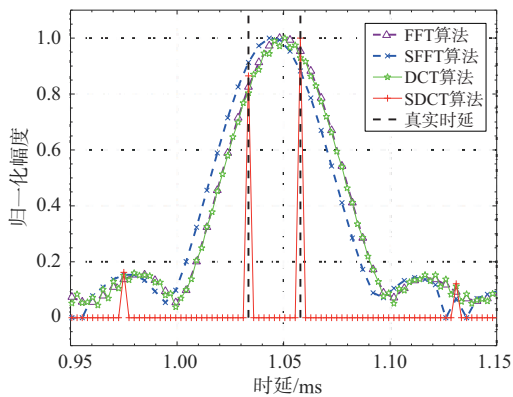
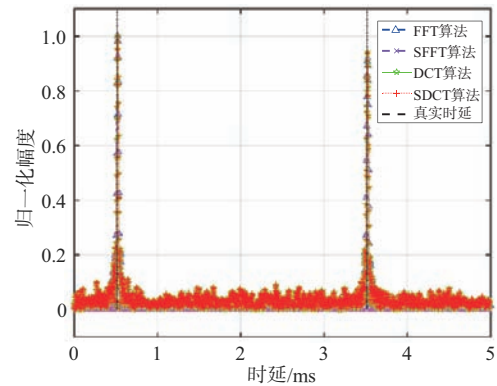


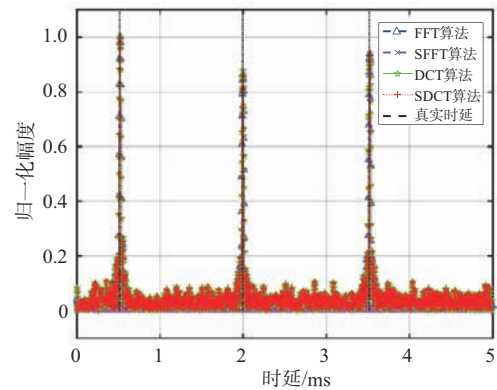
图 3 多径时延估计结果 ($\Delta\tau = 0.03$ ms)

为了分析在不同多径数下的算法性能,我们将 SNR 设置为 10 dB,多径数 L 依次设置为 2、3、4、5,对应多径时延 τ 依次设置为 0.52、3.52、1.99、3.03 和 2.79 ms,对应幅度系数 α 依次设置为 $0.6+0.7j$ 、 $0.8+0.3j$ 、 $0.6+0.5j$ 、 $0.6+0.4j$ 、 $0.1+0.5j$,对比所提 SDCT 算法与 DCT、SFFT、FFT 算法的估计性能。图 4(a)、(b)、(c)、(d) 分别展示了多径数 L 为 2、3、4、5 四类算法的估计结果。从图中可以看出,所提

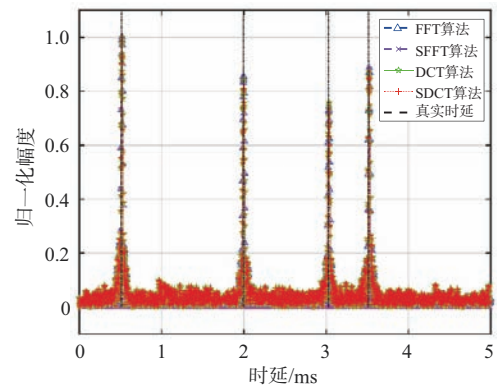
SDCT 算法在所有多径数下均能准确估计出所有多径时延,且估计值与真实时延值高度重合,表现出优异的估计精度,DCT、SFFT、FFT 算法也实现了对不同多径设置下的精确参数估计,实验结果表明,四类算法的性能随多径数量的变化具有鲁棒性,为进一步对比算法时延估计精度,将对不同多径数下四类算法的 MAE 随 SNR 的变化关系进行仿真,通过对比四类算法的 MAE 评估算法的估计精度。



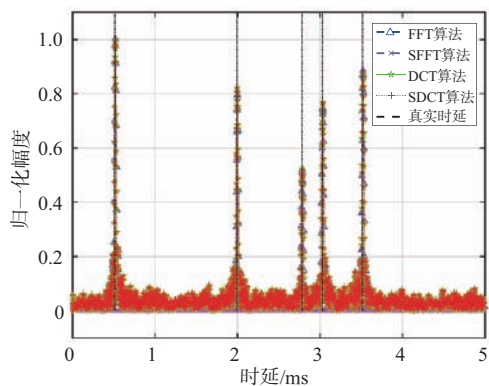
(a) $L=2$



(b) $L=3$



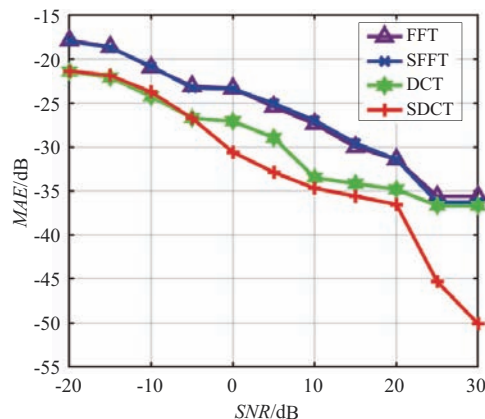
(c) $L=4$



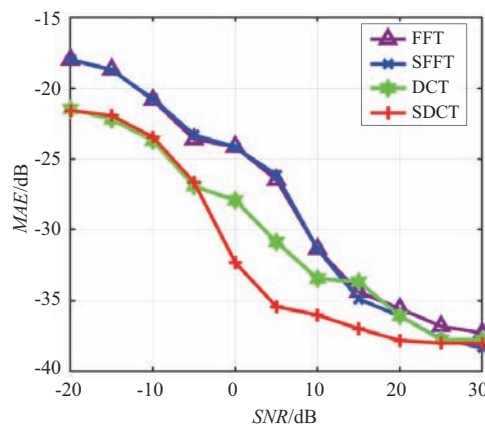
(d) $L=5$

图4 不同稀疏度下多径时延估计结果($\Delta\tau = 0.03$ ms)

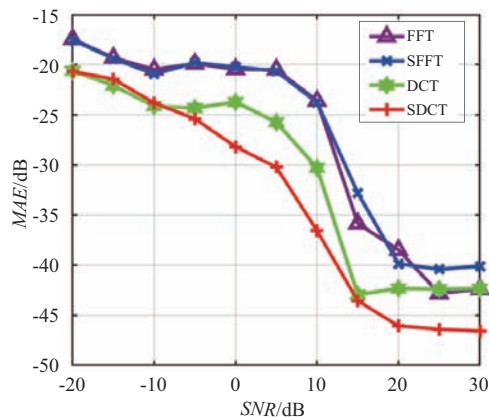
我们进一步进行蒙特卡洛实验,对比在不同多径数下四类算法MAE随SNR的变化情况,评估所提SDCT算法的估计性能,将SNR设置为-20 dB至30 dB间隔5 dB,多径数、多径时延及多径幅度设置不变。图5(a)、(b)、(c)、(d)分别展示了多径数 L 为2、3、4、5四类算法的MAE-SNR曲线图,通



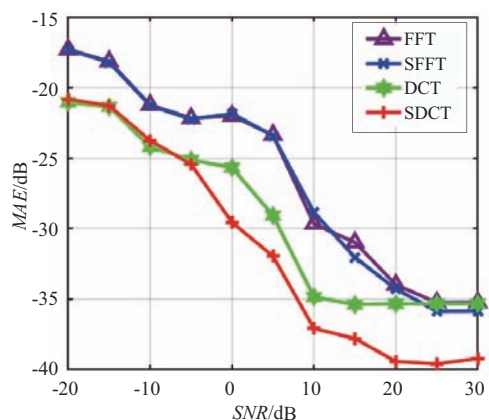
(c) $L=4$



(d) $L=5$



(a) $L=2$



(b) $L=3$

图5 不同多径数下各算法的MAE随SNR的变化曲线

过对比在不同稀疏度下的四类算法的MAE随SNR的变化情况可知,在多径数改变时,SDCT算法保持了稳定的性能,且所提的SDCT算法在所有信噪比区间内的MAE均小于FFT、SFFT、DCT算法,其优势在信噪比较低时更为突出,这表明SDCT算法在具有更高的估计精度的同时,也具有更强的抗噪声能力。

最后对比在不同信号规模下的算法运行时间,不改变其他参数,以2为倍数,设置信号长度为 2^{11} 至 2^{16} 。采用算法运行时间作为效率评估指标进行蒙特卡洛仿真,并在同一平台和环境中进行比较。从图6结果可知,在所有信号长度内,SDCT算法的运行时间始终低于DCT算法,且具有一个量级的提升,这说明SDCT算法在运行效率上具有一定优势。但是相较于FFT及SFFT算法,其运行时间更高,且随着数据规模的增大,运行时间的差异

进一步提升。

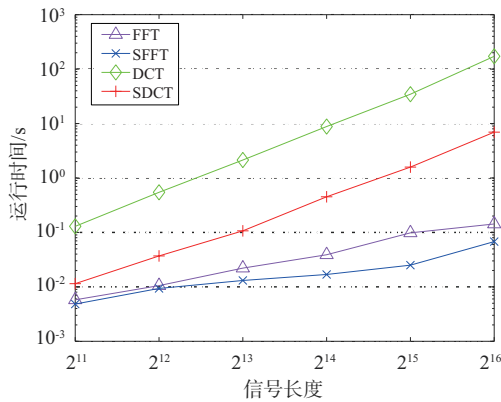


图6 不同信号长度下各个算法运行时间

5 结束语

在本文的研究中,我们推导了多径 CFR 的 DCT 变换与多径时延的关系,基于多径信号的路径稀疏特性,提出了一种稀疏离散余弦变换算法,实现了对多径时延的快速准确估计。该算法针对基于多径信道在离散余弦变换域的稀疏信息进行设计,通过随机置换、加窗滤波、子采样离散余弦变换和哈希映射的方式估计多径时延,有效提升了算法的时延分辨率,同时提升了算法的计算效率,为复杂电离层环境下天波超视距雷达多径干扰抑制提供了有力的技术支撑。

参考文献:

- [1] KNAPP C, CARTER G. The Generalized Correlation Method for Estimation of Time Delay[J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech, and Signal Processing, 1976, 24(4): 320-327.
- [2] OZIEWICZ M. On Application of MUSIC Algorithm to Time Delay Estimation in OFDM Channels[J]. IEEE Trans on Broadcasting, 2005, 51(2):249-255.
- [3] YE Hao, LI G Y, JUANG B H. Power of Deep Learning for Channel Estimation and Signal Detection in OFDM Systems[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2018, 7(1):114-117.
- [4] 李雪梅,陶然,王越.时延估计技术研究[J].雷达科学与技术,2010,8(4):362-371.
- [5] 秘超鹏,杨松岩,张春杰,等.时差相差联合估计的多站信号合成增强方法[J].舰船电子工程,2025,45(4):44-50.
- [6] 张宇,景鑫磊,蒋忠进.一种基于稀疏贝叶斯学习的离

网 DOA 估计算法[J].雷达科学与技术,2024,22(1): 35-42.

- [7] LIU Jinyu, FAN Lei, JIN Jiyu, et al. An Accurate and Efficient Frequency Estimation Algorithm by Using FFT and DTFT[C]//2020 39th Chinese Control Conference, Shenyang, China:IEEE, 2020:2913-2917.
- [8] 陈李,叶芑,杨慧芝,等.基于稀疏傅里叶变换的快速频谱感知方法[J].电子科技大学学报,2025,54(2): 274-279.
- [9] 杨君.二维非均匀稀疏分数傅里叶变换算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2023.
- [10] 龚岩.基于稀疏傅里叶变换的电子通信弱信号采集系统设计[J].电子技术与软件工程,2022(19):113-116.
- [11] 田琳,胡津健.稀疏短时傅里叶变换谱分解方法及应用[J].地球物理学进展,2021,36(6):2581-2587.
- [12] SERBES A. Fast and Efficient Sinusoidal Frequency Estimation by Using the DFT Coefficients[J]. IEEE Trans on Communications, 2019, 67(3):2333-2342.
- [13] DAVEY S J, FABRIZIO G A, RUTTEN M G. Detection and Tracking of Multipath Targets in Over-the-Horizon Radar[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(5):2277-2295.
- [14] SU Hongtao, LIU Hongwei, SHUI Penglang, et al. Estimation of the Doppler Frequency and Direction of Arrival of the Ionospherically Propagated HF Signals[J]. Radio Science, 2009, 44(4):1-10.
- [15] XU Chen, CAI Hongtao, GAO Shunzu, et al. A Method for HF Skywave Source Geolocation in Unknown Ionosphere Environments and Experimental Results [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2023, 22(5):1059-1063.
- [16] TANG Wenqi, WAN Qun, QU Wenzhong, et al. Multipath Measurements for HF Signals with Polarimetric Array and Band-Limited Gaussian Noise Waveform [J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(3):5139-5151.
- [17] YANG Xuguang, WANG Mingjie, HUANG Weimin, et al. Experimental Observation and Analysis of Ionosphere Echoes in the Mid-Latitude Region of China Using High-Frequency Surface Wave Radar and Ionosonde [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 13:4599-4606.
- [18] YANG Longquan, FAN Junmei, GUO Lixin, et al. Simulation Analysis and Experimental Study on the Echo Characteristics of High-Frequency Hybrid Sky-Surface Wave Propagation Mode [J]. IEEE Trans (下转第 649 页)

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.06.006

基于单帧径向速度估计的密集高速目标 稳健起始跟踪方法

胡柏林¹, 王贺², 朱庆林³

- 中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088;
- 中国电子科技集团公司电子科学研究院, 北京 100041;
- 中国电子科技集团公司第二十二研究所, 山东青岛 266107)

摘要: 为实现远程预警及精密测量雷达稳健与尽早预警来袭的密集高超速目标, 亟需解决其稳健多目标起始及航迹快速收敛难题。本文基于该探测场景所面临的距离走动大、多普勒耦合效应强、航迹起始收敛速度慢、目标关联易混批等难题, 设计了一种双脉冲搜索确认波形, 解决了无先验条件下多目标的径向速度单帧估计和双脉冲高效积累难题, 实现了搜索确认阶段距离-速度联合高精度估计; 并优化设计了搜索确认阶段距离误差快速收敛的探测流程, 实现密集高超速目标的稳健快速起始与跟踪; 通过实验验证了该方法及探测流程的有效性, 同时具有良好的工程可实现性。

关键词: 密集高超速目标; 无先验知识; 径向速度; 稳健起始; 快速收敛

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0643-07

引用格式: 胡柏林, 王贺, 朱庆林. 基于单帧径向速度估计的密集高速目标稳健起始跟踪方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6): 643-649.

HU Bolin, WANG He, ZHU Qinglin. Robust Track Initiation Method for Dense Hypersonic Targets Based on Single-Frame Radial Velocity Estimation[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6): 643-649.

Robust Track Initiation Method for Dense Hypersonic Targets Based on Single-Frame Radial Velocity Estimation

HU Bolin¹, WANG He², ZHU Qinglin³

(1. The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China;

2. China Academy of Electronics and Information Technology, Beijing 100041, China;

3. The 22nd Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Qingdao 266107, China)

Abstract: To achieve robust and early warning of incoming dense hypersonic targets for long-range early warning and precision measurement radars, it is imperative to solve the challenges of robust multi-target initiation and rapid track convergence. Addressing the difficulties posed by this detection scenario, including significant range walk, strong Doppler coupling effects, slow track initiation convergence, and susceptibility to track association conflicts, a dual-pulse search-and-confirm waveform is designed in this paper. This design resolves the problems of single-frame radial velocity estimation for multiple targets and efficient dual-pulse integration without prior knowledge, achieving high-precision joint range-velocity estimation during the search-and-confirm phase. Furthermore, the detection process is optimized to enable rapid convergence of range errors during this phase, realizing robust and rapid initiation and tracking of dense hypersonic targets. Experimental results validate the effectiveness of the proposed method and detection process, demonstrating strong feasibility for engineering implementation.

Key words: dense hypersonic targets; without prior knowledge; radial velocity; robust initiation; rapid convergence

0 引言

随着弹道导弹及太空“星链”目标技术的发

展, 在弹道导弹目标探测场景中, 导弹目标伴飞大量诱饵、碎片及其他分离目标; 在太空“星链”目标监视场景中, 大量星座卫星在一定轨道上编队飞

收稿日期: 2025-03-21; 修回日期: 2025-06-06

基金项目: 乾元国家实验室基金项目(No.SKYZZF022025020013)

行。上述目标飞行速度快(一般为 6~22 Ma)、目标距离远(目标斜距一般超 500 km)、目标密集(一般同波束范围内的目标数不少于 6 个),复杂的密集高超速多目标场景对雷达稳健探测带来诸多挑战。

远程预警及精密测量雷达需要在无先验条件实现密集高超速目标搜索捕获、目标确认、目标跟踪等功能,且上述功能紧密耦合,这将需要解决目标距离走动大、多普勒耦合效应强、航迹起始收敛速度慢、目标关联易混批等难题。在目标搜索及确认阶段的目标有效信息一般为目标的距离、方位、俯仰等信息,该阶段目标速度估计误差大,导致多目标的速度信息不可用,进而造成多目标的距离信息不够准确,在多目标起始阶段,难以保证密集高超目标稳健跟踪,造成目标跟踪关联易混批;难以实现多目标搜索捕获、目标确认、目标跟踪等过程的平稳衔接。

雷达为了实现小目标的远距离探测,往往采用大脉宽、低重频的工作波形,保障远程目标有效发现。对群目标的检测、跟踪和参数估计能力有限。这将更加恶化雷达的多目标测距测速精度,目标起始转跟踪不稳定,多目标容易混批,给后续的目标识别带来很大的困难。

传统多目标跟踪算法主要基于“量测-航迹”的数据关联技术,典型算法包括基于单帧数据处理的联合概率数据关联(Joint Probability Data Association, JPDA)和多帧数据处理的多假设跟踪(Multiple Hypothesis Tracking, MHT)^[1-2]、多帧分配(Multiple Frame Assignment, MFA)^[3-4]等,上述算法大多建立在目标个数已知、高信噪比、杂波稀疏、目标检测稳健等比较理想的多目标跟踪场景,这种场景中能够取得一定的效果,然而受制于数据的稳健可靠性的影响,将以上算法应用于实际的多目标跟踪系统中仍然存在目标个数估计不准、计算复杂度高问题^[5]。近年来,基于随机有限集(Random Finite Set, RFS)的多源信息融合理论的快速发展为多目标跟踪问题提供了统一、科学的数学基础^[6-7]。不同于大多数传统的启发式方法,基于 RFS 的多目标跟踪方法对多目标跟踪过程中

的目标随机出现、分裂、消失、漏检和虚警杂波等现象进行了严格的数学描述,通过将多目标状态的多个量测建模为 RFS 直接估计目标的个数和状态,从而避免了数据关联难题,具有贝叶斯意义上的最优性能^[8],因而成为目前国内外学者的研究热点。然而,基于随机有限集的多目标跟踪算法依然建立在目标基础量测信息(距离、方位、俯仰)比较准确的基础之上,在工程中依然无法解决无先验条件下密集高超速目标稳健快速起始跟踪难题。

在密集高超速目标的雷达探测场景中,为实现多目标搜索捕获、目标确认、目标跟踪等过程稳健衔接过渡,本文在雷达搜索-确认-跟踪的探测处理流程上,设计了一种双脉冲、正负 LFM 的搜索确认波形,通过解算双脉冲的多普勒耦合,解决了无先验条件下搜索确认阶段的多目标径向速度单帧估计和双脉冲高效积累的难题,实现了搜索确认阶段距离-速度联合高精度估计;并优化设计了搜索确认阶段距离误差快速收敛的探测流程,解决目标单帧起始阶段距离-方位-俯仰-速度多维高精度滤波;同时,提出了搜索确认阶段渐变带宽探测方案,促进多目标距离估计快速收敛,实现了密集高超速目标的稳健快速起始转跟踪。通过实验验证,能够在单帧搜索确认波位即可完成多目标径向速度较精确估计,在搜索确认波位快速完成目标距离较精确估计,相比常规探测处理方法,该探测处理方法的多目标航迹起始跟踪收敛速度提升了超 1 倍,进而,综合运用上述随机有限集多目标跟踪算法,实现密集高超速目标稳健跟踪。实验验证了该技术方法及探测流程的有效性,同时具有良好的工程可实现性。

1 密集目标径向速度估计与稳健起始跟踪关系分析

在多目标跟踪场景中,数据关联的基本假设之一是已完成航迹起始,航迹起始的核心任务是在诸多量测点迹中,寻找可疑目标,并给出目标的初始状态,为后续的关联及跟踪准备。航迹起始中根据建立的跟踪门,即是决策门限,判断量测点

迹是否是真实目标,根据是否落入跟踪门的原则,判断量测点迹为有效量测。一旦预测的跟踪门不合适,落入跟踪门的目标过多,将造成虚假航迹或错误航迹,在密集目标场景下该现象将更为严重。

目标起始一般采用多假设的方式进行跟踪操作,令 k 时刻雷达量测点 i 的第 m 个分量为 $z_i^m(k)$,其中 $i = 1, 2, \dots, m_k, j = 1, 2, \dots, m_k, l = 1, 2, \dots, p, \mathbf{d}_{ij}$ 定义为量测点迹 $z_i(k)$ 与 $z_j(k)$ 之间的距离矢量,其第 l 个分量表示为

$$\mathbf{d}_{ij}^l(t) = \max [0, z_j^l(k+1) - z_i^l(k) - v^l t] + \max [0, -z_j^l(k+1) + z_i^l(k) - v^l t] \quad (1)$$

归一化的距离平方为

$$D_{ij}(k) = \mathbf{d}_{ij}^T [R_i(k) + R_j(k+1)]^{-1} \mathbf{d}_{ij} \quad (2)$$

式中,假设量测误差服从独立零均值的高斯分布,协方差为 $R_i(k)$, $D_{ij}(k)$ 为随机变量,且服从自由度 p 的 χ^2 分布。当距离平方满足 $D_{ij}(k) \leq \gamma$ 时,可认为 $z_j(k+1)$ 为 $z_i(k)$ 下一时刻的真实量测。

根据式(1)、(2),起始关联门限大小正比于 v^l ,在无先验条件下,搜索确认阶段一般无法获得多目标量测的速度信息,此时 v^l 一般取值为最大目标径向速度 $\max(v^l)$,若是在搜索确认阶段能够比较准确获取多目标径向速度 $v^l(k)$,将会大幅收窄起始跟踪关联门限,对于密集高超速目标,一旦目标速度估计值提升至10 m/s量级,起始跟踪门限将收窄两个数量级,因此,迫切需要在搜索确认阶段能够比较精确估计多目标的径向速度,改善密集目标起始及跟踪正确率。

2 密集高超速目标探测流程优化设计

在无目标先验知识条件下,雷达一般采用区域搜索方式,在一定空间开展目标搜索,此时需要遍历立体空间的所有可疑目标;一旦检测到目标后,同步完成目标位置参数测量,主要测量参数有距离、方位、俯仰等,此时一般难以获得较准确的多目标径向速度信息;雷达根据以上信息,开展目标确认,目标确认一般需要连续1个以上波位,形成目标初始航迹,并完成目标下一波位的位置信息预测,此时,目标速度信息误差较大,只能作为目标关联及预测的参考信息;最后根据上述目标的实时位置信息及预测信息,完成目标起始与跟

踪,通过连续多点跟踪,完成目标航迹收敛,具体工作流程如图1所示。

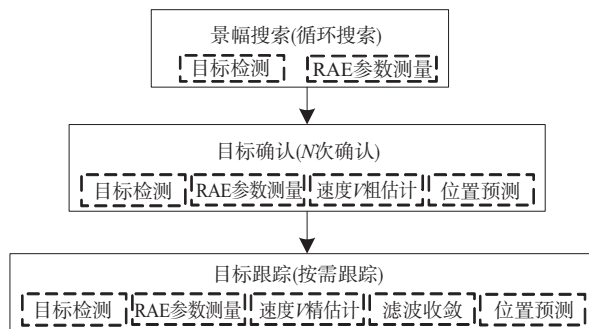


图1 雷达在无先验知识条件下目标截获跟踪流程

上述工作流程存在目标捕获跟踪收敛速度慢,需要多帧确认-跟踪测量,实现目标航迹收敛,占用大量的雷达时间资源。雷达在目标起始跟踪阶段主要依赖的是目标距离信息,尤其在密集高超速目标探测场景中(如图2所示),密集目标起始跟踪严重依赖精确的距离、速度信息,目标距离信息能够更加精确分辨目标个数,该方法难以实现密集目标的稳健起始跟踪。目标距离与目标速度存在强耦合关系,若能有效实现搜索-确认波位单帧径向速度较精确估计,将大幅提升目标起始效率和跟踪滤波收敛速度,进而提升密集目标关联正确率。

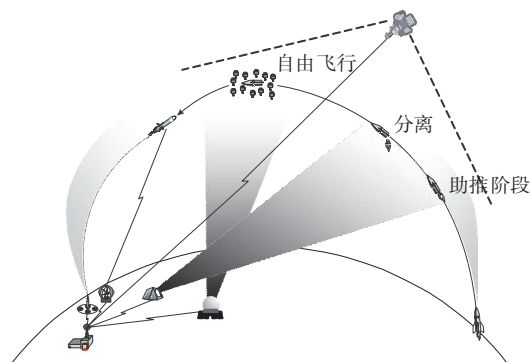


图2 密集高超速目标探测场景

依据上述设计思路,本文在景幅搜索、目标确认阶段增加单帧径向速度估计的处理流程,能够在搜索-确认阶段实现多目标距离-速度一体化测量估计,在搜索-确认阶段即实现方位-俯仰-距离-速度四维滤波与预测,优化后的工作流程如图3所示。

在上述改进后的目标截获跟踪流程中,需要重点解决搜索-确认波位单帧径向速度估计(即距

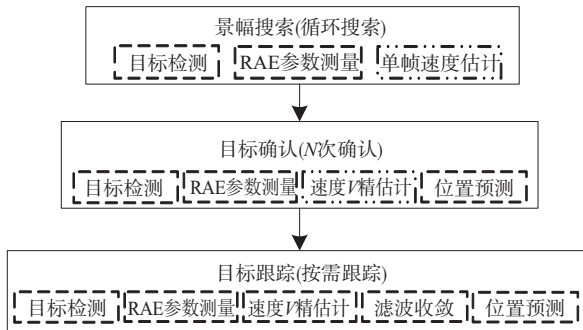


图3 雷达在搜索确认阶段径向速度估计的目标截获跟踪流程

离速度一体化估计)、搜索-确认-跟踪稳健衔接等核心设计;重点关注核心指标项主要有:单帧径向速度估计精度、搜索-确认距离误差收敛效果、多目标脉压距离副瓣以及搜索确认波位的多脉冲积累损失。

3 搜索-确认阶段单帧稳健径向速度估计与稳健起始设计

3.1 搜索-确认波位单帧径向速度估计

工程上,雷达为了实现小目标的远距离探测,往往采用大脉宽、低重频、多脉冲积累的工作波形,高效实现目标搜索截获和目标确认。由于远程探测雷达的时间资源有限,单波位凝视时间较短,且目标起始阶段无先验速度信息。本文按照双脉冲、大脉宽、低重频等原则开展工作波形设计,设计了一种双脉冲、正负LFM的搜索确认波形,即第1个脉冲采用正线性调频脉冲,第2个脉冲采用负线性调频脉冲。通过解算双脉冲的多普勒耦合相对距离,在搜索确认阶段即可实现多目标径向速度较精确估计;同时,利用上述估计的多目标径向速度迭代补偿多目标距离走动回波,实现目标在搜索确认阶段的双脉冲高效积累。

对目标的运动采用一阶模型进行模拟,则第1个脉冲的目标距离可以表示为

$$R_1 = R_0 + \frac{fv\tau}{B} \quad (3)$$

式中, f 为雷达工作频率, B 为信号带宽, τ 为脉冲宽度, R_0 为相对距离。

则第2个脉冲的目标距离可以表示为

$$R_2 = R_0 - \frac{fv\tau}{B} - \frac{vT_r}{2} \quad (4)$$

式中, T_r 为脉冲周期。

根据上述结果可知

$$R_0 = R_2 + \frac{fv\tau}{B} + \frac{vT_r}{2} = R_1 - \frac{fv\tau}{B} \quad (5)$$

求解得

$$v = \frac{R_1 - R_2}{\frac{2f\tau}{B} + \frac{T_r}{2}} \quad (6)$$

由于 $\frac{2f\tau}{B}$ 远大于 $\frac{T_r}{2}$,上式可以近似为

$$v = \frac{B}{2f\tau} (R_1 - R_2) \quad (7)$$

通过上述求解后能够实现距离和速度一体化估计,再将测量出来的速度信息迭代回去,完成脉压后双脉冲回波的目标走动距离和多普勒耦合距离补偿,进而完成双脉冲相参积累,提高目标检测信噪比,提升目标测角精度,避免雷达资源浪费,相关信号处理流程如图4所示。

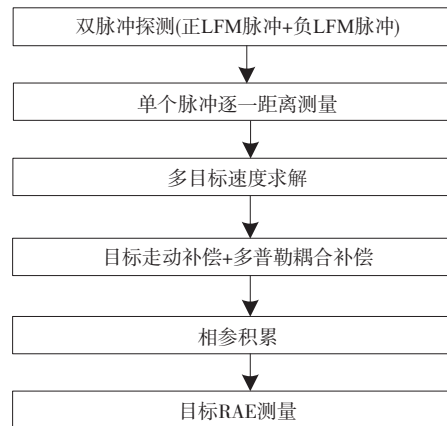


图4 基于双脉冲径向速度估计与脉冲积累迭代检测流程

3.2 渐变带宽加快起始跟踪收敛设计

本节主要分析信号带宽对搜索确认阶段径向速度估计误差的影响和对目标起始跟踪航迹收敛速度的影响。对式(7)中的 $R_1 - R_2$ 进行分解:

$$R_1 - R_2 = R_{12} + R_{\Delta 0} + R_{\Delta 1} + R_{\Delta 2} + R_{\Delta 3} \quad (8)$$

式中, R_{12} 为目标多普勒耦合距离差值及目标走动距离,且为物理存在的某个固定值,不会引入速度测量误差, $R_{\Delta 0}$ 为系统误差残值差, $R_{\Delta 1}$ 为距离量化、目标闪烁等随机量的差值, $R_{\Delta 2}$ 为系统噪声引起测距误差,一般正比于 $c/2B$, $R_{\Delta 3}$ 为多普勒耦合引入的测距误差。在工程上,测距的主要误差分量为

$R_{\Delta 2}$ 和 $R_{\Delta 3}$ 。

依据上述误差分析,可知速度测量误差主要为

$$\Delta v \propto \frac{B}{2f\tau} (R_{\Delta 2} + R_{\Delta 3}) \quad (9)$$

式中,

$$R_{\Delta 2} \propto \frac{c}{2B}, R_{\Delta 3} \propto \frac{f\Delta v'\tau}{B} \quad (10)$$

其中, $\Delta v'$ 为当前速度估计误差,对于搜索-确认波位来说,其速度求解是按照多普勒距离非解耦条件下求解,求解速度时该误差项不存在,当在距离估计时该误差项 $R_{\Delta 3}$ 是无法避免的。

根据式(9)和式(10),可推导速度估计误差和距离估计误差的定性近似关系式为

$$\Delta v \propto \frac{K_1}{4f\tau}, K_1 \propto \frac{S}{N} \quad (11)$$

$$\Delta R \propto K_2 \frac{f\Delta v\tau}{B} + K_3 \frac{c}{2B} + R_{\Delta}$$

式中, K_1 、 K_2 、 K_3 为误差系数, R_{Δ} 为量化误差、目标闪烁误差、大气误差等其他误差分量,一般该分量数值较小。

根据上述搜索-确认波位单帧径向速度估计方法,单帧径向速度估计误差与信号带宽关系较小,但距离估计误差正比于多普勒距离耦合量,且误差分量比重较大。根据式(11)分析,通过增大信号带宽可以大幅降低目标距离估计误差。搜索波位一般采用全距离窗口检测,因而信号带宽较小,一般不超过1 MHz。为高效实现目标快速起始与稳定跟踪,通过确认波位过渡衔接,提高确认波位的信号带宽,如提升至5 MHz,此时能够提升目标距离估计精度近4倍,更加精确地完成目标距离和速度一体化估计,在目标起始阶段即可完成目标距离-方位-俯仰-速度四维稳健滤波与预测,保障了多目标稳健起始与跟踪测量。

4 实验验证

为验证本文方法的有效性,本节将通过实验对搜索-确认波位速度迭代引起的双脉冲相参积累损失、搜索-确认波位单帧径向速度估计误差、起始跟踪距离收敛速度等性能参数分析。

4.1 实验参数设置

表1给出了实验参数。

表1 雷达接收方向图仿真参数

参数	参数值	参数	参数值
雷达信号基准载频 f_0	1 GHz	搜索波形带宽 B	1 MHz
脉冲重复周期 T_r	10 ms	确认波形带宽 B	5 MHz
脉冲宽度 τ	2 ms	目标径向速度	4 km/s
同波束目标数 N	20个		

4.2 搜索-确认波位双脉冲正负LFM信号积累损失验证

为实验分析搜索-确认波位的双脉冲正负LFM信号积累损失及其脉压副瓣影响,设置了20个高速目标密集伴随飞行,目标之间的相对速度为3~200 m/s,通过上述单帧径向速度误差估计方法,完成多目标径向速度估计,同步完成多目标径向速度迭代,补偿双脉冲回波的目标走动距离和多普勒耦合距离,速度补偿后的双脉冲相参积累效果如图5所示,从图中可以看出,由于正负线性调频的双脉冲独立匹配脉压,不会抬高各自脉冲的距离副瓣和背景噪声,多目标距离脉压副瓣优于-35 dB,满足系统设计要求。20个目标双脉冲积累后的相参积累损失如图6所示,其中80%的目标在速度迭代补偿后,双脉冲积累后的相参积累损失小于0.5 dB,验证了双脉冲正负LFM回波信号的相参积累有效。

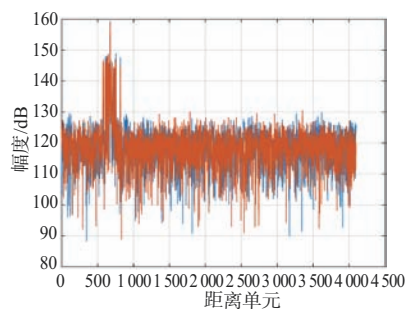


图5 速度补偿后的双脉冲相参积累结果图

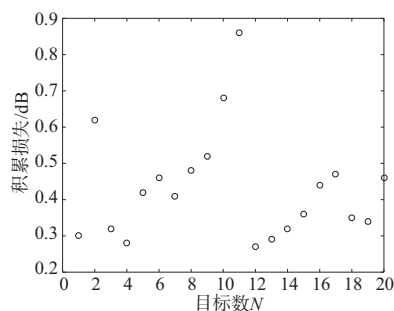


图6 速度迭代补偿后的双脉冲相参积累损失验证图

4.3 搜索-确认波位单帧径向速度估计误差验证

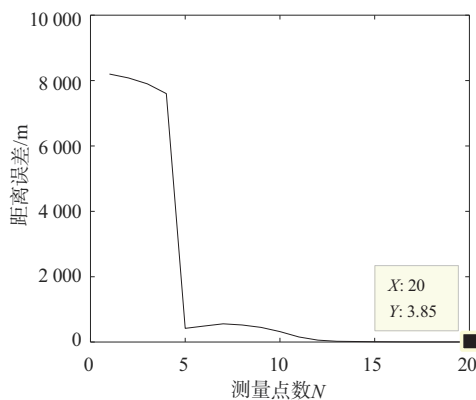
按照单帧搜索、3帧确认的雷达搜索确认工作流程,进行搜索-确认波位单帧径向速度估计误差测试,统计20个目标径向速度估计最大误差和平均值,具体统计结果如表2所示。从表中可以看出,单帧径向速度估计误差近15 m/s,满足多目标快速稳健起始及航迹滤波关联条件,其中,确认波位的单帧径向速度估计精度要明显优于搜索波位,主要是由于确认波位的目标信噪比统计值高于搜索波位近1.8 dB。

表2 搜索-确认波位单帧径向速度估计误差统计

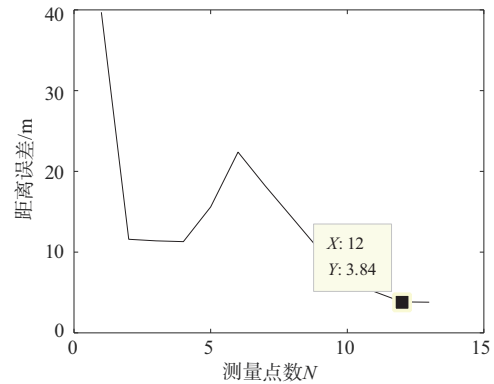
统计分类	搜索波位1	确认波位1	确认波位2	确认波位3
最大值统计	18.7 m/s	15.2 m/s	15.1 m/s	14.8 m/s
平均值统计	12.6 m/s	10.5 m/s	10.52 m/s	10.4 m/s

4.4 目标起始跟踪阶段的距离误差收敛速度验证

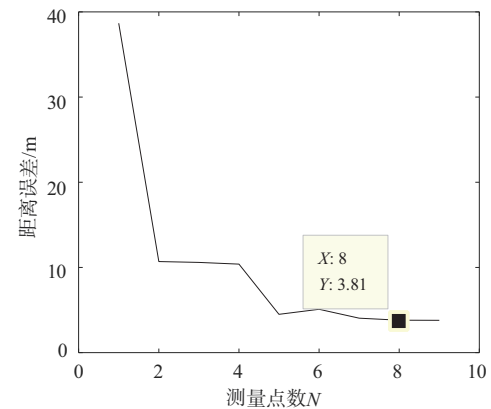
本节主要对比验证在常规搜索确认转跟踪(记为方法1)、搜索-确认波位单帧径向速度估计转跟踪(记为方法2)、搜索-确认波位单帧径向速度估计及确认波位渐变带宽转跟踪(记为方法3)等不同探测处理方法条件下,目标起始跟踪阶段距离误差收敛速度。根据上述实验参数设置,常规搜索确认转跟踪方法的目标距离估计误差收敛速度仿真结果如图7(a)所示,搜索-确认波位单帧径向速度估计转跟踪方法的目标距离估计误差收敛速度仿真结果如图7(b)所示,搜索-确认波位单帧径向速度估计及确认波位渐变带宽转跟踪方法的目标距离估计误差收敛速度仿真结果如图7(c)所示。



(a) 方法1



(b) 方法2



(c) 方法3

图7 3种方法条件下距离误差收敛实验结果

根据实验结果图7所示,常规搜索确认转跟踪方法的目标距离估计误差收敛需要20个测量点,分别为1个搜索点、3个确认点、16个跟踪点,且目标起始跟踪阶段距离误差起伏较大;搜索-确认波位单帧径向速度估计转跟踪方法的目标距离估计误差收敛需要12个测量点,分别为1个搜索点、3个确认点、8个跟踪点;搜索-确认波位单帧径向速度估计及确认波位渐变带宽转跟踪方法的目标距离估计误差收敛需要8个测量点,分别为1个搜索点、3个确认点、4个跟踪点,搜索-确认-跟踪过程衔接更加平稳。综上分析,搜索-确认波位单帧径向速度估计及确认波位渐变带宽转跟踪方法更优,该探测处理方法的多目标航迹起始跟踪收敛速度提升了超1倍,且目标起始跟踪阶段更加平稳。

5 结束语

在远程预警及精密测量雷达预警探测密集高超速目标场景中,雷达在无先验知识条件下,面临

了距离走动大、多普勒耦合效应强、航迹起始收敛速度慢、目标关联易混批等难题,造成密集多目标难以稳健起始跟踪。针对上述难点,本文在分析雷达搜索-确认-跟踪的常规处理流程的基础上,探讨了一种基于正负LFM、双脉冲的搜索-确认-跟踪波形,解决了无先验知识条件下搜索确认阶段的多目标径向速度单帧估计和双脉冲高效积累的难题,实现了搜索确认阶段距离-速度联合高精度估计和搜索确认阶段多脉冲高效积累,达到增程探测效果;同时,提出了搜索-确认-跟踪的起始跟踪阶段渐变带宽探测方案,促进多目标距离估计的误差快速收敛;利用上述搜索-确认单帧径向速度估计、渐变带宽探测等设计,完成雷达起始跟踪阶段的探测流程优化,达到多目标速度与距离一体化高精度、高效率估计,实现了密集高超速目标稳健起始跟踪,起始跟踪航迹收敛速度提升1倍以上,且目标起始跟踪阶段更加平稳,具有良好的工程实现性。

参考文献:

- [1] COX I J, HINGORANI S L. An Efficient Implementation of Reid's Multiple Hypothesis Tracking Algorithm and Its Evaluation for the Purpose of Visual Tracking [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(2):138-150.
- [19] WANG Fen, OU Ming, GUO Yaping, et al. Validation of IRI and IRTAM Models Based on Global Ionosphere Radio Observatory Data [C]//2024 14th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory, Hefei, China:IEEE, 2024:1-4.
- [20] VENKATA RATNAM D, SARMA A D. Modeling of Low-Latitude Ionosphere Using GPS Data with SHF Model [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(3):972-980.
- [21] HASSANIEH H, INDYK P, KATABI D, et al. Simple and Practical Algorithm for Sparse Fourier Transform [C]//In Proceedings of the Twenty-third Annual ACM-SIAM Symposium on Discrete Algorithms, Kyoto, Japan: Society for Industrial and Applied Mathematics, 2012:

- [2] OUSSALAH M, SCHUTTER J D. Hybrid Fuzzy Probabilistic Data Association Filter and Joint Probabilistic Data Association Filter [J]. Information Sciences, 2002(5): 195-226.
- [3] OUYANG C, JI H B. Weight Over-Estimation Problem in GMP-PHD Filter [J]. Electronics Letters, 2011, 47(2): 139-141.
- [4] XU Yang, XU Hui, AN Wei, et al. FISST Based Method for Multi-Target Tracking in the Image Plane of Optical Sensors [J]. Sensors, 2012, 12(3):2920-2934.
- [5] 于秋野,徐锦程,何睿,等.基于多普勒耦合估计的弹道目标测距方法[J].雷达科学与技术,2022,20(3):305-310.
- [6] 梁潇洵,杨超群,朱鑫潮,等.基于群结构集成势均衡多目标多伯努利滤波器的群目标跟踪算法[J].信号处理,2024,40(11):2040-2049.
- [7] 杨超群,徐梦蝶,梁潇洵,等.基于随机有限集滤波器的可分辨群目标跟踪技术研究综述[J].信号处理,2024,40(10):1763-1772.
- [8] 沈明威,张永舒,李建霓,等.基于空时级联单脉冲的多目标高效参数估计算法[J].电子与信息学报,2024,46(3):952-959.

作者简介:

- 胡柏林 男,硕士,主要研究方向为雷达总体设计、信号处理。
- 王贺 男,博士,主要研究方向为智能信息处理。
- 朱庆林 男,博士,主要研究方向为电波数据处理。

(上接第642页)

on Antennas and Propagation, 2018, 66(9):4821-4831.

- [22] TAO Ran, LI Xuemei, LI Yanlei, et al. Time-Delay Estimation of Chirp Signals in the Fractional Fourier Domain [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(7): 2852-2855.

作者简介:

- 危政凯 男,硕士研究生,主要研究方向为稀疏信号处理。
- 郭柏扬 男,博士研究生,主要研究方向为盲信号处理与盲超分辨估计。
- 李志汇 男,博士,副教授,主要研究方向为雷达信号处理。
- 周青松 男,博士,副教授,主要研究方向为雷达信号处理。

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.06.007

基于FPGA的宽带信号数字下变频多路并行实现方法

杨超, 赖涛, 黄天佑, 林惠孚, 王青松, 黄海风

(中山大学电子与通信工程学院, 广东深圳 518107)

摘要: 在高中频采样或是射频直采的雷达接收系统中,随着分辨率等要求不断提高,信号带宽以及采样率不断增大,现场可编程门阵列(Field Programmable Gate Array, FPGA)等数字信号处理器件难以直接处理速率高达数吉赫兹的宽带信号。针对采样率与FPGA工作频率的差异,本文基于多相滤波原理,提出了一种可灵活配置并行处理架构的数字下变频方法,针对多种信号情况进行了计算机仿真,并对FPGA实现的滤波器设计、数据处理位宽、资源消耗以及基带信号质量进行了分析与验证。结果表明,本文方法能够适应高速宽带信号的并行数字下变频,有效降低FPGA工作频率,具备较高的工程实用性以及通用性。

关键词: 宽带; 数字下变频; 多相滤波; 并行处理; 现场可编程门阵列

中图分类号: TN957.5

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0650-12

引用格式: 杨超, 赖涛, 黄天佑, 等. 基于FPGA的宽带信号数字下变频多路并行实现方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6): 650-661.

YANG Chao, LAI Tao, HUANG Tianyou, et al. A Multi-Channel Parallel Method of Wideband Signal Digital Down Conversion Based on FPGA[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6): 650-661.

A Multi-Channel Parallel Method of Wideband Signal Digital Down Conversion Based on FPGA

YANG Chao, LAI Tao, HUANG Tianyou, LIN Huifu, WANG Qingsong, HUANG Haifeng

(School of Electronics and Communication Engineering, Sun Yat-Sen University, Shenzhen 518107, China)

Abstract: In the radar receiving system with high intermediate frequency sampling or RF direct sampling, with the increasing requirements of resolution, signal bandwidth and sampling rate, it is difficult for digital signal processing devices such as FPGA to directly handle wideband signals with a rate of up to GHz. Aiming at the rate difference between sampling rate and FPGA working frequency, a digital down conversion method based on the principle of polyphase filter is proposed in this paper, which can flexibly configure parallel processing structure. The computer simulations are carried out for various signal conditions. Meanwhile, the filter design, data processing bit width, resource consumption and baseband signal quality in FPGA implementation are analyzed and verified. The results show that the proposed method can well adapt to the parallel digital down conversion of high-speed wideband signals and effectively reduce the FPGA working frequency, which has higher engineering practicability and versatility.

Key words: wideband; digital down conversion; polyphase filter; parallel processing; FPGA

0 引言

数字下变频(Digital Down Conversion, DDC)是连通模拟信号和数字处理链路的重要桥梁,通过将中频采样信号搬移至零频附近的基带信号,经过抽取滤波等处理,降低信号采样率,从而减轻后续数字信号处理的负担^[1]。因此,数字下变频的工作速率限制了系统的采样率^[2]。

对雷达系统的分辨率要求在不断提高,信号的瞬时带宽越来越大,这对于系统的采样率需求越来越严苛。随着高速采样转换A/D器件的发展,接收系统越来越趋向于射频前端,高中频采样甚至射频直采已经实现,采样速率高达数吉赫兹。虽然中频采样或射频直采后的数字系统能较好地保证通道一致性以及正交性,但现场可编程门阵列(FPGA)、数字信号处理器(DSP)等硬件平台工

收稿日期: 2024-12-17; 修回日期: 2025-03-20

基金项目: 国家自然科学基金(No.62273365); 深圳市科技计划项目(No.SGDx20230116092503007)

作速率通常只能达到200~300 MHz,很难直接对宽带高速信号进行数字下变频处理,二者之间的处理速度差异是处理的技术瓶颈^[3-5]。

传统的低通滤波法、数字插值法、坐标旋转数字计算机(Coordinate Rotation Digital Computer, CORDIC)、希尔伯特变换法等^[5-10]数字下变频的结构可拓展性较差,其最大可实现工作速率较低,无法满足宽带高速信号的工程实时数字下变频要求。多相滤波法数字下变频^[2,11-19]因其硬件资源占用较少、结构易于实现等优势逐渐成为研究热门。

文献[5-6]采用串行结构方法实现传统DDC,数字电路工作频率与采样率保持一致,只适用于采样率较低的情景。文献[7]基于CORDIC算法完成数字下变频的ASIC设计,但缺乏可拓展性。文献[11-12]基于多相滤波原理,简化了混频方式,降低了数字滤波器阶数,优化了资源消耗,但未提及并行化结构设计。文献[2,13-14]将多相滤波法DDC推广至多路并行处理,其最大并行数受限于信号带宽,文中并未针对宽带信号进行分析。文献[15-16]研究了FIR并行滤波的DDC,但并没有给出并行数可配置的具体分析。文献[17]在多相结构中运用了粒子群优化相关的最小均方算法,抑制了噪声信号,并优化了功耗和面积,但其迭代算法的收敛存在不确定性。

本文基于多相滤波结构进行改进,提出了一种可灵活配置并行处理架构的高效数字下变频设计方法,可有效解决高采样率与数字信号处理速率之间的差异,易于工程实时实现。首先,根据带通采样定理,确定系统的最优采样率;接着,根据系统采样率与信号带宽,确定最大无失真抽取倍数,即预处理并行数,对多相滤波法数字下变频进行扩展;最后,根据实际应用中的数字信号处理器的工作频率,确定细化分并行数,在前级基础上运用滤波器的并行处理结构,进一步降低处理速率以匹配器件的工作速率。本文通过多种信号情况下的计算机理论仿真结果,验证了方法的有效性及其灵活通用性,并分析了FPGA工程实现中的滤波器设计、数据处理位宽以及基带输出信号的质量等,表明了方法的工程实用性。

1 传统的数字下变频

如图1所示,传统数字下变频先将采样信号与数控振荡器(Numerically Controlled Oscillator, NCO)产生的正交信号混频,随后经低通滤波器滤除高频分量及带外噪声,最终通过抽取降低数据速率,输出I、Q基带信号。此时,混频器数据速率仍然和模数转换器(ADC)采样率一致,在高中频或射频直采的系统中会对后级滤波器设计、数据传输和信号处理等过程施加较大压力。由于抽取操作位于处理链末端,前端的大量数据会在后续被丢弃,导致计算资源浪费并降低系统效率^[19]。

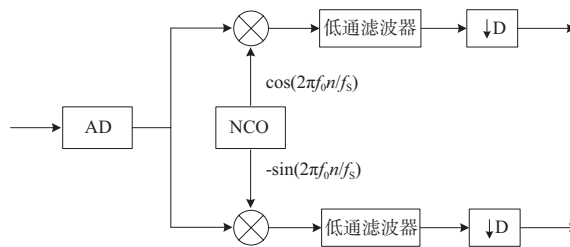


图1 传统DDC的基本实现结构

对于高速宽带信号,无论是在硬件设备限制,还是在软件算法运算,传统数字下变频技术难以做到工程实时实现。FPGA无法用普通I/O引脚匹配接收高速ADC采集信号,并且由于FPGA内部资源的限制,很难直接处理高速率的数据,高速NCO、乘法器、加法器等结构设计较为困难^[13]。时钟速率太高会增加时序电路设计的难度,还会影响时序电路的稳定性。多相滤波法因其高计算效率而备受研究关注。

2 基于多相滤波的宽带数字下变频

2.1 多相滤波抽取基本原理

多相滤波本质上是利用相位均分原理将数字滤波器的系统函数分解为若干不同相位的分支,进而实现多路并行滤波处理。

设FIR数字滤波器的冲激响应为 $h(n)$,滤波器长度为 N 。将冲激响应 $h(n)$ 排列为 D 组,假设 N 为 D 的整数倍(我们总是可以通过补零的方式实现这一点),则有 $N = DQ$,即每组分滤波器的长度为 Q ,处理的数据速率仅为原数据速率的 $1/D$,极大减小了滤波运算量。

多相分解示意图如图 2 所示。

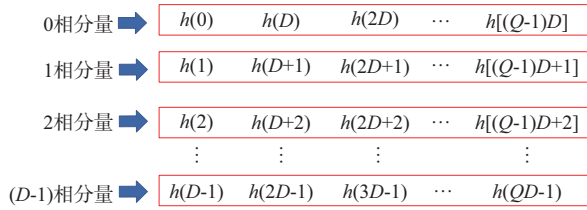


图 2 多相分解示意图

假设 $E_k(z^D)$ 为 $H(z)$ 的第 k 个多相分量, 并有

$$E_k(z^D) = \sum_{n=0}^{Q-1} h(nD+k)(z^D)^{-n} \quad (1)$$

可以得到

$$H(z) = \sum_{n=0}^{N-1} h(n)z^{-n} = \sum_{k=0}^{D-1} z^{-k} E_k(z^D) \quad (2)$$

式中, z^{-k} 表示不同的 k 相分量具有不同相位, 其中 $k = 0, 1, 2, \dots, D-1$, 因此称之为多相滤波结构。

将多相滤波技术应用至抽取系统中, 可以得到多相滤波抽取的直接型结构示意图如图 3 所示。

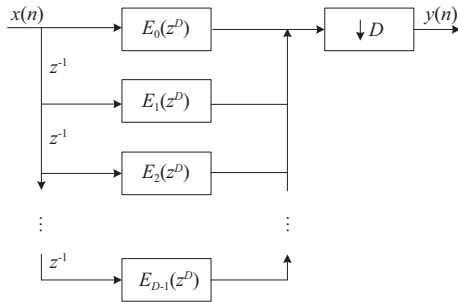


图 3 多相滤波抽取的直接型结构示意图

根据 Nobel 恒等式: 先进行抽取再滤波与先进行滤波再抽取, 这两者是可以等价的^[20]。

因此, 可以将抽取环节 (D 倍抽取) 移至各分支滤波器之前, 多相分量 $E_k(z^D)$ 中的 z^D 变为 z , 即分支滤波器 $E_k(n)$ 是对原型滤波器 $h(n)$ 进行 D 倍抽取得到, $x_k(n)$ 是对信号 $x(n)$ 进行 D 倍抽取得到的。可以得到多相滤波抽取的高效结构如图 4 所示。

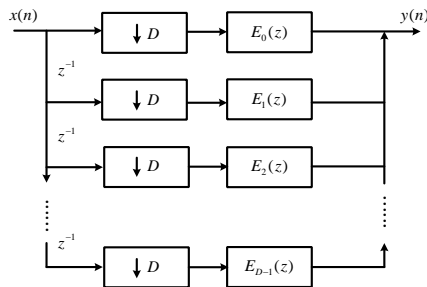


图 4 多相滤波抽取的高效型结构示意图

多相滤波抽取器的分支滤波器位于 D 倍抽取降采样之后, 因而滤波处理只计算需要抽取的样值而避免了不必要的冗余计算, 显著降低了乘法器和加法器的处理速度, 提高了整个过程的计算效率以及实时处理性。

2.2 免混频设计

假设在高中频直采系统中, 模拟中频输入为线性调频信号, 具有如下形式:

$$x(t) = a(t) \cos [2\pi f_i t + \pi K t^2] \quad (3)$$

式中, $a(t)$ 为信号的瞬时幅度包络, f_i 为中频频率, 记 $\varphi(t) = \pi K t^2$ 。

根据带通采样定理, 无混叠下的系统最优采样率 f_s 与中频频率 f_i 、信号带宽 B 需要满足以下关系:

$$\begin{cases} f_s = \frac{2(f_L + f_H)}{2m+1} = \frac{4f_i}{2m+1}, m = 0, 1, 2, 3, \dots \\ f_s \geq 2B \end{cases} \quad (4)$$

式中, f_L 为信号的最低频率, f_H 为信号的最高频率。

由于最优 ADC 采样率的选取, 使得传统 DDC 中混频所需的 NCO 信号可以简化为以下形式:

$$\cos(2\pi f_i \frac{n}{f_s}) = \cos [2\pi f_i \frac{(2m+1)n}{4f_i}] = \cos [2\pi \cdot (2m+1)n] \quad (5)$$

$$\begin{aligned} -\sin(2\pi f_i \frac{n}{f_s}) &= -\sin [2\pi f_i \frac{(2m+1)n}{4f_i}] = \\ &= -\sin [2\pi \cdot (2m+1)n] \quad (6) \end{aligned}$$

观察式(5)和式(6)可以发现, 随着 $n = 0, 1, 2, 3, \dots$ 取值, 混频信号周期性地出现 0 值, 并且有效取值总是在 1 与 -1 交替。因此, 结合多相滤波抽取原理, 可以进一步将抽取环节移至信号最前端, 适当进行前端信号的抽取, 与 0 值混频的支路则无需进行冗余计算, 其他支路只需进行简单的正负取值即可。

传统多相滤波法数字下变频的 2 倍抽取结构思路^[21]如图 5 所示, 通过借鉴该结构可以将数据率降低为原来的一半, 但当采样后的信号速率较大时, 该结构仍然难以在 FPGA 上实时实现, 还需进一步采用多路并行处理方法, 将数据速率继续降低。

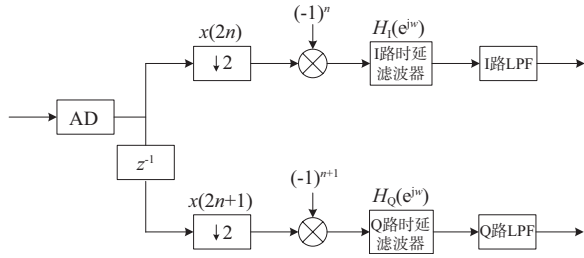


图5 多相滤波法2倍抽取DDC结构

为了保证基带分量不混叠,多路并行处理数M需要满足以下关系:

$$M \leq \left\lfloor \frac{f_s}{B} \right\rfloor, \quad M \text{ 为偶数} \quad (7)$$

式中, $\lfloor \cdot \rfloor$ 表示向下取整。

由上述分析可知,将传统多相滤波法数字下变频结构拓展至M路并行处理,对M路抽取后的数据进行有规律的正负取值,即可替代繁杂的混频步骤。其中,对于信号的M/2路偶数抽取统一记作I路同向分量数据,对于信号的M/2路奇数抽取统一记作Q路正交分量数据,对应的I路数据与Q路数据在时间域上有着1/2个样本周期时延差。

2.3 时延补偿与低通滤波设计

传统多相滤波法DDC为了补偿前端信号因为抽取而引入的时延差,会单独设计一个时延滤波器,使得I、Q路在时间域上对齐。然后再设计低通抗混叠滤波器,滤除带外噪声以及高频无用分量。

本文直接设计低通抗混叠滤波器 $h(n)$,将其系数进行多相分解,通过适当选取滤波器系数与信号的对应关系,使得各路上的时延差在实现低通抗混叠滤波的同时直接得以补偿。因此,I、Q支路上滤波器的抽取原则需要与前端信号的抽取原则相反,即I路上前端信号的偶抽取分量 $x(2n)$ 与原型滤波器的奇抽取分量 $h(2n+1)$ 对应,Q路上前端信号的奇抽取分量 $x(2n+1)$ 与原型滤波器的偶抽取分量 $h(2n)$ 对应,这样即可将I、Q路数据的时延补偿与低通抗混叠滤波合并实现。

以两路并行处理为例,如图6所示,根据上述分析的抽取对应原则,I、Q支路上的滤波器系数均为同一原型滤波器规律选取的多相分支,其频响特性相似。

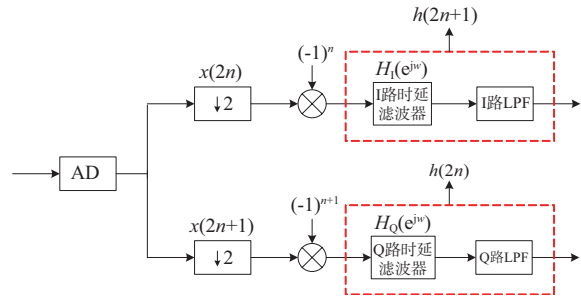


图6 时延补偿与低通滤波改进示意图

在滤波器的设计过程中,可以选择滤波器阶数为多路并行数M的整数倍,以简化各支路系数选取设计。

2.4 并行滤波结构设计

实际中由于采样率和带宽的限制,无失真的M倍抽取多相下变频的速率依旧无法与FPGA的工作速率相匹配,即各支路上的速率 f_s/M 依然大于数字信号处理器件FPGA的最高工作速率 f_{clk} ,无法做到工程实时实现。因此,需要进一步增加抽取倍数来降低工作速率。

M路各分支进一步需要划分的并行处理数P需满足以下关系:

$$P \geq \left\lceil \frac{f_s}{M \cdot f_{clk}} \right\rceil \quad (8)$$

式中, $\lceil \cdot \rceil$ 表示向上取整。

对于前端数据正负取值实现免混频步骤,采用更多路并行处理降低工作速率的方式易于实现。而为了降低后续的滤波器计算速率使其匹配前端的数据率,需要设计滤波器的并行处理结构。

可以将问题简化成如何将一个单路滤波过程,扩展至多路滤波并行处理,以提高实时处理能力。以 $P=2$ 两路并行滤波为例,如图7所示。

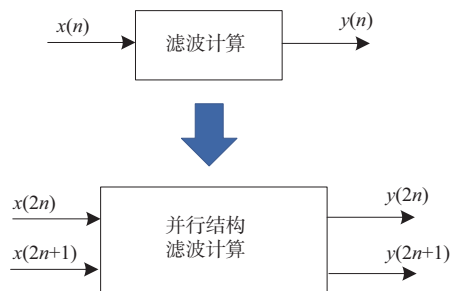


图7 FIR滤波器并行结构示意图(P=2)

借鉴多相分解的思路,从滤波计算的表达式

中可以推导出:

$$\begin{aligned}
 y(2n) &= \sum_{k=0}^{N-1} h(k)x(2n-k) = \\
 &h(0)x(2n) + h(1)x(2n-1) + \\
 &h(2)x(2n-2) + h(3)x(2n-3) + \\
 &h(4)x(2n-4) + h(5)x(2n-5) + \\
 &\dots + \dots = \\
 &\sum_{k=0}^{N/2-1} h(2k)x(2n-2k) + \sum_{k=0}^{N/2-1} h(2k+1) \cdot \\
 &x(2n-1-2k) = \\
 &\sum_{i=0}^1 \sum_{k=0}^{N/2-1} h(2k+i)x[2(n-k)-i] = \\
 &\sum_{i=0}^1 h(2n+i)*x(2n-i) \quad (9)
 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
 y(2n+1) &= \sum_{k=0}^{N-1} h(k)x(2n+1-k) = \\
 &h(0)x(2n+1) + h(1)x(2n) + \\
 &h(2)x(2n-1) + h(3)x(2n-2) + \\
 &h(4)x(2n-3) + h(5)x(2n-4) + \\
 &\dots + \dots = \\
 &\sum_{k=0}^{N/2-1} h(2k)x(2n+1-2k) + \\
 &\sum_{k=0}^{N/2-1} h(2k+1)x(2n-2k) = \\
 &\sum_{i=0}^1 \sum_{k=0}^{N/2-1} h(2k+i)x[2(n-k)+1-i] = \\
 &\sum_{i=0}^1 h(2n+i)*x(2n+1-i) \quad (10)
 \end{aligned}$$

式中,*表示卷积运算。式(9)和式(10)表明,FIR全滤波过程可以通过并行处理结构,同时计算处理不同时间顺序输入的多路信号。

如图8所示,通过将信号与滤波器同时划分两路,按照一定的计算规则,可以使得中间的滤波计算过程所需要的处理速率降低一半。

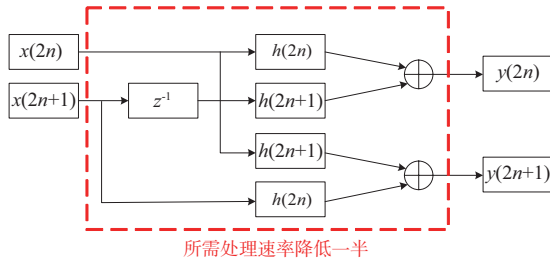


图8 FIR滤波器两路并行实现结构

这一过程实质上可看作是两次2相滤波得到不同时间顺序输出的2倍抽取滤波结果,将其拼接

后即可得到完整的全滤波值。

这一思路可以根据实际处理速率需求推广至更多路并行处理结构。

P 路滤波并行处理以降低工作速率的分解示意如式(11)所示,其中 $q = 0, 1, 2, \dots, P-1$ 表示 P 并行支路。

$$\begin{aligned}
 y(Pn+q) &= \sum_{k=0}^{N-1} h(k)x(Pn+q-k) = \\
 &\sum_{k=0}^{N/P-1} h(Pk)x(Pn+q-Pk) + \\
 &\sum_{k=0}^{N/P-1} h(Pk+1)x(Pn+q-1-Pk) + \\
 &\dots + \sum_{k=0}^{N/P-1} h(Pk+P-1) \cdot \\
 &x[Pn+q-(P-1)-Pk] = \\
 &\sum_{i=0}^{P-1} \sum_{k=0}^{N/P-1} h(Pk+i)x[P(n-k)+q-i] = \\
 &\sum_{i=0}^{P-1} h(Pn+i)*x(Pn+q-i) \quad (11)
 \end{aligned}$$

3 宽带信号数字下变频仿真分析

为了验证本文所提方法的有效可行性,本节针对不同参数的线性调频信号进行了理论仿真,对比了数字下变频前后的信号幅频特性。

假定FPGA的工作频率 $f_{\text{clk}} = 150 \text{ MHz}$,对于输入信号的不同中心频率 f_i 以及信号带宽 B ,根据式(4)、式(7)、式(8),可以计算得到系统的最优采样率 f_s 、预处理并行数 M 以及进一步细化并行数 P 。具体仿真参数如表1所示。

表1 仿真参数

中心频率 f_i/MHz	信号带宽 B/MHz	采样率 f_s/MHz	预处理 并行数 M	细化分 并行数 P
300	250	1 200	4	2
600	500	2 400	4	4
750	1 000	3 000	2	10

为了更有力地说明所设计的多相滤波器并行结构能有效实现抗混叠滤波,考虑在输入中频信号的带外部分加噪,FIR原型滤波器的阻带衰减按45 dB进行设计。同时,为了更充分评估所得基带信号的质量,本文将DDC后的基带信号与理想基带信号进行脉冲压缩分析。不同参数下的仿真结果如图9所示,其中第一列为原型滤波器的幅频特

性曲线,第二列为初始输入的中频信号频谱,取原始中频信号的正半边谱与DDC后的基带信号频谱

进行对比,第三列为DDC前后归一化频谱对比,第四列为基带信号的脉冲压缩结果图。

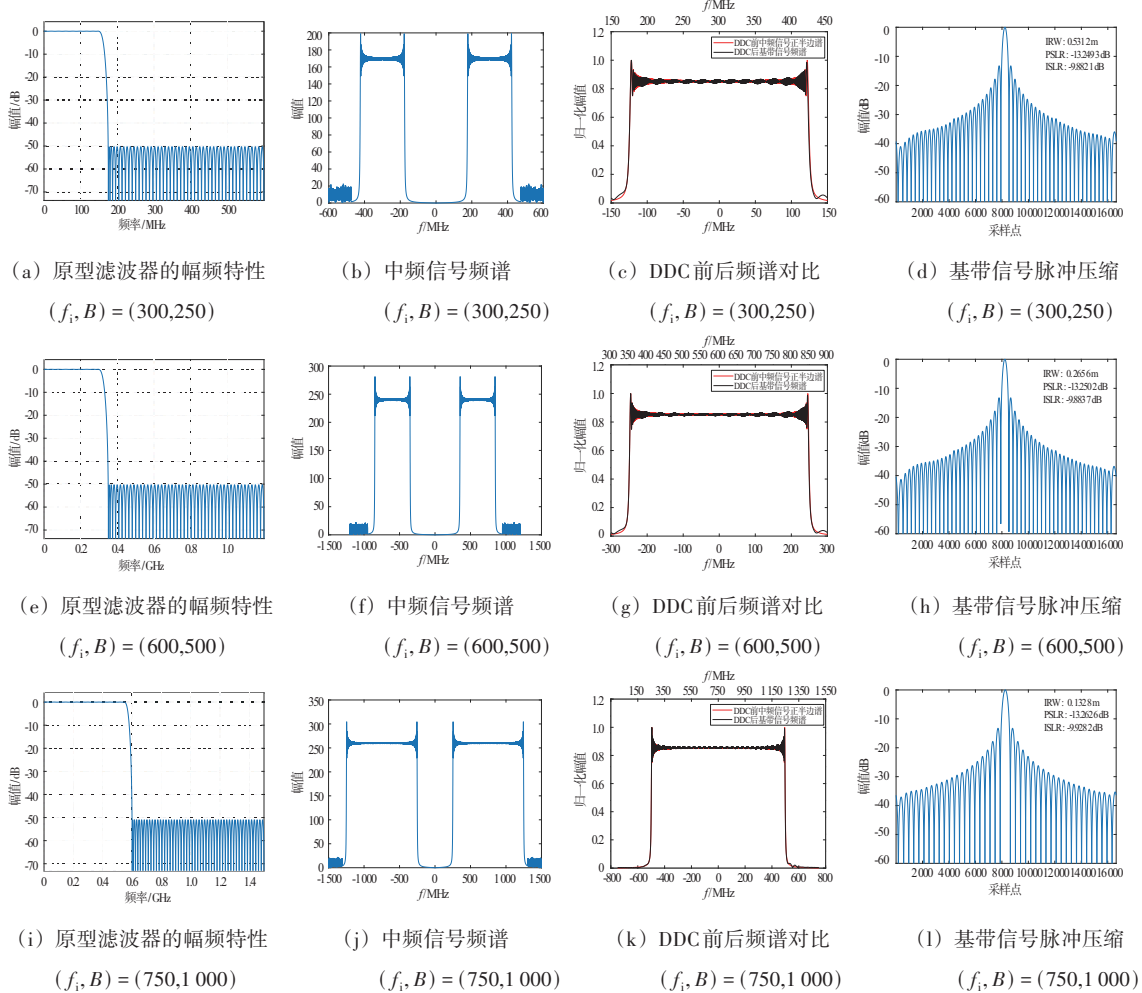


图9 不同参数下的并行DDC仿真结果

如表2所示,对脉压结果进一步给出相应的评价指标分析,主要包括冲激响应宽度(Impulse Response Width, IRW)、峰值旁瓣比(Peak Side Lobe Ratio, PS LR)以及积分旁瓣比(Integrated Side Lobe Ratio, ISLR)。结果表明,脉压结果的实际指标与理论值基本吻合,基带信号质量良好。

表2 不同参数下脉压结果的评价指标

	$(f_i, B)/\text{MHz}$	IRW/m	PSLR/dB	ISLR/dB
理论值	(300,250)	0.531 6	-13.26	-9.7
	(600,500)	0.265 8	-13.26	-9.7
	(750,1 000)	0.132 9	-13.26	-9.7
实际值	(300,250)	0.531 2	-13.249 3	-9.882 1
	(600,500)	0.265 6	-13.250 2	-9.883 7
	(750,1 000)	0.132 8	-13.262 6	-9.928 2

如表3所示,将DDC基带信号与理想基带信号之间的方差 σ^2 作为噪声能量的衡量,信号的幅度平方 A^2 作为信号能量衡量,计算等效信噪比 $SNR = 10 \log_{10} A^2 / \sigma^2$,一定程度上可以表征信号一致性。从仿真结果可以直观地看出,本文方法可根据实际信号情况灵活调整结构,能够有效实现对宽带信号的数字下变频,抑制带外的高频噪声干扰,等效信噪比在37 dB以上。下变频后的基带

表3 等效信噪比分析

中心频率 f_i /MHz	信号带宽 B /MHz	等效信噪比SNR/dB
300	250	39.062 2
600	500	38.067 0
750	1 000	37.941 1

信号保持与原始信号相匹配的带宽,频谱上无明显杂散点,具有良好的信号一致性。

4 宽带信号数字下变频FPGA硬件实现

为了验证本文所提方法的工程实用性,本节基于FPGA进行硬件实现,详细给出了设计过程,分析了工程应用中的滤波器系数量化、运算过程的位宽选择以及资源消耗等问题,并对所得的基带信号进行了脉冲压缩的性能评估。

4.1 总体设计

系统总体设计框图如图10所示。信号生成模块根据实际需求产生固定中心频率以及信号带宽的模拟信号;数据采集模块由于速率达到了数吉赫兹以上,传统的互补金属氧化物半导体(CMOS)和低电压差分信号(LVDS)已经很难满足设计要求,选用基于高速串行接口(SERDES)的JESD204B接口的ADC,通过最优采样得到数字中频信号;数字处理模块基于FPGA实现并行结构的宽带数字下变频,输出数字基带信号;数据分析模块将数字下变频后的基带信号数据导出至计算机进行分析。

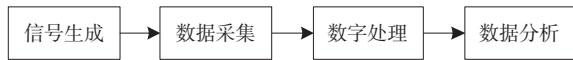


图10 系统总体设计框图

实际应用中,中频接收机可以通过参数估计的技术手段提前接收有用信号并确定相关参数。根据接收估计出的信号参数,我们总是可以预先设定好中频频率 f_i ,利用频率综合器,将接收得到的载频减去固定的中频频率作为本振频率,确保了混频得到的中频频率恒定,进而确定系统最优采样率。信号生成模块的基本实现结构如图11所示。

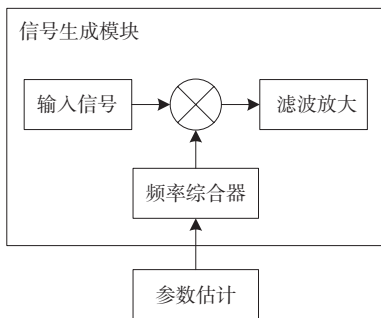


图11 信号生成模块具体框图

选用的硬件平台及FPGA部分资源情况如表4和表5所示。主控采用Xilinx公司Zynq Ultra-Scale+ MPSOC系列的XCZU19EG,ADC芯片采用ADI公司的AD9689,支持JESD204B编码串行数字输出,二者使用FMC连接器进行电气连接。时钟芯片采用ADI公司的HMC7044,支持配有并行或串行(JESD204B型)接口的高速数据转换器,其SYSREF有效中断可简化JESD204B同步。

表4 硬件平台

硬件平台	型号
FPGA	XCZU19EG
ADC	AD9689
时钟芯片	HMC7044

表5 FPGA部分资源

FPGA资源	数量
系统逻辑单元	1 143 450
DSP Slices	1 968
查找表LUT	522 720
触发器FF	1 045 440

此处以雷达数字中频接收机为例来说明本文方法在FPGA上的硬件实现。考虑输入信号为线性调频信号,具体参数如表6所示。

表6 信号参数

参数	参数值
中心频率 f_i	300 MHz
信号带宽 B	250 MHz
脉冲宽度 T_p	50 μ s

FPGA数字处理模块的功能框图如图12所示。通过SPI协议配置ADC以及时钟芯片的寄存器,完成时钟生成与同步。利用JESD204B IP核接收ADC采集到的数据,经数据解析模块以8通道形式并行输出,实现降速率处理来匹配FPGA频率。通

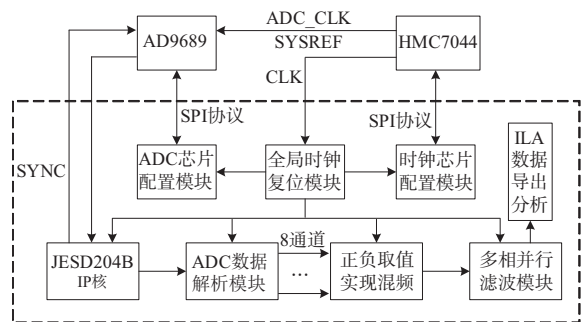


图12 FPGA数字处理模块的具体功能框图

过正负取值模块实现下混频,接着进入多相并行滤波模块完成低通抗混叠滤波,最后通过内嵌逻辑分析仪(Integrated Logic Analyzer, ILA)抓取所得

的基带信号,并将数据导出至文本文件以供后续在计算机进行信号分析。具体实现的FPGA Block Design架构如图13所示。

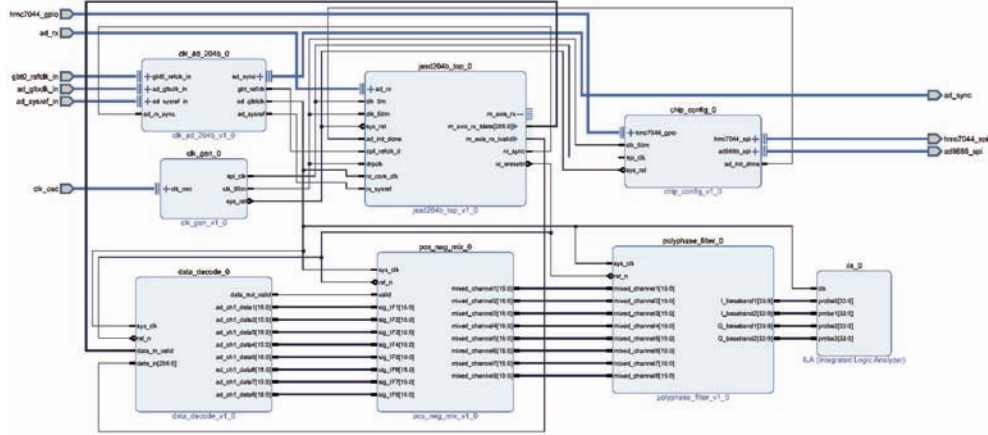


图13 FPGA Block Design架构图

4.2 数字下变频并行结构的具体实现

由表5的设计参数,结合式(4),根据带通采样定理,选取无混叠的最优ADC采样率为 $f_s = 4f_i = 1.2\text{ GHz}$ 。

设定FPGA的工作频率 $f_{\text{clk}} = 150\text{ MHz}$,在每个FPGA时钟周期,会收到8个数据,ADC接口需要将串行的高速数据转换为并行的8组,保证每组的速率与FPGA时钟匹配,即实现8抽取降速率。此时数字下变频结构需要灵活适应8并行结构完成高效处理。

根据式(7),由于采样率与带宽的限制,要使恢复出的基带分量不出现失真,则前端数据最大抽取倍数为 $M = \lfloor f_s/B \rfloor = \lfloor 1.2\text{ GHz}/250\text{ MHz} \rfloor = 4$,即至多进行无失真4倍抽取的传统多相滤波法DDC。

因而,根据多相滤波原理,可以得到无失真4倍抽取的传统多相滤波法DDC多路扩展结构如图14所示。

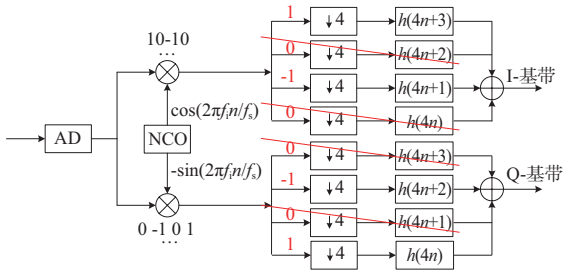


图14 4路并行处理DDC结构

可以看到,此时I、Q路混频信号中周期性地出现0值,并且有效取值总是在1与-1交替。因此,在后续进行低通抗混叠滤波的多相结构运算中,经过抽取后的信号由于混频时与0值相乘而无需进行冗余计算,其他多相分支只需进行简单的正负取值即可完成混频步骤。

因此,可以得到简化过后的无失真4倍抽取多相滤波法DDC结构如图15所示。

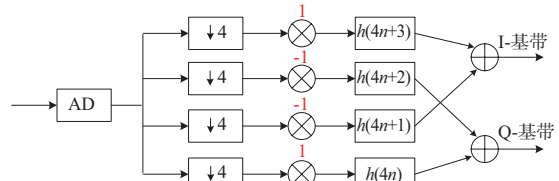


图15 简化过后的4路并行处理DDC结构

虽然经过上述处理能够有效降低每条支路上的处理速率,但是此时的数据速率仍然高达 $f_s/M = 1.2\text{ GHz}/4 = 300\text{ MHz}$,与FPGA的工作时钟无法匹配,难以实时实现。若直接进行8抽取的多相滤波法下变频,虽然数据速率能够降低到与FPGA工作时钟相匹配的150 MHz,但是基带频谱会出现混叠失真。因此,还需进一步利用2.4节所设计的高效并行结构,以“面积换速度”的方法降低运行速率。

根据式(8),将2.4节的滤波器并行结构运用到无失真4倍抽取的多相滤波数字下变频中,则可进一步实现8路数据的并行处理,使得各支路的数据速率与FPGA的工作速率相匹配。

其中一路的实现结构如图 16 所示,其他支路类似。

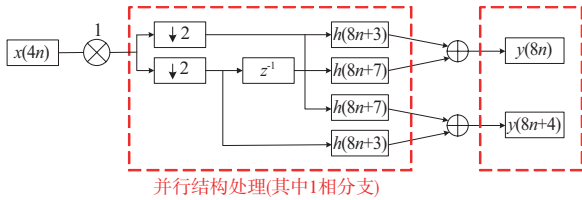


图 16 高效并行实现结构实现 DDC(其中 1 相分支)

4.3 滤波器系数设计

利用 Matlab 中的滤波器设计和分析工具(Filter Design and Analysis Tool, FDATool)设计原型低通滤波器,并进行性能分析。预期的滤波器设计指标如表 7 所示。

表 7 滤波器的设计指标

参数	参数值
采样率	1.2 GHz
通带截止频率	150 MHz
阻带截止频率	175 MHz
阻带衰减	45 dB

一般来说,滤波器的阶数越高,其过渡带越陡峭,阻带衰减也越大。但是,过高的阶数也会增加滤波器的复杂度和计算量。同时,FIR 滤波器还具有群延迟特性,通过 FIR 滤波后各频率分量的延迟为一相同的常数,系统的群延迟为

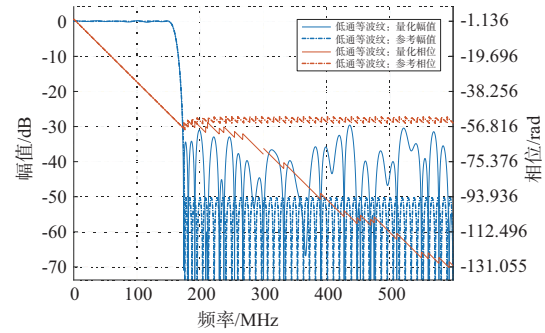
$$\tau = \frac{N}{2} \times \frac{1}{f_s} \quad (12)$$

式中, N 为 FIR 滤波器阶数。因此,滤波器阶数过高还会导致系统的群延迟偏大。

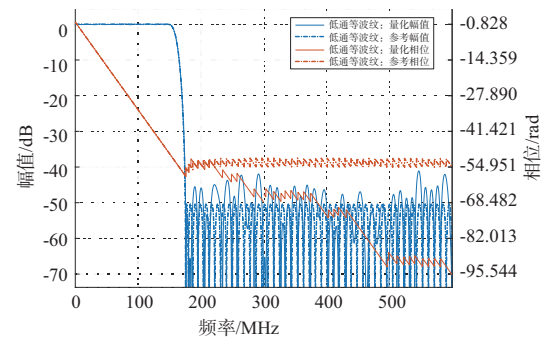
PC 机上设计理想滤波器的系数是以双精度浮点数的形式给出,可认为没有量化误差。在 FPGA 中实现浮点数运算非常繁琐,因此还需要对滤波器系数选择合适的量化位数进行定点数转换,将其存储在有限位数的寄存器中。量化位数过低会使得量化误差偏大,系统函数的零极点位置将会发生偏移,使得频率响应偏离理论设计,直接影响到滤波器的性能;选择较高的量化位数,可以有效减少量化误差,但在 FPGA 硬件实现时所需要的存储和计算资源也越多。

利用等波纹最佳逼近法设计 FIR 滤波器,根据表 7 中的设计指标,确定滤波器阶数为 128 阶,不

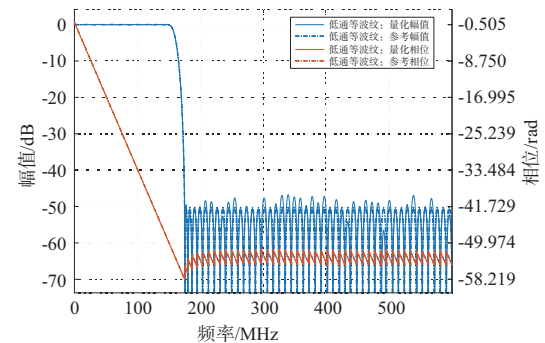
同量化位数下的滤波器频率响应如图 17 所示。



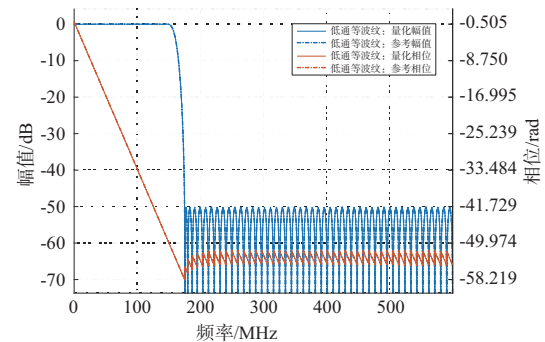
(a) 量化位数为 8



(b) 量化位数为 10



(c) 量化位数为 12



(d) 量化位数为 16

图 17 不同量化位数下的滤波器频率响应

由上述分析综合考虑滤波器性能和硬件资

源,将滤波器系数进行12位定点数量化,可以较好地满足实际需求。

4.4 数据位宽设计

在正负取值模块以及并行滤波模块中,需要对数据完成多次的乘加运算。为了保证数据处理过程中不产生溢出现象,同时又不过多浪费资源,我们必须合理设计各个数据位宽。

对于两个无符号操作数进行乘加运算,结果可能产生的最大位数如表8所示。

表8 乘加运算的最大可能位宽

操作数1	操作数2	乘法运算	加法运算
N_1	N_2	$N_1 + N_2$	$\max\{N_1, N_2\} + 1$

FIR滤波运算的本质是对输入信号进行移位、寄存、相乘、相加的过程。ADC数据通过符号扩展为16位,在正负取值模块中并不会产生运算结果的溢出。在并行滤波模块中,对于16位的输入信号与12位的滤波器系数相乘的结果,采用 $16+12=28$ 位的最大可能位宽进行记录。考虑到4.3节设计的原型滤波器为128阶,并行滤波模块中分为了8路多相分支进行处理,因此每一个多相分支滤波器的阶数即为16阶,此时输出数据将由16个抽头数据相加所得,输出最多产生 $\log_2 16 = 4$ 个进位。结合图14和图16分析,最终输出I/Q基带信号时还需经过2次加法运算,因此数据位宽最大可能达到 $28+4+2=34$ 位。

根据上述分析,运算的中间变量均采用全位宽进行设计,不会有任何的精度损失。实际上最终输出的结果受到系统位宽的限制,可以根据输入信号的范围、系统要求等进行相应的位宽截取。本文设计中,整个处理过程可视作一个线性系统,通过分别求取系统输入输出的最大值,其比值即为系统增益,在全位宽系统输出结果中进行相应的移位放缩即可。

4.5 实验结果及分析

使用频率综合器产生频率范围为9~9.25 GHz的线性调频信号作为射频输入,模拟信号发生器产生固定频率为8.825 GHz的单频信号作为本振,二者通过模拟混频器产生如表6参数所示的中频

信号。实验测试场景如图18所示。

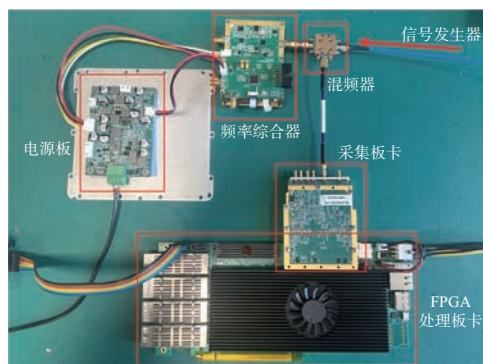


图18 实验测试场景图

频谱仪测量中频信号频谱如图19所示,扫频范围为175~425 MHz,幅频特性平坦,输出幅度大致在0 dBm。

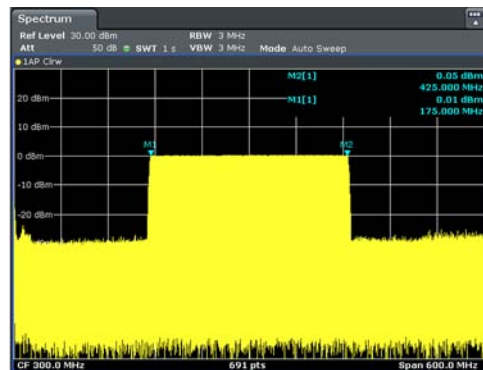


图19 中频信号频谱测量

ADC直采中频信号,基于FPGA实现本文所提出的宽带数字下变频多路并行实现方法。在FPGA开发软件Vivado中,通过ILA捕获最终并行输出的基带I/Q信号波形如图20所示。

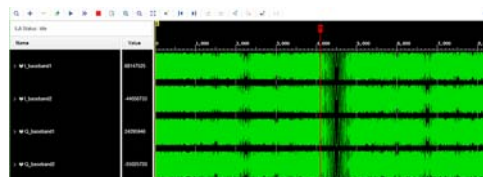


图20 ILA捕获基带信号波形图

FPGA综合实现后的资源使用情况如表9所示。

表9 FPGA资源使用情况

资源	使用数
查找表LUT	4 809
触发器FF	2 752
DSP Slices	256

为了方便进行基带信号的深入分析,将FPGA输出的基带信号数据通过ILA导出至Matlab,其频谱如图21(a)所示。

在雷达的回波模拟或干扰生成等领域,我们通常还需要对基带信号作进一步的信号处理,数字基带信号的质量将直接决定后续算法的处理性能。为了更好地评估基带信号的质量,本文将FPGA得到的基带信号与理想的基带信号进行脉冲压缩,如图21(b)所示。

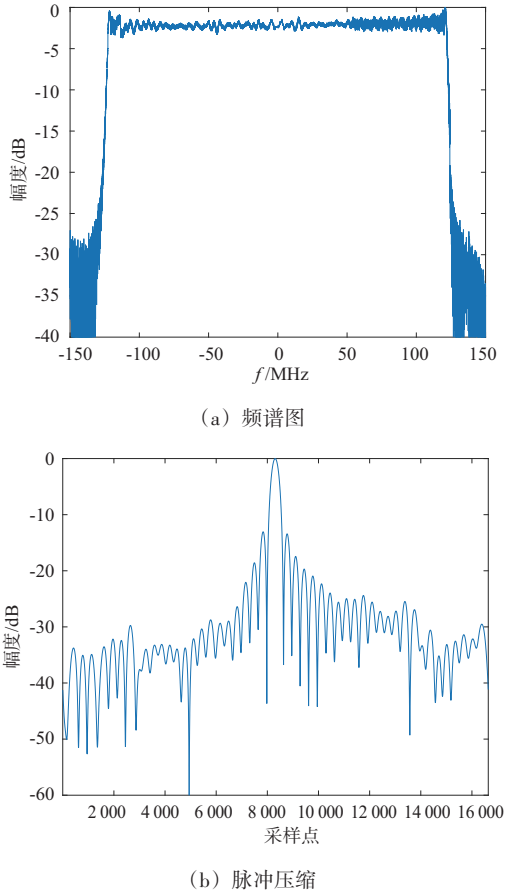


图21 ILA基带信号

实验结果表明,采用本文设计方法能够灵活适应宽带高速信号的数字下变频,有效降低了传统数字下变频的工作频率,同时保证了硬件资源消耗较低,能够满足工程应用需求。

对脉压结果进一步给出相应的评价指标分析,如表10所示。理论计算脉压后的3 dB冲激响应宽度IRW约为 $0.886 \times c/2B = 0.5316$ m,理想的sinc函数第一副瓣电平约为-13.26 dB,积分旁瓣比ISLR约为-9.7 dB。表10结果表明,FPGA实测结

果的指标与理论计算指标基本吻合,脉压性能良好,可以满足系统对基带信号的质量要求。

表10 基带信号脉冲压缩的评价指标

IRW/m	PSLR/dB	ISLR/dB
0.564 5	-13.052 0	-9.134 3

在实际处理过程中通常需要对脉压结果抑制旁瓣,防止强目标回波的旁瓣过高而淹没弱目标的主瓣,避免出现伪距目标甚至遮挡真实目标。因此,本文选取雷达脉压处理中常用的汉明窗为窗函数,将实际的加窗结果和理想结果进行比较,如图22所示。

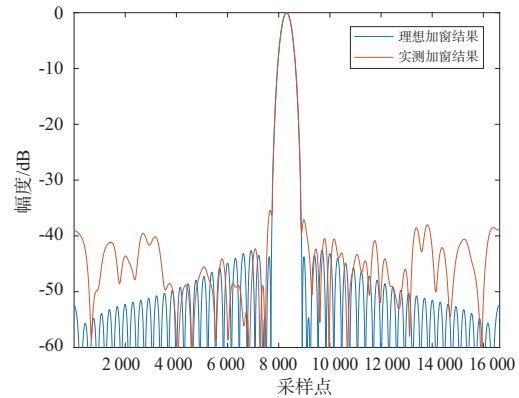


图22 ILA基带信号脉冲压缩的加窗结果

计算加窗后的各项评价指标如表11所示。可以看到,加窗后的冲激响应宽度IRW均有一定程度的展宽,理想脉压结果加汉明窗后的第一副瓣电平可以达到约-41 dB,实测结果由于ILA采集点数有限以及触发时刻等原因,基带信号带内略有起伏,其PSLR约为-36.3 dB,总体性能较好。后续可以考虑改善射频和中频电路的幅频通道特性,或者采用该基带信号作为参考信号,以提高脉压旁瓣性能。

表11 基带信号脉冲压缩加汉明窗后的评价指标

测试条件	IRW/m	PSLR/dB
理想加窗	0.781 2	-40.987 2
实测加窗	0.789 3	-36.259 1

5 结束语

针对高中频采样或射频直采下的宽带信号,采样率远高于FPGA的极限工作频率,传统DDC方法无法满足工程实时处理的要求。本文基于多相

滤波法进行改进,提出了一种可灵活配置并行处理结构的数字下变频方法,可以适应宽带信号的高采样率与处理速率之间的差异,有效提高了系统处理速率,资源消耗较低。针对不同信号情况进行了计算机理论仿真,同时基于FPGA完成了硬件实现,详尽给出了实际工程中需要分析的滤波器设计、数据处理位宽、资源消耗等问题,最终对处理所得的基带信号进行了脉冲压缩性能分析,为后续雷达成像奠定了良好的基础。结果表明,本文方法兼具可灵活拓展性、通用性、工程实用性的特点,对于雷达接收系统、回波模拟或干扰生成等领域具有实际工程应用与参考价值。

参考文献:

- [1] 王伟. 高速数字下变频关键技术研究与设计[D]. 南京: 南京信息工程大学, 2023.
- [2] 黄刚. 高速采样信号数字下变频研究[J]. 现代导航, 2023, 14(1):70-74.
- [3] GUO Lianping, MENG Jie, TAN Feng, et al. Filter Analysis in the Quadratic DDC Structure [C]//2017 13th IEEE International Conference on Electronic Measurement & Instruments, Yangzhou, China: IEEE, 2017:49-53.
- [4] 王利华, 赵微微. 基于16相快速滤波实现采样率4~8 GS/s中频信号预处理[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(2):231-236.
- [5] LI Gang, LIU Rumeng, YUAN Shuai, et al. Design and Implementation of Frequency Agile Multistage DDC Based on FPGA [C]//2022 IEEE International Conference on Sensing, Diagnostics, Prognostics, and Control, Chongqing, China: IEEE, 2022:358-362.
- [6] 覃荣捷, 袁晓, 辛超, 等. 宽带信号接收机中数字下变频的设计与FPGA实现[J]. 舰船电子工程, 2019, 39(4):68-71.
- [7] 张兰丹. 基于CORDIC算法的数字下变频ASIC设计与实现[D]. 成都: 电子科技大学, 2023.
- [8] JIANG Kun, WANG Yuanqin, LIAN Xin, et al. An Improved Wideband Digital Baseband Conversion Method [C]//2013 IEEE Third International Conference on Information Science and Technology, Yangzhou, China: IEEE, 2013:1522-1525.
- [9] PERWAIZ A, KHAN S A. Bit Serial CORDIC DDFS Design for Serial Digital Down Converter [C]//2007 Australasian Telecommunication Networks and Applications Conference, Christchurch, New Zealand: IEEE, 2007:298-302.
- [10] JOHANSSON H, WANHAROMAR L. Digital Hilbert Transformers Composed of Identical Allpass Subfilters [C]//1998 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Monterey, CA, USA: IEEE, 1998:437-440.
- [11] DATTA D, MITRA P, DUTTA H S. FPGA-Based Digital Down Converter for GSM Application [C]//2020 IEEE VLSI Device Circuit and System, Kolkata, India: IEEE, 2020:299-303.
- [12] 孙娟, 韩涛, 于巍巍, 等. 基于多项滤波原理的DDC设计及FPGA实现[J]. 空间电子技术, 2014, 11(2):54-58.
- [13] ZHOU Xinxing, XIE Zugang, WEN Fei, et al. An Optimal Design and Implementation Method of High Speed Digital Down Conversion Based on FPGA [C]//2021 International Conference on Computer Information Science and Artificial Intelligence, Kunming, China: IEEE, 2021:1104-1107.
- [14] 姜润祯, 陈叶明. 基于多相滤波高效宽带数字的变频设计及FPGA实现[J]. 电子技术, 2024, 53(5):1-3.
- [15] JIANG Jun, LIU Fu, HU Cong. Design and Realization of FPGA-based DRFM with High Instantaneous Bandwidth [C]//2021 IEEE 15th International Conference on Electronic Measurement & Instruments, Nanjing, China: IEEE, 2021:233-239.
- [16] 孙星, 李刚, 姜童, 等. 基于快行FIR滤波器的数字下变频设计及FPGA实现[J]. 空间电子技术, 2021, 18(5):8-13.
- [17] DATTA D, NASKAR M K. Implementation of Polyphase Digital Down Converter Using Optimized LMS Algorithm for WCDMA Application [J]. IEEE Embedded Systems Letters, 2024, 16(4):533-536.
- [18] HARRIS F J, DICK C, RICE M. Digital Receivers and Transmitters Using Polyphase Filter Banks for Wireless Communications [J]. IEEE Trans on Microwave Theory and Techniques, 2003, 51(4):1395-1412.
- [19] LIU Tong, HAN Jiayu, LI Zhigang. Broadband DDC Based on Polyphase Filter and Its FPGA Implementation [C]//2016 IEEE International Conference on Electronic Information and Communication Technology, Harbin, China: IEEE, 2016:170-173.
- [20] LI Bing, GE Lindong, ZHENG Jin. An Efficient Architecture for Wideband Digital Down Conversion Based on the Goertzel Filter [C]//2006 International Conference on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing, Wuhan, China: IEEE, 2006:1-4. (下转第670页)

基于自注意力对抗自编码器的雷达信号智能分选方法

杨心恺¹, 汪兵², 汤建龙¹

(1. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071; 2. 电磁空间安全全国重点实验室, 四川成都 610036)

摘要: 本文提出一种基于自注意力对抗自编码器的改进雷达信号智能分选方法,旨在解决现有的基于卷积降噪自编码器的雷达信号分选方法在辐射源 PRI 模式存在抖动 PRI 时分选效果下降的问题。通过在卷积降噪自编码器中间插入自注意力机制模块提高网络特征提取能力,并加入判别器构成对抗自编码器提高模型泛化能力,显著改善了网络对存在抖动 PRI 的到达时间序列的分选性能。该方法在分选时将目标序列以外的信号视为异常,将混叠到达时间序列进行二进制编码后输入训练后的网络,实现对目标序列的分选提取。实验结果表明,当脉冲序列存在抖动 PRI 时,本文方法在理想条件以及考虑虚假脉冲和脉冲丢失等复杂电磁环境下,分选效果均优于基于卷积降噪自编码器的分选方法。

关键词: 雷达信号分选; 自注意力机制; 对抗自编码器; 到达时间序列编码

中图分类号: TN971

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0662-09

引用格式: 杨心恺,汪兵,汤建龙.基于自注意力对抗自编码器的雷达信号智能分选方法[J].雷达科学与技术,2025,23(6):662-670.

YANG Xinkai, WANG Bing, TANG Jianlong. An Intelligent Sorting Method of Radar Signal Based on Self-Attention Adversarial Autoencoder[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6):662-670.

An Intelligent Sorting Method of Radar Signal Based on Self-Attention Adversarial Autoencoder

YANG Xinkai¹, WANG Bing², TANG Jianlong¹

(1. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China;

2. National Key Laboratory of Electromagnetic Space Security, Chengdu 610036, China)

Abstract: In this paper, an improved radar signal intelligent sorting method based on self-attention adversarial autoencoder is proposed, which aims to solve the problem that the existing radar signal sorting method based on convolutional denoising autoencoder has a poor separation effect when jitter PRI mode exists. By inserting the self-attention mechanism module in the middle of the convolutional denoising autoencoder to improve the network feature extraction ability, and adding a discriminator to form an adversarial autoencoder to improve the generalization ability of the model, the network's the sorting performance for time of arrival (TOA) series with jitter PRI is significantly improved. In this method, the signals other than the target sequence are regarded as anomalies during sorting, and the aliasing TOA series is binary encoded and input into the trained network to realize the sorting and extraction of the target sequence. Experimental results show that when there is jitter PRI in the pulse sequence, the proposed method is better than the sorting method based on convolutional denoising autoencoder under ideal conditions and in complex electromagnetic environments such as spurious pulses and pulse loss.

Key words: radar signal sorting; self-attention mechanism; adversarial autoencoder; TOA series coding

0 引言

现代电子战电磁环境愈加复杂,可能导致雷达侦察结果恶化,进而对信号分选算法提出更大挑战。现有的雷达信号分选算法中,比较常见的

有基于差值直方图算法、PRI(Pulse Repetition Interval)变换法等传统分选算法的改进算法,如改进的直方图分选算法^[1-2]、PRI变换法改进算法^[3]等。这些方法能够仅通过脉冲到达时间序列进行分选,但对于复杂电磁环境应用的鲁棒性较差。

针对上述问题,许多基于聚类算法的信号分选方法被相继提出,如基于K-means算法的改进聚类算法^[4-5]、基于DBSCAN的改进聚类算法^[6-7]以及结合优化算法的改进聚类算法^[8-9]等。同时,近年来,基于深度学习方法的智能分选方法得到了广泛关注,文献[10-11]利用分割网络实现分选;文献[12]提出一种基于深度转移学习的信号分选方法;文献[13]提出一种基于重构双向递归神经网络的雷达信号分选方法;文献[14]提出一种利用CNN-LSTM-Decode复合神经网络进行信号分选的方法。这些方法主要通过雷达脉冲描述字实现分选,无法仅依靠TOA(Time of Arrival)序列实现有效分选。但是,基于多维参数的雷达信号分选对侦察要求较高,实际应用中在复杂电磁环境下难以获得准确的雷达方信息,且所使用参数数量越多,参数测量误差对分选效果的影响也就越大。因此,对仅利用较容易获取的TOA参数在复杂电磁环境下的改进雷达信号分选算法研究是很有必要的。

文献[15]中所提的基于卷积降噪自编码器的方法能够仅利用TOA一个参数对目标信号进行分选,但在存在抖动PRI时分选效果会下降,原因是抖动PRI具有较强随机性,混叠在脉冲序列中会破坏目标序列的特征规律,因此对网络的特征提取能力提出更高要求。

综上所述,本文提出一种基于自注意力对抗自编码器的改进雷达信号智能分选网络,将生成对抗网络与卷积降噪自编码器结合,并在自编码器中间层插入自注意力机制模块,增强了网络的特征提取能力以及泛化能力,能够降低抖动PRI随机性带来的影响,从而有效提升了网络的分选性能。本文方法在分选时首先将接收到的TOA序列分为目标序列和其他序列,其他序列可视为异常部分,然后将混叠时间序列进行二值编码后输入训练后的网络,最终可实现对目标序列的针对性分选提取。通过对比实验验证,本文方法在理想情况、考虑虚假脉冲以及脉冲丢失情况下分选性能均有所提高,且模型训练所需数据集样本数较少,能够适用于复杂电磁环境下基于TOA序列的雷达信号分选。

1 基于自注意力对抗自编码器的雷达信号分选算法

本文所提基于对抗自编码器的雷达信号分选方法将目标时间序列视为被噪声污染的待提取信号,将目标序列以外的部分视为噪声污染,对目标序列的分选过程可理解为异常检测以及去噪的过程。分选流程示意图如图1所示。

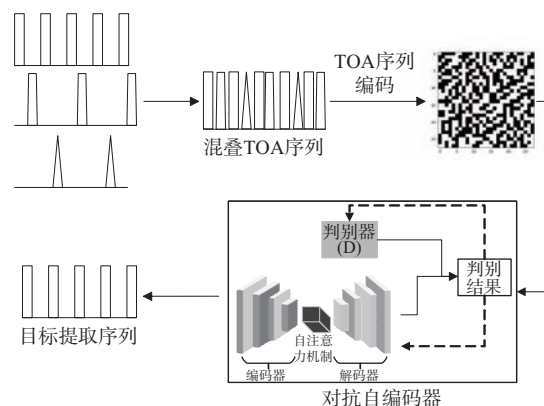


图1 基于对抗自编码器的雷达信号分选流程示意图

1.1 TOA序列编码

脉冲到达时间序列的值会随测量时间增加不断增大,最终增至一个较高水平,若将TOA序列直接输入网络,会使网络模型处理难度不断增加,不仅影响最终分选准确率,并且训练和分选所需时间也会大大增加。因此,本文在数据预处理阶段将TOA序列转换为仅有0和1的二进制编码序列,然后输入深度学习网络,可有效减轻网络模型的运算负担。

对于脉冲到达时间序列 $\mathbf{T} = [t_1, t_2, \dots, t_M]$, M 为序列维度,首先设定一个判断单元值 t_{unit} ,对于任意 $t_i \in \mathbf{T}$,若其落在当前判断区间内,则编码值为1,否则为0。可表示为

$$\tilde{\mathbf{T}} = \begin{cases} 1, k \cdot t_{\text{unit}} < t_i \leq (k+1) \cdot t_{\text{unit}} \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\tilde{\mathbf{T}}$ 为最终二进制编码序列, $k = 1, 2, \dots$ 为编码值对应索引。例如,取 $t_{\text{unit}} = 50$,对于PRI值为 $300 \mu\text{s}$ 的固定PRI序列,其到达时间序列可表示为 $\mathbf{T} = [300, 600, 900, \dots]$,则编码后序列为 $[0, 0, 0, 0, 1, \dots]$,用 28×28 的灰度图表示如图2所示。

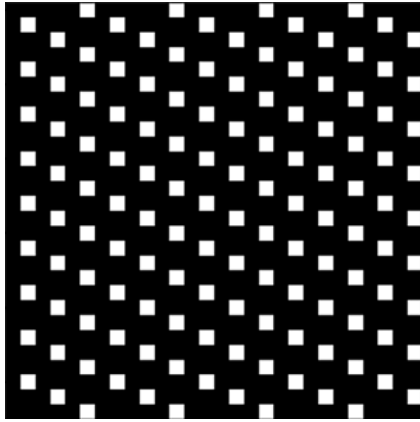


图2 脉冲编码图像示例

编码判断单元长度设置主要考虑脉冲流密度和脉冲重频,在高密度和高重频时,则选取单元长度值相对较小;在脉冲流密度较为稀疏和低重频时,选取的单元长度值相对较大。因此,在数据预处理时应选择合适的判断单元长度。

1.2 自注意力对抗自编码器模型

本文所用自注意力对抗自编码器模型在卷积降噪自编码器模型的基础上改进,首先在自编码器中间层插入自注意力机制模块,得到自注意力-自编码器,然后加入判别器与其并联构成自注意力对抗自编码器模型。本文卷积降噪自编码器的编码器部分由两个卷积层和两个池化层组成,解码器部分由两个卷积层和两个上采样层组成,最终改进的自注意力对抗自编码器网络结构如图3所示。

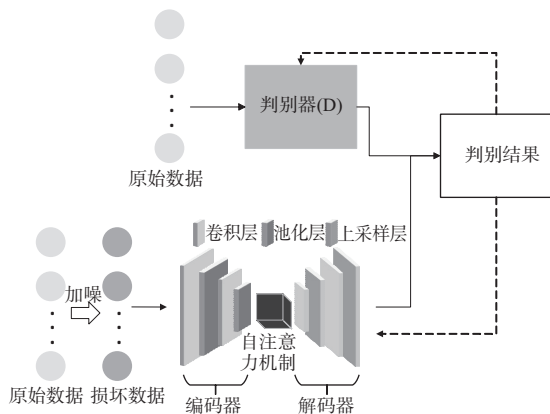


图3 自注意力对抗自编码器结构示意图

从图3可以看出,自编码器分为两部分结构:编码器(encoder)和解码器(decoder),编码器将输

入层向量映射为隐藏层低维向量,并在这种映射关系中自动提取信号潜在特征,再由解码器根据这些特征完成数据重构,具体映射过程如下:

设输入空间为 I , 状态空间为 F , 输出空间为 \hat{I} , 则编码 f_θ 和解码 g_θ 可定义为

$$\begin{cases} f_\theta: I \rightarrow F \\ g_\theta: F \rightarrow \hat{I} \end{cases} \quad (2)$$

设输入层向量 $\mathbf{x} \in I$, 隐藏层低维向量 $\mathbf{y} \in F$, 重构输出 $\hat{\mathbf{x}} \in \hat{I}$, 则编码和解码过程可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{y} = s(\mathbf{W}_1 \mathbf{x} + \mathbf{b}_1) \\ \hat{\mathbf{x}} = s(\mathbf{W}_2 \mathbf{y} + \mathbf{b}_2) \end{cases} \quad (3)$$

式中, s 为非线性激活函数, \mathbf{W}_1 、 \mathbf{W}_2 为权重矩阵, \mathbf{b}_1 、 \mathbf{b}_2 为偏置向量。激活函数的作用是能够找到数据间的非线性映射关系, 本文采用 ReLU 激活函数, 原因是 ReLU 函数仅需进行一次比较运算, 因此计算速度很快, 且其阈值响应机制与人类很类似, 是非常符合实际神经元的激活模型。其函数表达式为

$$f(x) = \max(0, x) \quad (4)$$

解码重构输出结果应与输入向量残差尽可能小, 即有 $\hat{\mathbf{x}} \approx \mathbf{x}$, 一般通过极小化重构误差得到, 可表示为

$$f_\theta, g_\theta = \arg \min_{f_\theta, g_\theta} \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k L(x^i, \hat{x}^i) \quad (5)$$

式中, k 为一组样本数量, $\mathbf{x} = \{x^1, x^2, \dots, x^k\}$ 为一组训练样本, $L(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}})$ 为重构误差函数, 其表达式为

$$L(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|^2 = \|\mathbf{x} - s(\mathbf{W}_2 s(\mathbf{W}_1 \mathbf{x} + \mathbf{b}_1) + \mathbf{b}_2)\|^2 \quad (6)$$

通过在原始输入数据的基础上, 人为加入一些噪声污染, 迫使模型提取被破坏输入数据的更深层特征, 并完成去噪后的数据重构, 可以提升模型的特征提取能力, 有效增强模型的泛化能力。设原始输入向量为 \mathbf{x} , 加入噪声污染后的数据为 $\tilde{\mathbf{x}}$, 此时式(3)变为

$$\begin{cases} \mathbf{y} = s(\mathbf{W}_1 \tilde{\mathbf{x}} + \mathbf{b}_1) \\ \hat{\mathbf{x}} = s(\mathbf{W}_2 \mathbf{y} + \mathbf{b}_2) \end{cases} \quad (7)$$

卷积降噪自编码器具备较好局部特征提取能力, 但对时间序列信息中的全局依赖关系敏感度下降。当混叠时间序列仅由固定 PRI、参差 PRI 及

滑变PRI构成时,由于这些PRI模式本身就具备规律性,因此可以主要聚焦于局部特征进行良好分选,全局特征的重要性相对较低。但当序列中存在抖动PRI时,其较强随机性会很大程度破坏其他序列的局部规律,此时应增强网络的全局特征提取能力,本文通过在编码器与解码器中间插入自注意力机制模块改进这一点。

自注意力机制能够利用编码器特征提取后的特征图中的上下文信息,通过计算序列中每个元素对其他所有元素的依赖关系^[16],使得网络能够捕获到信息间的长距离特征,从而使模型更关注特征图中的重要信息,并降低不相关部分的影响,由此可以降低抖动PRI在整体上对目标序列特征的破坏,强化模型的全局特征提取能力。自注意力机制结构示意图如图4所示。

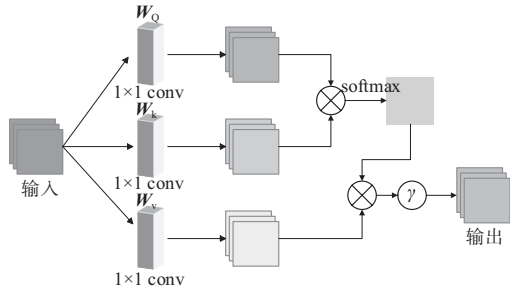


图4 自注意力机制结构示意图

从图4能够得到自注意力机制的工作原理为:自注意力机制模块首先通过3个1×1的卷积层实现对注意力头的计算,完成加权操作,一个注意力头包括查询(Query)、键(Key)和值(Value),该过程可表示为

$$\begin{aligned} Q_i &= W_Q h_i \\ K_i &= W_K h_i \\ V_i &= W_V h_i \end{aligned} \quad (8)$$

式中, h_i 为输入特征图, W_Q 、 W_K 、 W_V 分别为查询、键和值的训练权重矩阵。

然后利用softmax归一化激活函数对查询和键矩阵进行归一化处理,再与对应的值矩阵加权求和可得到输出为

$$g = \gamma \sum_{i=1}^n \text{softmax} \left(\frac{Q_i K_i^T}{\sqrt{d_k}} \right) V_i \quad (9)$$

式中, d_k 为键矩阵维度, g 为输出特征图, γ 为一个可学习的参数。

抖动PRI除了带来对目标序列规律破坏而引发的特征提取问题外,还导致模型容易产生过拟合现象。原因是抖动PRI的随机性使其没有明显的特征规律,从而导致训练的数据集和测试的数据集之间特征规律可能出现较大差异,使自编码器即便在训练过程中能对训练集进行效果很好的重构,但对测试集效果产生恶化。因此本文通过加入判别器,与自注意力-自编码器部分构成生成对抗网络,提高了模型的泛化能力。

生成对抗网络主要包括生成器(Generator, G)和判别器(Discriminator, D)两部分,自注意力对抗自编码器将自注意力-自编码器作为生成对抗网络的生成器部分,作用是通过重构生成与真实输入数据内在分布特征相似的数据;判别器则不断提供真实数据与自编码器重构输出数据间的差异反馈,反馈结果将促使自注意力-自编码器部分提取出更具体、精确的隐藏特征表示,构成一种动态对抗训练模式。

由上述对抗训练过程论述可知,生成器优化目标为差异最小化,判别器优化目标为差异最大化,因此GAN训练损失函数可表示为

$$\begin{cases} L(G) = \min \left\{ E_{Y \sim P_y(Y)} [\log(1 - D(G(Y)))] \right\} \\ L(D) = \max \left\{ E_{X \sim P_d(X)} [\log(1 - D(X))] + \right. \\ \left. E_{Y \sim P_y(Y)} [\log(D(G(Y)))] \right\} \end{cases} \quad (10)$$

式中, $P_y(Y)$ 为随机噪声 Y 的先验分布, $P_d(X)$ 为真实数据分布, E 表示数学期望, $D(X)$ 表示真实数据 X 被判断为真实数据的概率, $G(Y)$ 为生成数据, $D(G(Y))$ 表示生成数据被判断为真实数据的概率。

模型通过对抗训练使自注意力-自编码器的重构数据不断趋近于真实数据分布,训练完成后判别器无法区分自编码器重构数据与真实数据间的差异,表明生成的样本更加逼真,更接近真实数据分布。同时对抗训练能够有效改善编码器在数据压缩过程中导致的细节丢失问题,能够有效提高模型在数据量有限条件下的性能。

最终改进后的自注意力对抗自编码器具备更优秀的特征提取能力和泛化能力,能够更好应对抖动PRI对序列特征的影响,同时也能够更好应对存在虚假脉冲或脉冲丢失等复杂情况,因此本文

选取自注意力对抗自编码器作为最终训练分选网络。

1.3 算法流程总结

分选算法流程框图如图 5 所示。

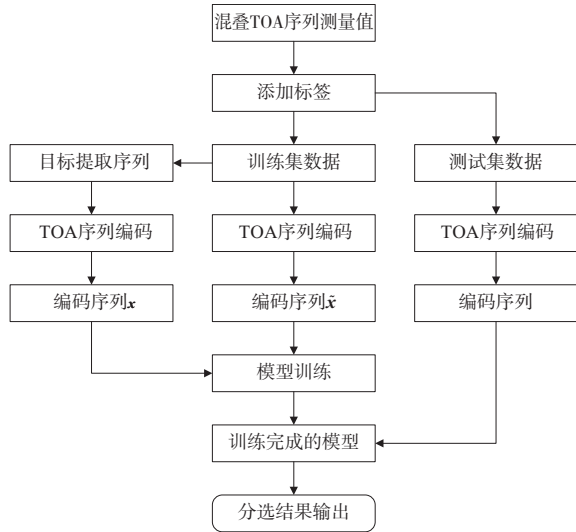


图5 分选算法流程图

根据图 5 总结分选算法流程为：

1) 添加标签。为方便区分训练集数据中目标提取序列和其他序列,以及测试数据完成分选后的结果统计,首先对生成的多部雷达 TOA 混叠时间序列添加标签,记第 i 部雷达为雷达 i ,则该部雷达对应 TOA 序列标签为 i 。

2) 划分数据集。将混叠 TOA 序列划分为训练集和测试集,训练集用于模型训练,测试集用于测试模型分选性能。

3) TOA 序列编码。待编码序列分 3 部分,分别为训练集数据中目标提取序列、训练集数据和测试集数据。其中训练集中目标提取序列以及训练集数据进行 TOA 序列编码得到的二进制编码向量分别记为 \mathbf{x} 和 $\tilde{\mathbf{x}}$ 。

4) 模型训练。将 $\tilde{\mathbf{x}}$ 输入自注意力对抗自编码器网络,自注意力-自编码器部分不断优化数据重构精度,然后将输出结果 \mathbf{z} 与 \mathbf{x} 共同输入判别器,判别结果负反馈给判别器和自编码器部分,优化自编码器数据重构效果,最终使得输出结果 \mathbf{z} 达到较高精度。

5) 雷达信号分选。将测试集数据编码序列输

入训练完成的模型,通过步骤(1)的标签获取测试集中目标提取序列,与分选结果进行对比,统计得到分选效果。

2 实验与结果分析

为验证本文方法在不同条件下的分选可靠性,进行了一系列的仿真实验,主要评价指标为分选准确率 r_s ,其计算公式如下:

$$r_s = \frac{G_{ir}}{G_i}, i = 1, 2, \dots, N \quad (11)$$

式中, i 为辐射源索引, N 为辐射源总个数, G_i 表示第 i 部雷达脉冲总个数, G_{ir} 表示对第 i 部雷达分选正确脉冲个数。

2.1 实验环境及参数配置

本文实验环境为: Windows 11, CPU 为英特尔酷睿 i7 - 14700KF, 显卡为 NVIDIA GeForce RTX4070TiSuper 16GB。仿真结果均在 PyCharm 2024.1 (Community Edition) 软件下编程实现,绘图涉及软件 MATLAB R2023b 以及 Python 绘图库 matplotlib 3.7.2。

为验证本文方法在存在抖动 PRI 时对雷达信号分选的改进效果,雷达参数设置采用 4 部雷达,其中雷达 3 采用抖动 PRI,且设置一定虚假脉冲率或脉冲丢失率,以模拟验证本文方法在复杂电磁环境下的可行性,具体参数设置如表 1 所示。

表 1 雷达参数表

辐射源	PRI 模式	PRI 值/ μs	脉冲个数	虚假脉冲率	脉冲丢失率
雷达 1	固定 PRI	321	461		
雷达 2	参差 PRI	[311,335,367]	439	0~20%	0~50%
雷达 3	抖动 PRI	260	571		
雷达 4	滑变 PRI	[345,370,395,420]	389		

仿真产生共计 1 860 个脉冲,所有脉冲混叠后按到达时间升序排列构成混叠脉冲序列,该序列即为样本集。取样本集中前 500 个脉冲作为训练集,其余部分为测试集,根据 1.1 节所述方法转换为二进制编码序列。

2.2 实验结果与分析

为验证本文方法先进性,将本文所提改进方

法与文献[15]所提卷积降噪自编码器方法以及自注意力-自编码器分选方法进行性能对比实验,并对雷达1、2、4分别作为目标提取序列时分选效果进行了综合分析。

实验1:不同编码判断单元对分选效果影响实验

由1.1节分析可知,编码判断单元选取会对分选效果产生影响,本实验在本文数据集所用脉冲重频和脉冲流密度下,对采用不同单元长度的分选效果进行对比,为本文判断单元参数选取提供参考。实验设置判断单元长度从10~100递增,对雷达1固定PRI、雷达2参差PRI和雷达4滑变PRI的分选性能分别如图6所示。

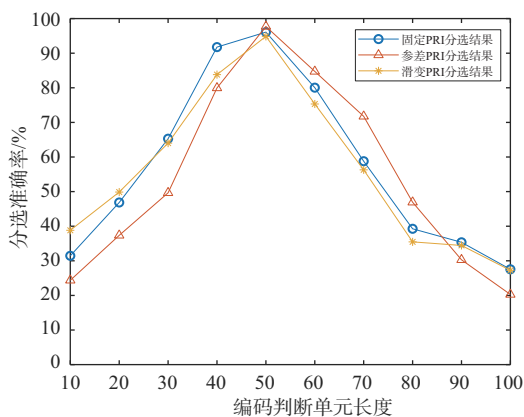


图6 不同编码判断单元长度分选效果图

从图6可以看出,在本文参数设置下,编码判断单元长度为50时,对3种PRI模式的分选效果均达到最佳。编码判断单元在取值为50时分选性能最佳,其他值效果会下降,且取值较50差值越大性能恶化程度越高的原因是编码判断单元长度设置受脉冲流密度和脉冲重频的影响。若单元长度较50越小,则同一辐射源发射信号相邻脉冲的TOA序列编码结果间隔越大,模型对临近序列之间的特征提取难度越高,同时也会导致编码序列长度增加,模型运算复杂度越高,使分选性能愈加恶化;若单元长度比50大,会出现多个脉冲的TOA值编入一个单元内的情况,即多个TOA值仅对应一个编码值,这样会导致序列特征丢失,且编码长度超过50越多,特征丢失程度越高,导致分选效果急剧下降。此外,由于本文所用各辐射源参数较为相近,因此最佳编码单元长度均在50处取得。综上所述,本文最终选取编码判断单元长度为50。

实验2:理想情况分选性能对比实验

理想情况是指混叠TOA序列中来自同一辐射源的TOA序列进行一阶差分后的结果与发射信号PRI序列相等。分别针对雷达1固定PRI、雷达2参差PRI以及雷达4滑变PRI各自作为目标分选信号时,3种方法的分选结果如表2所示。

表2 理想情况不同方法分选结果

辐射源	PRI模式	分选方法	正确分选脉冲数	分选准确率
雷达1	固定PRI	卷积降噪自编码器	429	93.06%
		自注意力-自编码器	432	93.71%
		自注意力对抗自编码器	443	96.10%
雷达2	参差PRI	卷积降噪自编码器	422	96.13%
		自注意力-自编码器	423	96.58%
		自注意力对抗自编码器	428	97.72%
雷达4	滑变PRI	卷积降噪自编码器	350	89.97%
		自注意力-自编码器	358	92.03%
		自注意力对抗自编码器	369	94.86%

从表2分选准确率统计结果可以看出,本文方法在理想情况下对3种PRI模式的辐射源信号分选效果均有所提升。本文方法相较于卷积降噪自编码器方法的平均提升幅度为3.18%,较自注意力卷积降噪自编码器方法的平均提升幅度为2.12%,表明了本文方法在理想情况下对含有抖动PRI的混叠TOA序列进行分选的有效性。

对比表2分选结果中正确分选脉冲数和表1参数设置中的脉冲个数能够看出,正确分选脉冲数小于对应辐射源总脉冲数,原因是有些脉冲被错误分选为其他辐射源脉冲,用混淆矩阵统计自注意力对抗自编码器方法分选结果如图7所示。

真实类	预测类		
	1	2	4
1	454	3	4
2	3	434	2
4	2	5	382

图7 自注意力对抗自编码器混淆矩阵统计结果

从图 7 可直观看出将当前辐射源信号错误分选为其他辐射源信号的情况,如混淆矩阵第一行表示有 454 个脉冲被正确分选为雷达 1,有 3 个脉冲被错误分选为雷达 2,有 4 个脉冲被错误分选为雷达 4。

表 2 中分选正确脉冲是通过标签确定的,以本文方法为例,如图 8 所示为部分 TOA 序列区间雷达 1 待分选信号示意图,图 9 所示为该区间内对雷达 1 信号实际分选结果示意图。

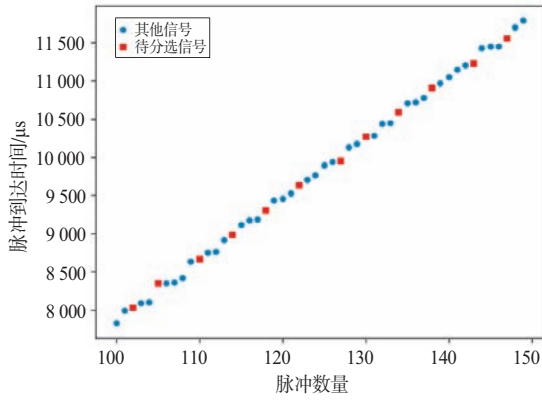


图 8 雷达 1 待分选信号示意图

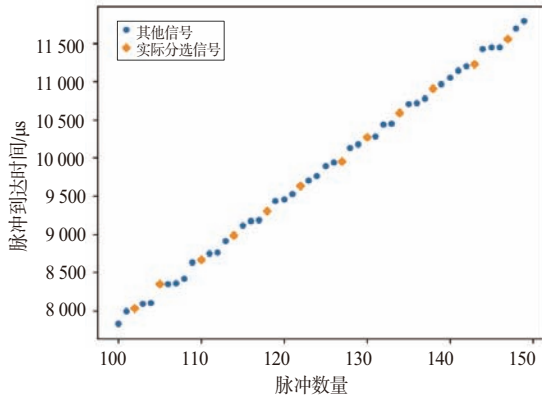


图 9 雷达 1 实际分选信号示意图

通过对比图 8 和图 9 可以看出,在该区间内本文方法基本将目标提取序列正确分选出来,一定程度上证明本文方法分选精度较高。

实验 3:不同虚假脉冲率下分选性能对比实验

虚假脉冲指空间电磁能量扰动引起的检测虚警。测试样本的虚假脉冲率变化范围为 0~20% 递增,3 种方法对雷达 1 固定 PRI、雷达 2 参差 PRI 和雷达 4 滑变 PRI 的分选性能对比分别如图 10、图 11 和图 12 所示。

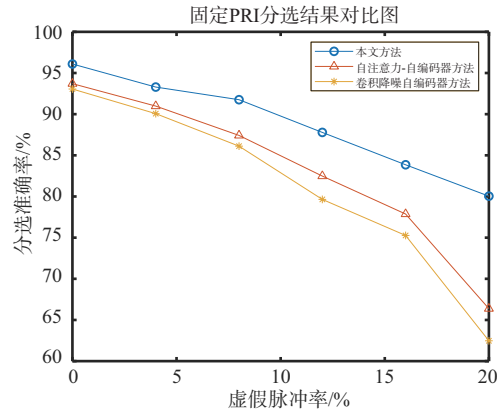


图 10 不同虚假脉冲率下对雷达 1 分选性能对比

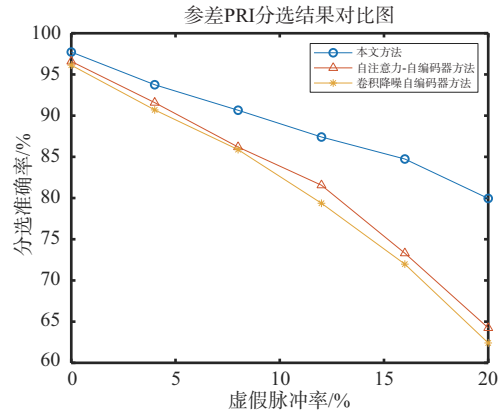


图 11 不同虚假脉冲率下对雷达 2 分选性能对比

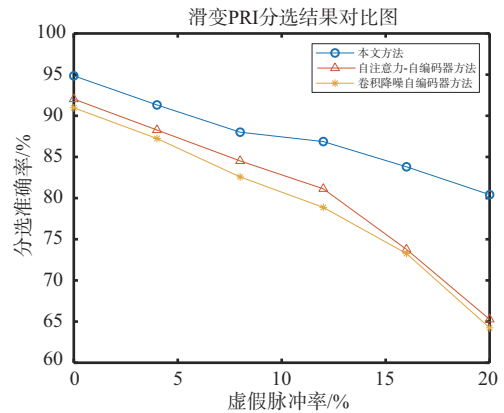


图 12 不同虚假脉冲率下对雷达 4 分选性能对比

对比图 10~12 可以看出,随着虚假脉冲率的增大,3 种 PRI 变化特征规律受干扰程度逐渐加剧,增大了网络的特征提取难度,因此 3 种方法分选准确率整体上都呈下降趋势。但本文所提方法在整体上较另外两种方法分选性能均有所提升,尤其在虚假脉冲率大于 10% 后改善效果明显,证明本文方法能有效改善高虚假脉冲率情况下的雷达信

号分选性能。

实验4:不同脉冲丢失率下分选性能对比实验

脉冲丢失率是指在一定时间内,系统未能成功接收到的脉冲数量与总发射脉冲数量的比例。测试样本的脉冲丢失率变化范围为0~50%递增,3种方法对雷达1固定PRI、雷达2参差PRI和雷达4滑变PRI的分选性能对比分别如图13、图14和图15所示。

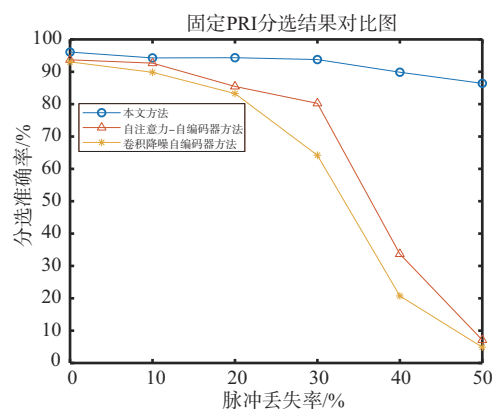


图13 不同脉冲丢失率下对雷达1分选性能对比

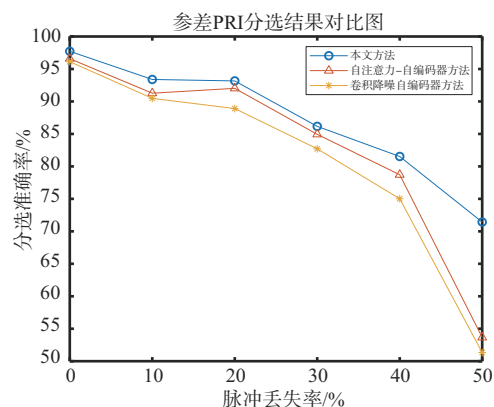


图14 不同脉冲丢失率下对雷达2分选性能对比

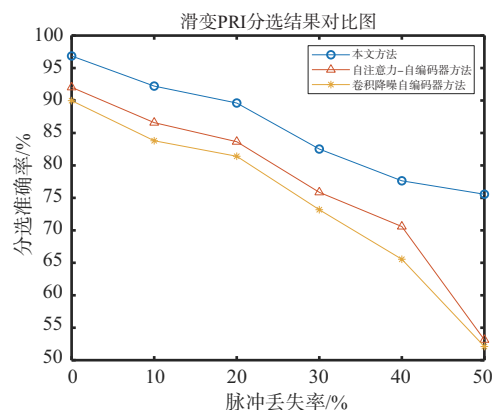


图15 不同脉冲丢失率下对雷达4分选性能对比

对比图13~15可以得到,本文方法在脉冲丢失率小于20%时,综合分选准确率仍能达到90%以上,且在脉冲丢失率达到较高水平50%后,另外两种方法的分选性能均出现了急剧恶化的现象,但本文方法相对稳定,分选准确率也显著高于另两种方法。尤其对于固定PRI,本文方法在脉冲丢失率不断升高的情况下综合分选准确率仍达到90%以上,分选性能平稳。原因是,即便脉冲丢失对局部特征造成破坏,但本文方法仍能从整体上提取目标序列特征。对于参差PRI和滑变PRI这种成组规律变化的序列,中间有值丢失会对整体特征造成影响,导致性能有所下降,但对于固定PRI,即便中间有个别值丢失,但整体上仍呈线性增长。综上分析,证明本文方法在脉冲丢失率情况下具备良好的分选可靠性。

3 结束语

本文研究了一种基于自注意力对抗自编码器的雷达信号智能分选方法,通过在卷积降噪自编码器的中间层插入自注意力机制模块,以及加入判别器构成对抗自编码器,提升了网络的特征提取能力以及泛化能力,以更好应对序列中存在抖动PRI情况的雷达信号分选。实验结果表明,本文方法在到达时间序列中存在抖动PRI时,在理想情况、虚假脉冲情况以及脉冲丢失情况下均拥有更优秀的分选性能,对复杂电磁环境适应能力强,在实际工程中具有应用价值,同时也能服务于多雷达混叠场景下针对目标雷达信号的后续处理。

参考文献:

- [1] 左峰,曹兰英,杨健.一种基于关联脉冲对的动态直方图分选算法[J].现代防御技术,2023,51(1):59-66.
- [2] XIE Min, ZHAO Chuang, ZHAO Yongjun, et al. A Novel Method for Deinterleaving Radar Signals: First-Order Difference Curve Based on Sorted TOA Difference Sequence [J]. IET Signal Processing, 2022, 17(1):884-895.
- [3] 李斌,李杨,彭平.基于PRI变换快速雷达信号分选方法[J].电子信息对抗技术,2023,38(2):42-50.
- [4] 郭立民,陈昊翔,于飒宁.基于Auto-mean-shift算法的雷达信号分选[J/OL].哈尔滨工程大学学报,2024:1-8. [2024-07-17]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/23.1390>.

- u.20240712.1821.026.html.
- [5] LI Mingwei, HE Minghao, HAN Jun, et al. A New Clustering and Sorting Algorithm for Radar Emitter Signals [J]. Journal of Physics: Conference Series, 2020(1):012009-012021.
- [6] 刘鲁涛,王璐璐,李品,等.DSets-DBSCAN无参数聚类的雷达信号分选算法[J].国防科技大学学报,2022,44(4):158-163.
- [7] 王星,陈相,周一鹏,等.一种基于改进DBSCAN的雷达信号分选算法[J].空军工程大学学报(自然科学版),2021,22(3):47-54.
- [8] WANG Xiaoyan, FU Xiongjun, DONG Jian, et al. Dynamic Modified Chaotic Particle Swarm Optimization for Radar Signal Sorting [J]. IEEE Access, 2021(9): 88452 - 88466.
- [9] 路心雨,黄永辉,崔天舒,等.面向雷达信号预分选的粒子群快速密度聚类算法[J/OL].电讯技术,2024:1-8. [2024 - 09 - 23]. <https://doi.org/10.20079/j.issn.1001-893x.240618001>.
- [10] 陈涛,邱宝传,肖易寒,等.基于点云分割网络的雷达信号分选方法[J].电子与信息学报,2024,46(4):1391-1398.
- [11] MEI Jincheng, LI Chuang, CAO Yu, et al. Radar Signal Sorting Based on Image Semantic Segmentation[C]//The 3rd International Conference on Electronic Information and Communication Engineering, Guangzhou, China: IOP, 2024:012036.
- [12] WAN Liangtian, LIU Rong, SUN Lu, et al. UAV Swarm Based Radar Signal Sorting via Multi-Source Data Fusion: A Deep Transfer Learning Framework [J]. Information Fusion, 2022, 78(1):90-101.
- [13] ZHENG Haiping, XIE Kai, ZHU Yingshen, et al. An Reconstruction Bidirectional Recurrent Neural Network-Based Deinterleaving Method for Known Radar Signals in Open-Set Scenarios [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2024, 18(6):965-981.
- [14] JIANG Yilin, SHI Shaoxiong, ZHANG Fangyuan, et al. Radar Pre-Sorting Algorithm Based on Autoencoder and LSTM [J]. International Journal of Electronics and Communications, 2024(12):155535.
- [15] 洪淑婕,孙闽红,王之腾,等.基于卷积降噪自编码器的雷达信号智能分选[J].探测与控制学报,2022,44(5):83-89.
- [16] ZHENG Guangyao, ZANG Bo, YANG Penghui, et al. FE-SKViT: A Feature-Enhanced ViT Model with Skip Attention for Automatic Modulation Recognition [J]. Remote Sensing, 2024, 16(22):4204-4222.

作者简介:

杨心恺 男,硕士研究生,主要研究方向为电子对抗。

汪兵 男,博士,主要研究方向为电子对抗。

汤建龙 男,博士,教授、博士生导师,主要研究方向为雷达对抗技术。

(上接第 661 页)

- [21] PELLON L E. A Double Nyquist Digital Product Detector for Quadrature Sampling [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1992(7):1670-1681.

作者简介:

杨超 男,硕士研究生,主要研究方向为 SAR 干扰机数字系统开发。

赖涛 男,博士,副教授,主要研究方向为超宽带轨道式 SAR 成像雷达系统设计与信息处理。

黄天佑 男,硕士研究生,主要研究方向为 SAR 欺骗干扰。

林惠孚 男,博士研究生,主要研究方向为雷达系统设计与 SAR 干扰。

王青松 男,博士,副教授,主要研究方向为遥感图像精化处理。

黄海风 男,博士,教授,主要研究方向为空间电子和智能感知领域的基础理论和关键技术。

脉间跳频雷达高度表回波相关性分析

吴桐, 刘祥, 江舸

(中国工程物理研究院电子工程研究所, 四川绵阳 621999)

摘要: 在雷达高度表系统设计中,为提高系统的信号非相参检测性能和测量精度,需要更低的回波脉间相关性。然而,在高脉冲重复频率下,固定载频的回波脉间相关性与脉冲重复频率呈正相关。本文引入了脉间跳频技术可以降低脉间相关性,但载频随机跳变使得固定载频下的相关性模型不再适用。本文建立雷达高度表照射场景,推导了脉间跳频下回波的脉间相关性模型。基于该模型,本文建立最小化非相参叠加波形方差的优化问题,并使用模拟退火算法进行求解。实验结果表明:当脉间跳频和脉冲重复频率越大时,脉间相关性越小;在高脉冲重复频率下,引入脉间跳频技术可以提高信号检测性能和测高精度。

关键词: 雷达高度表; 脉间跳频; 脉间相关性; 非相参叠加; 优化问题

中图分类号: TN958.6

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0671-12

引用格式: 吴桐, 刘祥, 江舸. 脉间跳频雷达高度表回波相关性分析[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6): 671-682.

WU Tong, LIU Xiang, JIANG Ge. Echo Correlation Analysis for Inter-Pulse Frequency Hopping Radar Altimeter[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6): 671-682.

Echo Correlation Analysis for Inter-Pulse Frequency Hopping Radar Altimeter

WU Tong, LIU Xiang, JIANG Ge

(Institute of Electronic Engineering, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621999, China)

Abstract: In the design of radar altimeter systems, in order to enhance the non-coherent signal detection performance and measurement accuracy, lower inter-pulse correlation of echoes is needed. However, at high pulse repetition frequency (PRF), the echo inter-pulse correlation of fixed-carrier-frequency increases with the PRF. The inter-pulse frequency hopping technology is introduced to reduce the inter-pulse correlation, but the random hopping of carrier frequency makes the conventional correlation model under fixed-carrier-frequency inapplicable. A radar altimeter illumination scenario is established in the paper, and an inter-pulse correlation model for echoes under frequency hopping condition is derived. Based on this model, an optimization problem aimed to minimize the waveform variance in non-coherent superposition is formulated, using a simulated annealing algorithm to solve it. The experimental results show that, the inter-pulse correlation decreases when both the inter-pulse frequency hopping range and the pulse repetition frequency increase. Furthermore, under high PRF conditions, the incorporation of inter-pulse frequency hopping technology can improve signal detection performance and height measurement accuracy.

Key words: radar altimeter; inter-pulse frequency hopping; inter-pulse correlation; non-coherent superposition; optimization problem

0 引言

雷达高度表是一种重要的微波遥感测高仪器,可通过计算发射脉冲和接收回波的延时来测量平台的高度^[1-2]。根据载荷不同,雷达高度表划分为星载、机载和弹载。按照波形体制分类,雷达高度表可分为调频连续波雷达高度表和脉冲雷达

高度表两大类^[3]。雷达高度表凭借全天候、大范围、高精度等优点,被广泛用于军事和民用领域。

在雷达测高早期阶段,脉冲限制雷达高度表的回波脉间相关性一直是重要研究课题。研究脉间相关性具有重要意义,主要体现在以下两方面^[4]:首先,雷达高度表的回波脉间相关性决定了高度估计算法的噪声性能。具体而言,脉间相关

性越强,雷达高度表回波非相参叠加时的起伏越大,对信号检测和高度估计造成干扰;其次,通过分析雷达高度表回波信号的相关性,可对高度和表面特性建模,实现最大似然参数估计^[4]。根据傅里叶变换的不确定性定理,信号时域宽度与频率宽度存在反比关系^[5]。因此在雷达高度表信号处理过程中,通过降低回波信号的脉间相关性,可以有效拓宽信号频谱宽度,进而提升系统的距离分辨率。脉间相关性研究可以为后续检测性能和波形设计提供统计理论支撑。

文献[6]建立了高度表面目标照射几何模型并推导了回波表达式。在假设接收信号自相关函数、海洋表面高度和天线方向图是高斯型的情况下,推导出了回波脉间相关性的显式表达式。然而,该模型忽略了天线误指向角和地球曲率的影响,且计算过程复杂,缺乏普适性。文献[4]在文献[6]的基础上,在照射模型中引入了误指向角和地球曲率的影响,推导出一般性的三项卷积结果,即点目标响应、表面高度概率密度函数和平坦表面脉冲响应三项卷积。该模型类似布朗三项卷积模型^[7],可以适应不同观测场景,并且可以通过快速傅里叶变换提高计算效率。文献[8]根据光学的范西特-泽尼克定理建立了天底点均匀照射区域的 Walsh 去相关脉冲重复频率模型。该模型给出了使回波脉间相关性为零时,脉冲重复频率的计算公式。

后续研究主要分析实测数据,研究影响相关性大小的因素。文献[9]通过分析 Skylab 雷达高度表数据研究了星载雷达高度计中脉冲重复频率对脉间相关性的影响。实验数据表明,在高脉冲重复频率(Pulse Repetition Frequencies, PRF)区域,PRF 越高,脉间相关性越大。并且在高海况(大波浪)时需要更高的 PRF 以确保脉间回波去相关。文献[10]通过分析 Seasat 高度表数据进一步分析了海况与脉间相关性的影响:在低海况时,相邻波形相关性很小;在高海况时,脉间波形显著相关。文献[11]表明在延迟多普勒高度表等新型雷达系统中,为实现更高精度的测量性能,系统需要采用更高的 PRF。然而,在低分辨率工作模式下,信号处理过程会引入显著的脉间相关性。基于 Cryo-Sat-2 SAR 的高 PRF 全比特率数据^[12],研究发现在

不同距离分辨单元脉间相关性存在非均匀性,即波形前沿相关性高,波形后沿相关性快速下降。而这些差异对参数反演具有不同影响^[13]。

雷达高度表正逐步采用高 PRF 设计,这种技术的主要优势是在相同时间间隔内增加有效积累数(Effective Number of Looks, ENL)^[14],从而提高系统测量精度。然而,传统雷达高度表主要工作在固定载频下,当脉冲重复频率增大时,回波脉间相关性也随之增大,这将影响雷达高度表信号检测性能和测高精度^[11]。本文引入脉间跳频技术,由于不同频率的脉冲对同一散射体回波相位关系差异变大,可以降低脉间相关性^[15]。同时脉间跳频技术因其优异的抗干扰能力受到广泛关注。与传统脉冲多普勒雷达不同,脉间跳频雷达的载波频率在一定范围内捷变,具备强抗干扰能力、低截获概率等特点^[16],具有重要的应用价值。

针对脉间跳频场景,本文建立雷达高度表信号模型,推导出不同距离分辨单元回波脉间相关性三项卷积模型。基于高斯型方向图假设,进一步导出了广义平坦脉冲响应的解析表达式,并通过数值仿真验证了模型正确性。基于所建模型,本文提出了一种以最小化非相参叠加波形方差为目标的载频序列优化方法,并使用模拟退火算法求解。实验结果表明:在高 PRF 下,脉间跳频的回波相关性比固定载频下更低;跳频间隔越大,回波脉间相关性越小;此外,分析不同距离门的相关性系数发现,回波波形前沿的相关性大于波形后缘;所提出的波形优化方法有效提升了信号检测性能和测高精度。

1 脉间跳频雷达高度表信号模型

1.1 发射信号

在一个非相参处理间隔(Non-Coherent Processing Interval, NCPI)内,系统共发射 N 个脉冲。设脉冲的初始载频为 f_c ,跳频个数为 M (其中 $N \geq M$),跳频间隔为 Δf ,则将第 n 个脉冲的载频写作

$$f_n = f_c + c_n \Delta f \quad (1)$$

式中, c_n 为跳频码字,假设其独立同离散均匀分布,在 $[0, M)$ 随机取整数值。

雷达高度表常用的基带信号有矩形脉冲信号、线性调频脉冲信号等,表示为

$$s_b(t) = \text{rect}\left[\frac{t}{T_p}\right]A(t)e^{j\phi(t)} \quad (2)$$

式中, $A(t)$ 表示包络函数, $\phi(t)$ 表示相位调制项, T_p 表示脉冲宽度, t 表示第 n 个射频脉冲的快时间, $\text{rect}(t)$ 为矩形窗函数,表示为

$$\text{rect}(t) = \begin{cases} 1, & -\frac{1}{2} \leq t \leq \frac{1}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

则第 n 个射频发射信号为

$$s(t, n) = s_b(t)e^{j2\pi f_s t} \quad (4)$$

式中, $0 \leq t \leq T_p, 0 \leq n \leq N - 1$ 。

以LFM波形为例的脉间跳频示意图如图1所示。

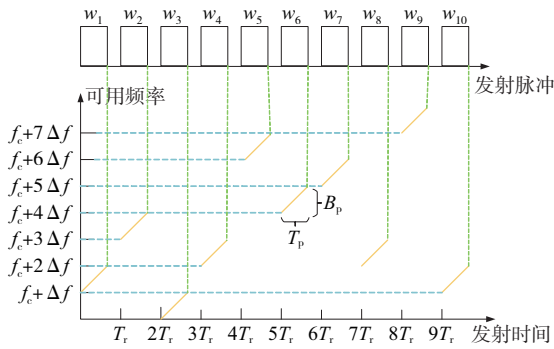


图1 以LFM波形为脉冲的脉间跳频波形示意

1.2 接收信号

雷达高度表的工作场景为在航向上持续向下垂直发射脉冲信号,以测量飞行器与地面之间的高度等信息。本文假设雷达高度表照射区域为均匀平坦粗糙表面。由于飞行器的飞行速度远远小于光速,雷达回波信号的目标模型可以采用“stop-go”模型近似。在NCPI内,飞行器运动距离远小于脉冲限制足迹,可以认为 N 个脉冲照射的是同一面目标,示意图如图2所示。

由雷达方程,在满足布朗定理的五项假设^[7]下,面目标回波信号可以由面目标内多个散射单元叠加而成,写成积分形式为

$$s_r(t, n) = \iint \frac{G_n(x, y)\lambda_n\sqrt{\sigma_0}}{(4\pi)^{3/2}R_n(x, y, z)^2} e^{j2\pi f_n\left(t - \frac{2R_n(x, y, z)}{c}\right)} s_b\left(t - \frac{2R_n(x, y, z)}{c}\right) dx dy \quad (5)$$

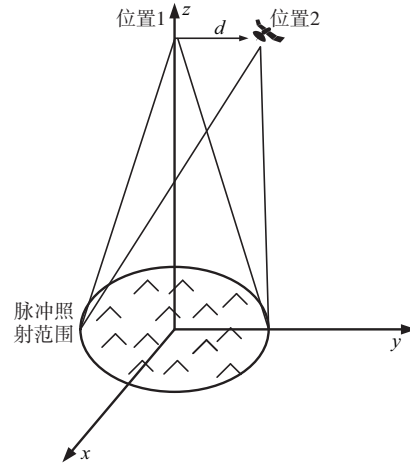


图2 雷达高度表照射示意图

式中: G_n 表示天线增益, λ_n 表示波长,两者与载频有关; σ_0 表示雷达后向散射系数; x, y 表示直角坐标系下坐标, z 表示随机高程起伏,服从高斯分布 $N(0, \sigma_z^2)$ 。当雷达高度表照射的表面具有平坦均匀的特性,且表面反射主要表现为均匀镜面反射而无显著离散散射点,则高斯统计模型能够有效表征该表面的微尺度波动特征和散射特性^[7,17]。这种均质化与高斯分布的简化假设可将复杂问题降至可处理水平,从而获得更具普适性的解析解。但当表面存在强散射体或起伏较大时,高斯假设不再适用,此时复合高斯分布、莱斯分布或对数正态分布等则更为适用。

$R_n(x, y, z)$ 表示雷达到面目标内点 (x, y, z) 的距离,其表达式为

$$R_n(x, y, z) = \sqrt{x^2 + (nv_y T_r - y)^2 + (h + nv_z T_r - z)^2} \quad (6)$$

式中, v_y, v_z 分别表示雷达高度表在 y 轴和 z 轴的速度分量, T_r 表示脉冲重复时间, h 表示雷达高度表飞行高度。

1.3 接收处理

根据信号处理流程,对面目标回波信号进行下变频和脉冲压缩处理,可以得到

$$s_r(t, n) = \iint \frac{G_n(x, y)\lambda_n\sqrt{\sigma_0}}{(4\pi)^{3/2}R_n(x, y, z)^2} e^{-j2\pi f_n \frac{2R_n(x, y, z)}{c}} \chi\left(t - \frac{2R_n(x, y, z)}{c}\right) dx dy \quad (7)$$

式中, $\chi(t)$ 表示基带信号 $s_b(t)$ 的模糊函数。

在实际应用中, 回波信号通常会受到噪声干扰。本文认为雷达高度表回波信号可以表示为

$$y(t, n) = s_r(t, n) + n(t, n) \quad (8)$$

式中, $n(t, n)$ 表示加性高斯白噪声, 其均值为零, 方差为 σ_w^2 。

在雷达检测与估计中, 通常需要对多个脉冲进行积累处理, 而非单个脉冲。非相参叠加信号的功率可表示为

$$\bar{P}(t) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y(t, n)|^2 \quad (9)$$

为了分析式(9)非相参叠加信号的统计特性, 即均值和方差, 本文引入如下定理。

定理 假设面目标非相参叠加回波信号为 $\bar{P} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i|^2$, 其中 y_1, y_2, \dots, y_N 表示每次脉冲回波且服从零均值复高斯分布, 令 $E(y_i y_j) = C_{ij}$, 则有 P 的均值和方差分别为

$$\begin{aligned} \mu &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_n + \sigma_w^2 \\ \sigma^2 &= \frac{2}{N^2} \sum_{n=1}^N (P_n + \sigma_w^2)^2 + \sum_{j=1}^N \sum_{i=1, i \neq j}^N |C_{ij}|^2 \end{aligned} \quad (10)$$

式中, P_n 表示信号功率。

证明 由 Goodman 模型^[18]可知, 雷达高度表面目标回波信号是由散射单元的独立散射体分量叠加而成, 服从零均值复高斯分布, 即 $|y_n| \sim N(0, P_n + \sigma_w^2)$ 。

计算均值:

$$\mu = E \left[\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y_n|^2 \right] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N E \left[|y_n|^2 \right] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_n + \sigma_w^2 \quad (11)$$

计算方差:

$$\begin{aligned} \sigma^2 &= \text{var} \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y_n|^2 \right) = E \left[\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y_n|^2 \right)^2 \right] - \\ &E \left[\left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N |y_n|^2 \right) \right]^2 = \frac{1}{N^2} \sum_{n=1}^N E \left[|y_n|^4 \right] + \\ &\sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N \text{cov} \left(|y_i|^2, |y_j|^2 \right) - \frac{1}{N^2} \sum_{n=1}^N (P_n + \sigma_w^2)^2 \end{aligned} \quad (12)$$

根据高斯分布的四阶矩计算公式, 可知

$$E \left[|y_n|^4 \right] = 3 \text{var} \left(|y_n|^2 \right) = 3(P_n + \sigma_w^2)^2 \quad (13)$$

因此非相参叠加波形的方差为

$$\sigma^2 = \frac{2}{N^2} \sum_{n=1}^N (P_n + \sigma_w^2)^2 + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N \text{cov} \left(|y_i|^2, |y_j|^2 \right) \quad (14)$$

在实际雷达高度表信号分析中, 通常更关注功率的统计特性。根据圆复高斯分布的矩估计定理^[20]可以得到

$$E(P_i(t) P_j(t)) = E(P_i(t)) E(P_j(t)) + |C_{ij}(t)|^2 \quad (15)$$

由式(15)可知, 功率的协方差可以转换为本文将推导的相关函数, 即

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1, i \neq j}^N \text{cov} \left(|y_i|^2, |y_j|^2 \right) = \sum_{j=1}^N \sum_{i=1, i \neq j}^N |C_{ij}|^2 \quad (16)$$

证毕。

根据上述定理, 可知非相参叠加信号 $\bar{P}(t)$ 的均值和方差为

$$\begin{aligned} \mu(t) &= \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N P_n(t) + \sigma_w^2 \\ \sigma^2(t) &= \frac{2}{N^2} \sum_{n=1}^N (P_n(t) + \sigma_w^2)^2 + \sum_{j=1}^N \sum_{i=1, i \neq j}^N |C_{ij}(t)|^2 \end{aligned} \quad (17)$$

从式(17)可以看出, 独立信号与具有相关性的信号虽然具有相同的均值, 但相关性信号的检测测量方差显著大于独立信号, 其方差增量为 $i \neq j$ 时的协方差。这个方差增量会导致信号波形产生更大起伏, 进而引入额外噪声, 对信号检测和参数估计造成干扰。此外, 方差增量与脉间相关性式(16)有关, 因此有必要对脉间相关性进行深入分析。

在计算两个回波信号的相关性 $C_{ij}(t)$ 时, 考虑噪声与信号之间不相关。同时, 假设噪声与噪声之间满足独立同分布(IID), 因此相关性可以写为

$$C_{ij}(t) = E \left[s_r(t, i) s_r^*(t, j) \right], i \neq j \quad (18)$$

将式(7)代入式(18)中, 可以得到脉间相关性的积分式为

$$\begin{aligned} C_{ij}(t) &= \frac{\lambda_i \lambda_j \sigma_0}{(4\pi)^3 L_p} \iiint dx_i dx_j dy_i dy_j G_i(x_i, y_i) G_j(x_j, y_j) \cdot \\ &E \left[e^{-j2\pi f_i \frac{2R_i(x_i, y_i, z_i)}{c}} e^{j2\pi f_j \frac{2R_j(x_j, y_j, z_j)}{c}} \chi \left(t - \frac{2R_i(x_i, y_i, z_i)}{c} \right) \cdot \right. \\ &\left. \chi^* \left(t - \frac{2R_j(x_j, y_j, z_j)}{c} \right) / \left(R_i^2(x_i, y_i, z_i) R_j^2(x_j, y_j, z_j) \right) \right] \end{aligned} \quad (19)$$

式(19)中包含复杂的四重积分,且积分内部涉及求均值运算,十分复杂。下一节介绍如何推导,并且分析天底点回波简化后的相关性,以分析脉间相关性整体变化趋势。

2 雷达高度表脉间相关性分析

2.1 三项卷积模型

本小节主要研究式(19)复杂积分的解析求解方法,通过建立通用表达式实现计算过程的规范化处理。考虑到实际应用场景,提出合理的模型简化策略,以保证计算精度的前提下降低计算复杂度。

当平坦地面粗糙度 z 的标准差 δ_z 远大于信号波长,且脉冲长度 $(c \cdot T_p)$ 远大于波长时,期望内指数项随 z 的变化比其他因子快得多,并且 z_i 、 z_j 独立。因此,指数因子数值在期望运算中占主导作用,指数因子在零的上下快速振荡使得 $x_i \neq x_j$, $y_i \neq y_j$ 的所有期望结果为零。仅当 $x_i = x_j$, $y_i = y_j$ 时,指数项相互抵消,期望运算才能得到非零值。因此, N 个脉冲使用同一坐标系。式(19)简化为

$$C_{ij}(t) = \frac{\lambda_i \lambda_j \sigma_0}{(4\pi)^3 h^4 L_p} \iint dx dy G_i(x,y) G_j(x,y) \cdot E \left[e^{-j2\pi f_i \frac{2R_i(x,y,z)}{c}} e^{j2\pi f_j \frac{2R_j(x,y,z)}{c}} \chi \left(t - \frac{2R_i(x,y,z)}{c} \right) \chi^* \left(t - \frac{2R_j(x,y,z)}{c} \right) \right] \quad (20)$$

对于指数项因子 $R_j - R_i$ 可以使用泰勒一阶近似进行简化,如下

$$R_i(x,y,z) - R_j(x,y,z) \approx \frac{y\Delta y - h\Delta h}{h} \quad (21)$$

$$\Delta y = (j - i)v_y T_r$$

$$\Delta h = (j - i)v_z T_r$$

利用上述简化措施和泰勒展开定理,可以将式(20)变为

$$C_{ij}(t) = \frac{\lambda_i \lambda_j \sigma_0}{(4\pi)^3 h^4 L_p} \iint dx dy G_i(x,y) G_j(x,y) e^{-j\frac{4}{c}\pi f_j \frac{y\Delta y - h\Delta h}{h}} \cdot E \left[e^{j2\pi(f_j - f_i) \frac{2(\sqrt{x^2 + y^2 + h^2} - z)}{c}} \chi \left(t - \frac{2R}{c} + \frac{2z}{c} \right) \chi^* \left(t - \frac{2R}{c} + \frac{2z}{c} \right) \right] \quad (22)$$

式中, R 表示雷达高度表到平坦表面点目标 $(x,y,0)$ 的距离。

对上述期望项的表达式进行坐标变换,并利用卷积的定义,可以将其改写为卷积形式:

$$F(t) = \frac{2}{c} p(t) e^{j2\pi(f_j - f_i)t} \otimes \chi(t) \chi^*(t) \quad (23)$$

式中: $p(t)$ 服从高斯分布,与粗糙度 z 有关;符号 \otimes 表示卷积运算。

$$p(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_z^2}} \exp\left(-\frac{z^2}{2\sigma_z^2}\right) \quad (24)$$

由冲激函数的性质, $h(t) \otimes \delta(t - 2R/c) = h(t - 2R/c)$, 可以将式(22)写作三项卷积的形式:

$$C_{ij}(t) = P(t) \otimes M(t) \otimes R(t) \quad (25)$$

式中, $R(t)$ 为广义平坦表面脉冲响应, $P(t)$ 为广义概率密度函数, $M(t)$ 为点目标响应,数学表达式分别如下:

$$P(t) = \frac{2}{c} p(t) e^{j2\pi(f_j - f_i)t}$$

$$M(t) = \chi(t) \chi^*(t)$$

$$R(t) = \frac{\lambda^2 \sigma_0}{(4\pi)^3 h^4} \iint dx dy \delta\left(t - \frac{2R}{c}\right) G_i(x,y) \cdot G_j(x,y) e^{-j\frac{4}{c}\pi f_j \frac{y\Delta y - h\Delta h}{h}} e^{j(f_j - f_i) \frac{4\pi\sqrt{x^2 + y^2 + h^2}}{c}} \quad (26)$$

2.2 广义平坦表面脉冲响应

考虑到飞行平台在飞行过程中可能因气流波动或转向等因素导致波束照射发生一定角度的偏转,因此采用图3的几何模型能够更准确地描述实际平坦表面脉冲响应场景。

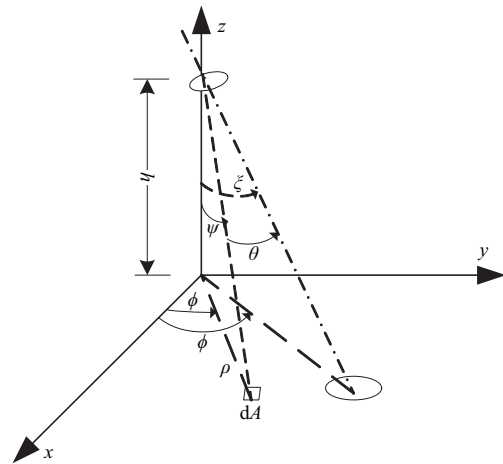


图3 平坦表面脉冲响应示意图

采用高斯方向图可以写作

$$G(\theta) \approx G_0(f) e^{-(2\gamma)\sin^2\theta} \quad (27)$$

式中: G_0 表示天线增益常量, 与频率呈正相关; γ 与波束宽度有关; θ 表示方向图指向与误指向的夹角。

利用图3的几何关系和余弦定理可以将误指向角分解到极坐标上, 表示为

$$\cos\theta = \frac{\cos\xi + \frac{\rho}{h} \sin\xi \cos(\phi_{\text{mis}} - \phi)}{R/h} \quad (28)$$

式中, ξ 、 ϕ_{mis} 分别为与 z 轴和 x 轴的误指向角。

因此, 可以将广义平坦脉冲响应 $R(t)$ 写作极坐标形式:

$$R(t) = A \int_0^{2\pi} \int_0^\infty \delta\left(t - \frac{2R}{c}\right) e^{-\frac{4}{\gamma}\left(1 - \frac{\cos^2\xi}{R/h}\right) + a \cos(\phi_{\text{mis}} - \phi) + b \cos^2(\phi_{\text{mis}} - \phi)} \cdot e^{-j\frac{4\pi f_j}{c} \Delta y \frac{\rho}{h} \cos\phi} e^{j(f_j - f_i) \frac{4\pi}{c} \sqrt{\rho^2 + h^2}} \frac{\rho}{h} d\rho d\phi \quad (29)$$

式中, A , a 和 b 分别为 $A = \frac{G_0(f_i) G_0(f_j) \lambda_i \lambda_j}{(4\pi)^3 L_p h^3} e^{j\frac{4\pi}{c} \Delta y \Delta h} \sigma_0$,

$$a = \frac{4\varepsilon \sin 2\xi}{\gamma (1 + \varepsilon^2)}, b = \frac{4\varepsilon^2 \sin^2 \xi}{\gamma (1 + \varepsilon^2)}, \text{其中 } \varepsilon = \frac{\rho}{h}.$$

仔细观察上式, 式中包含一个冲激函数, 只有在满足 $t = 2R/c$ 时, 积分才会有贡献。又由于高度表与目标的距离满足 $R = \sqrt{h^2 + \rho^2}$, 故而 $\rho = h\sqrt{(ct/2h)^2 - 1}$ 。将这个关系式代入 $R(t)$, a 和 b 中, 可以得到

$$R(t) = A e^{j2\pi(f_j - f_i)t} e^{-\frac{4}{\gamma}\left(1 - \frac{\cos^2\xi}{1 + 2T + T^2}\right) + b/2} \sqrt{T^2 - 1} \cdot \int_0^{2\pi} e^{a \cos(\phi_{\text{mis}} - \phi) + b \cos^2(\phi_{\text{mis}} - \phi)} e^{-j\frac{4\pi f_j}{c} \Delta y \sqrt{T^2 - 1} \cos\phi} d\phi \quad (30)$$

式中, $T = \frac{ct}{2h}$ 。

由于上述积分形式和 2π 的积分范围, 因此可以忽略误指向角 ϕ_{mis} 的影响 (和布朗假设一致)。观察上式, 对角度 ϕ 的积分满足贝塞尔函数的定义^[19]和级数展开形式, 因此可以将式(30)积分简化为

$$\int_0^{2\pi} e^{a \cos(\phi) + b/2 \cos(2\phi) - j\frac{4\pi f_j}{c} d \sqrt{T^2 - 1} \cos\phi} d\phi = \sum_{n=-\infty}^{\infty} I_n\left(a - j\frac{4\pi f_j}{c} \Delta y \sqrt{T^2 - 1}\right) \sum_{k=-\infty}^{\infty} I_k\left(\frac{b}{2}\right) \int_0^{2\pi} e^{jn\phi} \cdot e^{j2k\phi} d\phi \quad (31)$$

式中, I_n 是第一类贝塞尔修正函数。

根据复指数的周期性和正交性, 可以对式(31)双重求和进行合并。上述结果的无穷级数形式给模型带来了较大挑战和复杂性。由于 a 和 b 远小于1, 贝塞尔修正函数的级数展开式中高次项影响可忽略, 故工程中可采用前两项近似, 这与一阶泰勒展开的特性类似。结合第一类贝塞尔函数的对称性, 式(30)可以进一步简化为以下表达式:

$$R(t) = 2\pi A e^{j2\pi(f_j - f_i)t} e^{-\frac{4}{\gamma}\left(1 - \frac{\cos^2\xi}{1 + 2T + T^2}\right) + b/2} \sqrt{T^2 - 1} \cdot \sum_{n=-1}^1 I_n\left(\frac{b}{2}\right) I_{2n}\left(a - j\frac{4\pi f_j}{c} \Delta y \sqrt{T^2 - 1}\right) \quad (32)$$

特别地, 当满足 $f_j = f_i, \Delta = 0, \Delta y = 0, \Delta h = 0$ 时, 该模型将退化为经典的布朗模型, 体现了模型的一致性和普适性。

2.3 天底点回波相关性

鉴于雷达高度表的核心测量信息主要来源于天底点回波, 本小节分析该区域的相关性特性, 以简化模型并突出关键影响因素。为求解天底点回波脉冲的相关性, 通常对两个位置正下视处的第一个距离分辨单元内的完整回波信号进行相关运算, 该相关性可有效表征信号的整体相似度特性和变化趋势。假设目标位于雷达高度表天底点的距离分辨单元内, 且忽略信号的幅度和包络变化, 不考虑飞机斜飞情况。相距为 d 的两个天底点脉冲回波信号的相关性函数可以表示为

$$C_{ii+1}(d, \Delta f) = \int_0^r \int_0^{2\pi} E\left(e^{-j\frac{4\pi f_c}{c} R_i} e^{j\frac{4\pi(f_c + \Delta f)}{c} R_{i+1}}\right) \rho d\phi d\rho \quad (33)$$

基于泰勒展开定理对指数项进行近似展开, 并结合第一类贝塞尔函数的级数定义, 上式可转化为如下形式:

$$C_{ii+1}(d, \Delta f) = 2\pi e^{j\frac{4\pi\Delta f}{c}\left(h + \frac{d^2}{2h}\right)} e^{\frac{j2\pi f_c d^2}{ch}} e^{-\frac{8\pi^2 \sigma_x^2 \Delta f^2}{c^2}} \cdot \int_0^r J_0\left(\frac{4\pi(f_c + \Delta f)}{hc} \rho d\right) \rho e^{j\frac{4\pi\Delta f}{c} \frac{\rho^2}{2h}} d\rho \quad (34)$$

式中: J_0 表示第一类贝塞尔函数; r 表示天底点脉冲照射半径, 其计算方式为 $r = \sqrt{hc/B}$ 。

由于指数项十分复杂, 该积分难以直接求解。为此, 考虑一些特殊情况, 以简化表达式并使其更

易于分析和计算。当跳频 Δf 远远小于信号带宽 B 时,可以对指数项进行泰勒展开并保留前两阶近似,从而简化积分表达式。最终,积分结果可简化为以下形式:

$$C_{i,i+1}(d,\Delta f) \approx A \cdot \left[(1+r^2b) \frac{r}{a} I_1(ar) - \frac{2br^2}{a^2} I_2(ar) \right] \quad (35)$$

式中, $A = 2\pi e^{j\frac{4\pi\Delta f}{c}\left(h+\frac{d^2}{2h}\right)} e^{\frac{j2\pi f_c d^2}{ch}} e^{-\frac{8\pi^2\sigma_s^2\Delta f^2}{c^2}}$, $a = \frac{4\pi(f_c + \Delta f)d}{hc}$, $b = \frac{2\pi\Delta f}{ch}$ 。

当贝塞尔函数的系数较小时(即 PRF 较高时),可将贝塞尔函数进行泰勒展开并保留前两项近似。通过变量代换和分步积分的方法,最终可得到解析表达式为

$$C_{i,i+1}(d,\Delta f) \approx A \frac{a^2 + 4jb + je^{jbr^2}(-4b + a^2(j + br^2))}{8b^2} \quad (36)$$

显然,从上述结果中,可以看出影响脉间相关性大小的因素有脉冲重复频率和脉间跳频。同时观测式(26)和式(33),可以看出当脉间跳频时,引入了一个附加相位 $\exp(j(f_j - f_i)4\pi R/c)$,使得积分内高频振荡导致正负贡献相互抵消,积分结果模值减小,进而相关性函数变小。

3 波形设计算法

3.1 优化问题建模

理论分析表明,引入脉间跳频技术可以降低回波信号间的相关性,进而可以降低非相参累加信号波形起伏。然而,由于脉间跳频技术中的跳频码字是随机跳变的,不同的跳频顺序对脉间相关性的影响存在显著差异。因此,为了优化非相参叠加效果,基于所搭建的脉间相关性模型设计跳频码字顺序来进一步降低相关性,从而实现更高的信号检测性能和测高精度。因此,可以建立优化模型为

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^N \sum_{j=1, j \neq i}^N |C_{ij}(t)|^2 &= \min_{\alpha} \|C_s(t, \alpha)\|_2^2 \\ \text{s.t. } \alpha &= [c_1, c_2, \dots, c_N] \\ 0 &\leq c_n \leq K-1, 0 \leq n \leq N-1, c_n \in \mathbf{Z} \end{aligned} \quad (37)$$

其中, $C_s = [0, C_{12}(t), \dots, C_{1N}(t); C_{21}(t), 0, \dots, C_{2N}(t); \dots;$

$C_{N1}(t), C_{N2}(t), \dots, 0]$ 表示相关函数矩阵。

3.2 优化问题求解

对目标函数进行分析,发现其具有非凸性,因此该问题整体上属于非凸优化问题。此外,目标函数形式复杂,难以直接判断其可微性,因此本文采用全局智能优化算法进行求解。相比于其他全局优化算法(如遗传算法),模拟退火算法具有参数少、计算开销小和实现简单等优势^[21]。基于此,本文选用模拟退火算法求解上述问题,具体算法流程如图4所示。图中, F 表示目标函数, α 表示待优化跳频顺序参数。Metropolis 准则^[22]是指事件处于状态 i 和 $i+1$ 的概率比值等于相应的玻耳兹曼因子比值,即

$$r = \exp\left[-(F(\alpha^i) - F(\alpha^{i+1}))/k_b T\right], r < 1 \quad (38)$$

式中, T 为绝对温度, k_b 为玻耳兹曼常数。

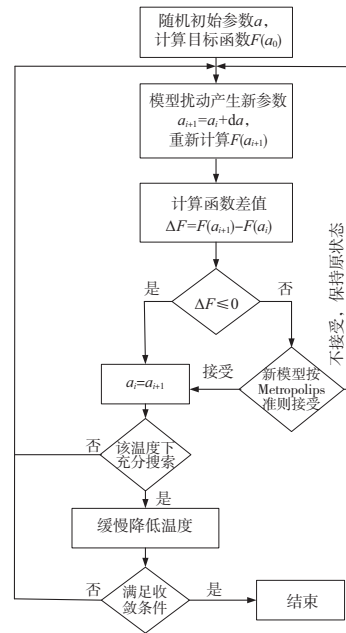


图4 模拟退火算法流程图

随机数 s 属于 $[0,1]$,若 $r > s$,则新状态 $i+1$ 为重要状态,取代 i 状态,否则仍以 i 为当前状态。模拟退火算法就是采用了上述准则,才可以使其跳出局部,而具有全局最优的能力。

4 实验分析

本节主要针对上述三项卷积模型、天底点相关性、非相参叠加波形和优化设计进行实验仿真

与讨论。采用蒙特卡洛数值仿真验证模型正确性,分析跳频与不跳频相关性的变化趋势。

实验基于典型的机载测高场景,模拟平坦粗糙面目标的回波信号生成过程。在蒙特卡洛实验中,发射 N 个脉冲信号,并对 N 个回波信号按距离门进行采样。对于每一个距离门,脉间相关性的计算方法^[9]为

$$\rho_{\text{gn}} = \frac{N}{N-1} \frac{\sum_{i=1}^{N-1} Z_i Z_{i+1}}{\sum_{i=1}^N Z_i^2} \quad (39)$$

式中, $Z_i = x_i - \mu$, $\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$, 并且 x_i 是相同距离门下第 i 个回波的瞬时功率值。

因此,可以定义理论模型功率的相关性系数为

$$\rho_{ij}(t) = \frac{E[(P_i(t) - E(P_i(t)))(P_j(t) - E(P_j(t)))]}{\sqrt{E[(P_i(t) - E(P_i(t)))^2]E[(P_j(t) - E(P_j(t)))^2]}} = \frac{|C_{ij}(t)|^2}{|P_i(t)||P_j(t)|} \quad (40)$$

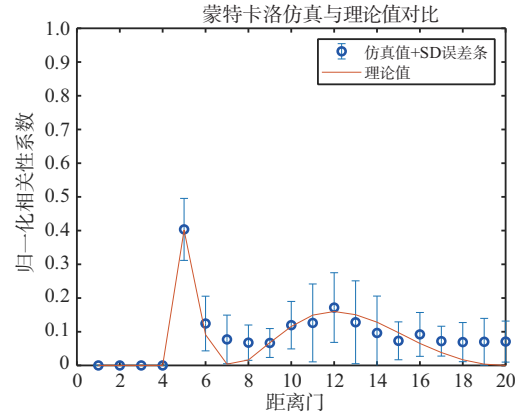
下列仿真实验均采用表 1 所示基本参数。

表 1 实验仿真基本参数设置

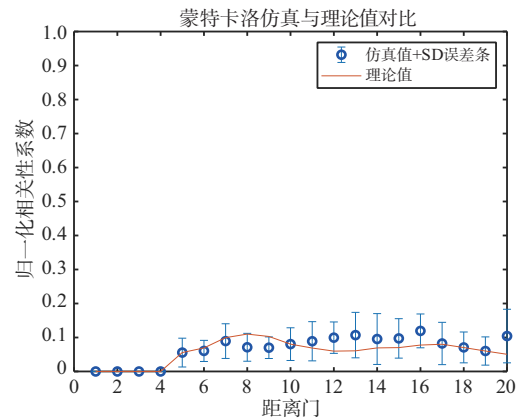
参数	参数值
平均飞行高度 h	2 000 m
带宽 B	100 MHz
载频 f_c	4.1 GHz
衰减 L_p	1
速度 v	70 m/s
误指向角	0
3 dB 波束宽度	20°
脉冲数 N	120
脉冲重复间隔 PRI	10^{-3} s

4.1 三项卷积模型

通过式(39)计算蒙特卡洛回波相关性,式(40)计算理论相关性值。蒙特卡洛实验次数设置为 100 次。图 5 展示了固定频率和脉间跳频条件下回波不同距离门相关性的仿真结果。图中,蓝色线条表示蒙特卡洛仿真值,误差条为标准差,用于表示数据的变化范围,中心圆点为多次实验结果的平均值;红色线条表示基于本文推导的相关性模型计算的理论值。



(a) 固定频率 $\Delta f = 0$



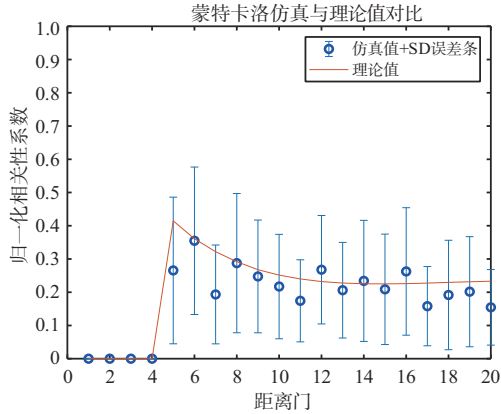
(b) 脉间跳频 $\Delta f = 40$ MHz

图 5 固定频率和脉间跳频脉间相关性仿真结果图 (参数如表 1 所示)

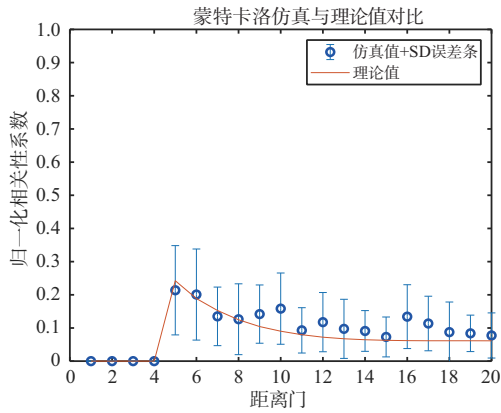
从图中可以得出以下结论:首先,在距离门 1~4 的热噪声区域中,脉间相关性可以忽略不计。理论模型值与蒙特卡洛仿真值吻合良好,验证了理论模型的正确性;其次,无论是固定频率还是脉间跳频条件,脉冲回波前缘的相关性均高于后缘,这与文献[11]中的结论一致。最后,通过对比左右两图可以发现,在相同的高 PRF 下,脉间跳频条件下的脉间相关性明显低于固定频率条件,表明脉间跳频技术能够有效降低脉间相关性,从而减少信号间的干扰。

通过控制变量法,分别改变跳频频率和脉冲重复频率,可以系统地研究各参数对模型正确性和相关性的影响,仿真结果如图 6 所示。在脉间跳频工作模式下,对比图 5(b)与图 6(a)的仿真结果可知,降低 PRF 能够显著减弱雷达信号的脉间相关性;同时,对比图 6(a)与图 6(b)的结果显示,在

较高 PRF 条件下,增大脉间跳频频率同样可以有效降低脉间相关性。



(a) $PRI=500 \mu s, \Delta f=40 \text{ MHz}$



(b) $PRI=500 \mu s, \Delta f=200 \text{ MHz}$

图6 控制变量法更改脉冲重复时间和跳频间隔仿真结果

4.2 天底点相关性分析

基于表1所列参数,对式(34)进行了数值仿真,仿真结果如图7所示。图中横轴表示平台移动距离 d ,纵轴表示归一化相关系数,不同线条代表不同的跳频间隔。仿真结果表明,在固定频率条件下,曲线(蓝色)的第一个零点位置与Walsh极限^[9]相符,即满足 $d_w = 0.305 h\lambda/r$ 。在高PRF条件下(超过Walsh极限),脉间跳频模式下的脉间相关性显著降低;然而,在低PRF条件下,脉间跳频反而会导致更高的相关性。此外,天底点脉间相关性随PRF和跳频参数的变化呈现规律性变化:当跳频量 Δf 为带宽的整数倍时,在高PRF区域的脉间相关性随PRF的增大而降低;而当跳频量 Δf 不

为带宽的整数倍时,相关性变化趋势相反。

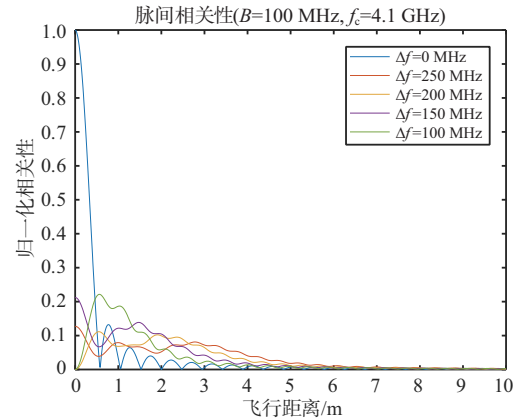


图7 天底点相关性变化趋势

通过多次实验验证,脉间跳频条件下的脉间相关性首个极值出现在固定距离处,该位置与Walsh极限点 d_w 基本一致。

4.3 非相参叠加

前文中,分析了非相参叠加波形的均值和方差,并且说明了脉间跳频可以降低相关性,进而降低波形方差。对非相参叠加波形进行仿真,如图8所示,可以明显观察到脉间跳频下非相参叠加波形的前沿与后缘起伏性显著减小,进而提高检测性能。

ENL是衡量多视处理后的信号噪声抑制效果的一个重要指标,可以被视为雷达在单位时间内从分布式目标获得的独立观测值的数量。ENL越大,说明多视处理后的噪声抑制越好,视数之间的相关性越低。理想情况下, N 个独立视数的ENL为 N ,其计算公式为

$$ENL = \frac{\mu^2}{\sigma^2} \quad (41)$$

式中, μ 、 σ^2 分别表示信号的均值和方差。

计算图8固定频率和脉间跳频下天底点处的ENL,分别为1.85和6.74。可以看出脉间跳频下的ENL更高,说明脉间跳频有效降低了脉间相关性。

分别对固定频率和脉间跳频条件下的非相参叠加回波信号进行了检测性能仿真,虚警概率为 10^{-6} ,PRI为 $100 \mu s$ 。图9仿真结果表明,脉间跳频条件下的检测性能优于固定频率条件,这主要得益于脉间跳频技术有效降低了信号间的相关性,从而改善了检测器的性能。同时,随着脉间跳频频率的增大,相关性下降,雷达信号的检测性能也随之提升。

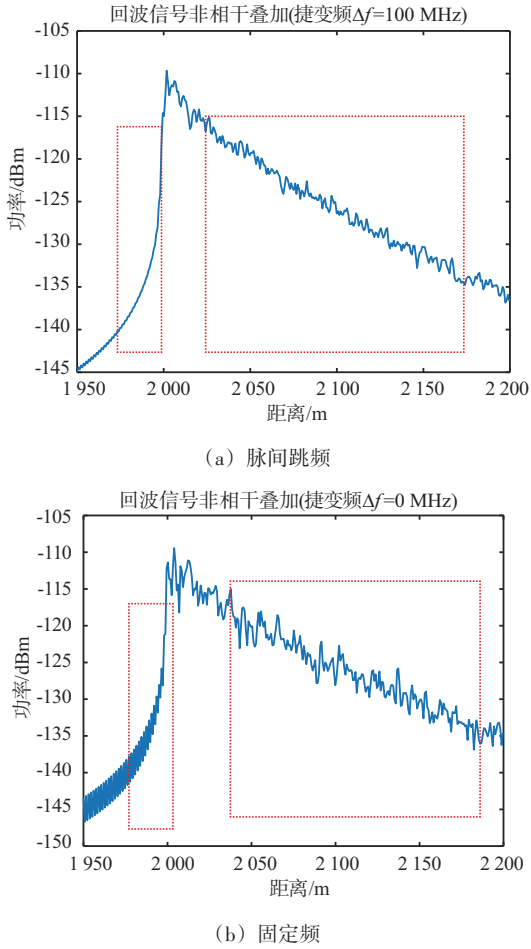


图 8 非相参叠加波形

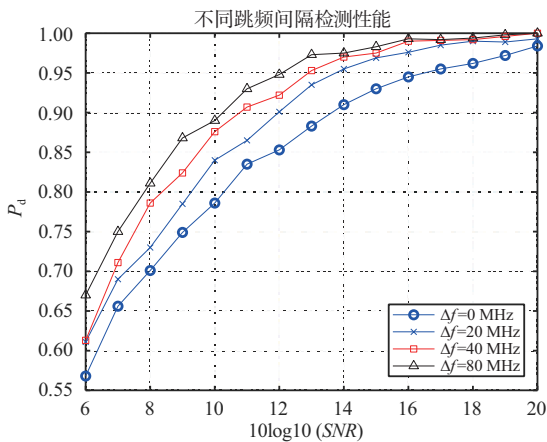


图 9 雷达信号检测性能 ROC 曲线对比

固定脉间跳频大小 $\Delta f = 80$ MHz, 采用表 1 雷达基本参数, 跳频个数分别取 2, 4, 8 和 16, 其检测性能如图 10 所示。从图中可以看出, 增加跳频个数可以降低非相参叠加波形起伏度, 进而提升信

号检测性能。这与文献[23]具有类似结果, 从理论上分析, 增加跳频个数, 可以使得跳频码字的选择更多, 从而间接增大脉间跳频, 达到相同的降低非相参叠加波形起伏度的效果。

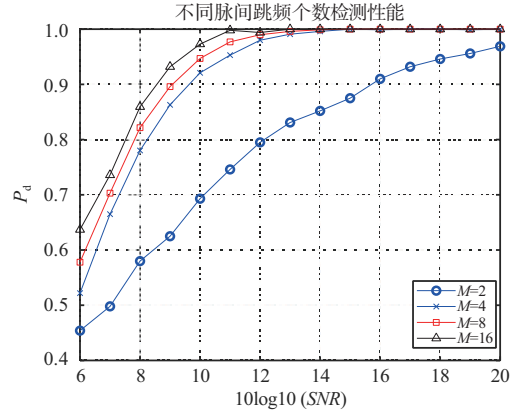


图 10 不同跳频数信号检测 ROC 曲线对比

4.4 优化设计

采用表 1 雷达基本参数, 跳频个数为 10, 模拟退火算法的初始温度为 100, 下降速度为 0.1, 终止温度为 10^{-6} , PRI 为 $30e^{-6}$ s。仿真结果如图 11 和图 12 所示。图 11 展示了目标函数的收敛曲线, 可以看出曲线单调下降后趋于平稳, 有效降低了非相参叠加波形的方差。图 12 展示了经过优化后的波形信号检测 ROC 曲线。可以看出, 在相同信噪比和虚警概率下, 优化后的波形信号检测概率最大, 固定频波形的信号检测概率最小。表 2 展示了固定频和优化前后脉间跳频波形下进行高度估计的绝对误差, 共进行 10 组实验, 每组实验采取 100 次重复实验。从表 2 可以看出, 优化前后的脉间跳频波形测高精度都优于固定频率情况, 约提升 2 m; 优化后的测高精度比优化前有效提升, 约 0.3 m。综上所述, 该优化波形设计方法有效提升了雷达高度表系统性能。

表 2 优化前后高度估计绝对误差值 m

类型	组编号										均值
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	
固定频	1.265	2.164	3.063	3.663	1.890	2.314	2.689	2.913	1.939	2.988	2.389
优化前	0.590	0.815	0.590	0.665	0.739	0.965	0.815	0.815	0.965	0.815	0.777
优化后	0.441	0.590	0.365	0.441	0.590	0.590	0.365	0.365	0.590	0.215	0.457

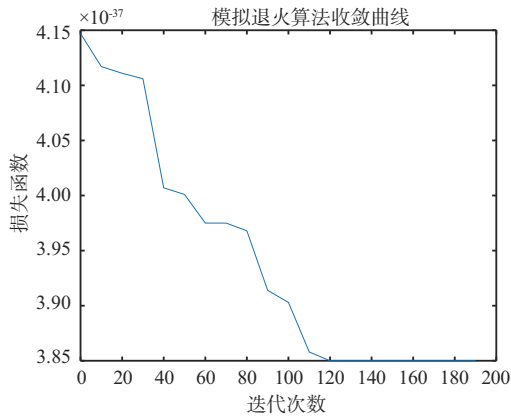


图11 模拟退火算法收敛曲线图

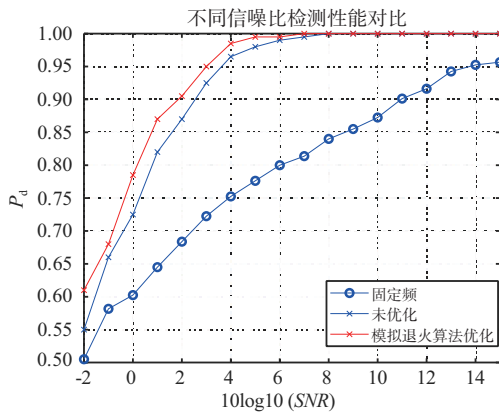
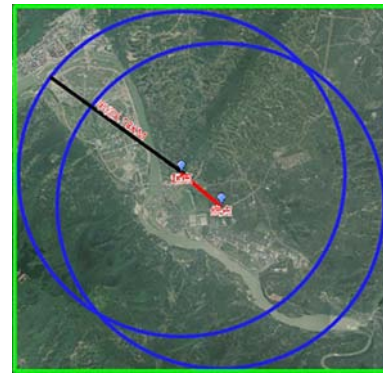


图12 模拟退火算法优化后检测ROC曲线

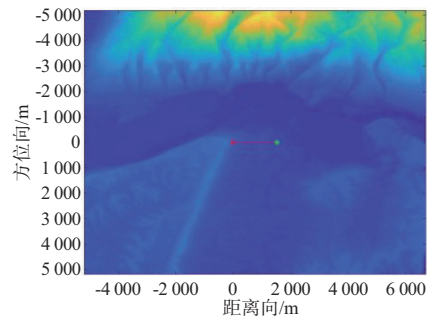
4.5 实测数据分析

挂飞实验主要在四川省雅安市附近区域完成,飞行路径覆盖耕地、植被等平坦目标。图13(a)展示了实验区域的光学地图。在数据分析阶段,截取了其中一段20 s时长的数据。根据GPS定位信息,实验期间飞机的飞行高度为3 790 m,平台飞行速度为76 m/s,天线照射半径为5 180 m,脉冲重复时间为70 μ s,信号带宽为10 MHz,载频为2.95 GHz。采用步进频方式进行脉间跳频,跳频个数为10,脉间跳频为10 MHz。为简化坐标系,对数据进行了坐标转换,最终得到目标区域的高程数据二维分布图,如图13(b)所示。

通过对目标区域内120个脉冲回波信号进行非相参处理,结果如图14(a)所示。可以看出,在脉间跳频模式下,回波波形的起伏程度明显小于固定频率模式。这一结论进一步得到了图14(b)的验证,采用式(39)和式(40)计算相关性,数据显示脉间跳频模式下信号的相关性显著降低。

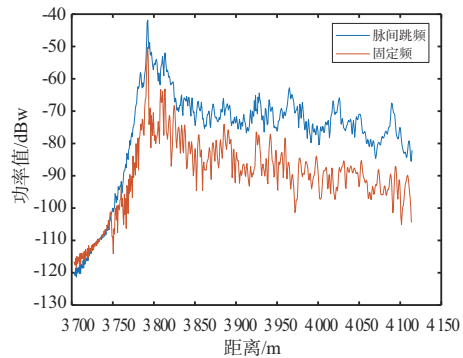


(a) 目标区域光学地图

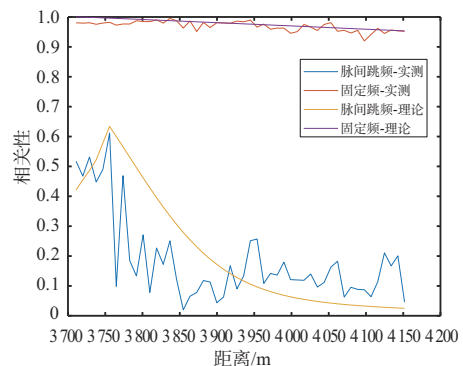


(b) 目标区域数字高程图

图13 挂飞区域展示



(a) 非相参叠加波形对比



(b) 回波脉间相关性对比

图14 脉间跳频和固定频实测数据分析结果图

5 结束语

本文针对脉间跳频雷达高度表的回波相关性问题的,建立了基于不同距离分辨单元和天底点的脉间相关性理论模型,并通过蒙特卡洛实验和数值仿真验证了模型的正确性。仿真结果表明,在高PRF条件下,采用脉间跳频技术能够显著降低脉间相关性。此外,增大脉冲间的跳频间隔可进一步降低脉间相关性。本文还根据所建模型,提出了一种以优化载频跳频序列进而降低非相参叠加波形方差的波形设计方法,并使用参数较少的模拟退火算法求解,实验结果表明该波形设计方法可以提升系统检测和测高性能。

未来的研究方向主要包括:在脉间跳频条件下优化波形设计,考虑更多参数以在约束条件下最大限度地降低信号相关性;针对面目标检测问题,建立具有相关性的回波信号模型,并推导相应的检测统计量;研究脉间跳频雷达高度表相参处理问题,实现高精度测高。这些问题的深入研究将进一步提升雷达高度表的性能,为实际工程应用提供更可靠的理论支撑。

参考文献:

- [1] 杨菲,江舸,肖汉波. 雷达高度表回波模拟及扩展目标算法[J]. 雷达科学与技术, 2018, 16(5):567-572.
- [2] 刘丛,鲁彦希,刘高正,等. 雷达高度表延时多普勒匹配定位网络[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(4):454-463.
- [3] QIN Weibo, WEI Yu, HU Fengming, et al. Improving SAR Altimeter in Complex Terrain Using Slope-Based Height Correction [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2025, 63:5205814.
- [4] RODRIGUEZ E, MARTIN J M. Correlation Properties of Ocean Altimeter Returns [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 1994, 32:553-561.
- [5] DING Yipeng, ZHANG Jiawei, JIN Bo, et al. Multi-Target Tracking Based on Ferguson - Hough Algorithm Against Frequency Ambiguity Issue[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20(2):3504105.
- [6] BERGER T. Satellite Altimetry Using Ocean Backscatter [J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1972, 20(3):295-309.
- [7] BROWN G. The Average Impulse Response of a Rough Surface and Its Applications [J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 1977, 25(1):67-74.
- [8] WALSH E J. Analysis of Experimental NRL Radar Altimeter Data [J]. Radio Science, 1974, 9(8):711-722.
- [9] WALSH E J. Pulse-to-Pulse Correlation in Satellite Radar Altimeters [J]. Radio Science, 1982, 17(4):786-800.
- [10] LIPA B J, BARRICK D E. Ocean Surface Height-Slope Probability Density Function from SEASAT Altimeter Echo [J]. Journal of Geophysical Research: Oceans, 1981, 86(C11):10921-10930.
- [11] EGIDO A, SMITH W H F. Pulse-to-Pulse Correlation Effects in High PRF Low-Resolution Mode Altimeters [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57:2610-2617.
- [12] HERNANDEZ -BURGOS S, GIBERT F, BROQUETAS A, et al. A Fully Focused SAR Omega-K Closed-Form Algorithm for the Sentinel-6 Radar Altimeter: Methodology and Applications [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62:5206016.
- [13] PUJOL M I, DUPUY S, VERGARA O, et al. Refining the Resolution of DUACS Along-Track Level-3 Sea Level Altimetry Products [J]. Remote Sensing, 2023, 15(3):15030793.
- [14] BOHE A. A Complete Theoretical Derivation of the Level of Random Height Noise in Interferometric Unfocused SAR Swath Altimetry [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61:5215229.
- [15] SKOLNIK M I. Introduction to Radar Systems [M]. 3rd. New York: McGraw-Hill, 2002.
- [16] YE Hongyu, WU Wenhao, LONG Xingwang, et al. Distant Sidelobe Suppression for Multi-Timeslot Wide-Gap Frequency - Hopping RFPA Radar [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(4):4214-4228.
- [17] MARIE L, NOUGUIER F, VANDEMARK D C, et al. On the Effects of Ocean Surface Motion on Delay - Doppler Altimetry [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62:4207725.
- [18] GOODMAN J W. Some Fundamental Properties of Speckle [J]. Journal of the Optical Society of America, 1976, 66(11):1145-1150.
- [19] NAHID T, ALI M. Several Characterizations of Bessel Functions and Their Applications [J]. Georgian Mathematical Journal, 2022, 29(1):83-93.
- [20] GOODMAN J W. Statistical Optics [M]. (下转第691页)

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.06.010

一种对雷达旁瓣的空域-极化域联合的 异步闪烁干扰方法

张云慧¹, 庞 礴¹, 代大海¹, 陈 波²

(1. 国防科技大学电子科学学院, 湖南长沙 410073; 2. 信号盲处理全国重点实验室, 四川成都 610041)

摘要: 由于极化对目标物理特性的敏感性, 使得其与信号的高分辨特性一起, 成为雷达系统发展过程中信息开发和利用的主要方向, 当前雷达干扰调制主要在时域、频域、空域和能量域进行, 在极化域涉及较少, 使得极化干扰手段存在着信息维度上的明显差距。本文首先对自适应旁瓣对消系统(Adaptive Sidelobe Cancellation, ASLC)的工作原理进行了分析, 并在分析多点源干扰、异步闪烁干扰、变极化干扰等多种干扰对ASLC系统的干扰原理和干扰性能的基础上, 提出了一种空域-极化域联合的异步闪烁干扰方法。试验结果表明, 本文所提出的干扰方法相比于其余几种干扰方法对ASLC系统具有更好的干扰效果。

关键词: 旁瓣对消; 雷达干扰; 极化时变; 干扰比

中图分类号: TN974 文献标志码: A 文章编号: 1672-2337(2025)06-0683-09

引用格式: 张云慧, 庞礴, 代大海, 等. 一种对雷达旁瓣的空域-极化域联合的异步闪烁干扰方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6):683-691.

ZHANG Yunhui, PANG Bo, DAI Dahai, et al. A Joint Spatial-Polarization Domain Asynchronous Blinking Jamming Method Against Radar Sidelobe[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6):683-691.

A Joint Spatial-Polarization Domain Asynchronous Blinking Jamming Method Against Radar Sidelobe

ZHANG Yunhui¹, PANG Bo¹, DAI Dahai¹, CHEN Bo²

(1. College of Electronic Science and Technology, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;
2. National Key Laboratory of Science and Technology on Blind Signal Processing, Chengdu 610041, China)

Abstract: Polarization has become a critical parameter in radar system development due to its sensitivity to target physical properties and its synergistic integration with high-resolution signal processing. This combination significantly enhances information extraction and utilization in modern radar systems. While current radar jamming techniques predominantly operate in the time, frequency, spatial, and energy domains, polarization-based jamming remains understudied, creating a notable research gap. Firstly, the operational principles of adaptive sidelobe cancellation (ASLC) systems are analyzed. Then, three jamming methods of multi-point source jamming, asynchronous blinking jamming, and polarization-varying jamming, and their respective impacts on ASLC performance are systematically evaluated. Based on these analyses, a novel jamming technique that jointly exploits the spatial-polarization domain through asynchronous blinking is proposed. Experimental results confirm that the proposed method outperforms conventional jamming approaches against ASLC systems.

Key words: sidelobe cancellation; radar jamming; time-varying polarization; jamming-to-noise ratio(JNR)

0 引言

极化是电磁波的基本物理参量, 是与时域、频域、空域同等重要的雷达获取信息维度。大量实验已经证明, 通过极化信息的有效利用, 可以显著

提高雷达的目标检测、识别和抗干扰能力, 广泛应用于防空反导、监视预警、对地侦察、精确制导等领域的雷达装备中^[1]。当前雷达有源干扰机干扰调制主要在时域、频域、空域和能量域进行, 在极化域涉及较少, 在此背景下, 开展雷达极化对抗机

收稿日期: 2025-05-30; 修回日期: 2025-09-12

基金项目: 国家自然科学基金(No.62471476)

理与方法研究已经迫在眉睫。

自适应旁瓣对消(Adaptive Sidelobe Cancellation, ASLC)是指通过辅助接收通道在干扰方向自适应形成零陷来实现对干扰信号抑制的一种自适应阵列处理技术^[2],由于其具有结构简单、易于实现等特点,因此作为现代雷达抗干扰的有效措施之一被广泛采用。国内外学者对于 ASLC 干扰的研究,主要从两个方面展开:一是通过增加干扰源个数来消耗雷达空域自由度^[3-4];二是通过不断变化的极化方式来降低旁瓣对消性能^[5-7]。随着雷达极化技术研究逐步深入,极化信号处理得到了重视和发展。目前,有源极化干扰主要通过释放交叉极化干扰或者变极化干扰以降低雷达极化滤波、旁瓣对消以及干扰源定向等方面的能力^[8-9]。变极化干扰方式是指雷达天线中同时存在两种不断变化的极化分量,从而使得 ASLC 计算对消系数所用干扰样本不再是一个平稳的随机过程,大大弱化旁瓣对消的抗干扰能力。文献[10]最早讨论了天线阵元极化特性会影响空域自适应滤波的性能,文献^[11-14]从理论层面定性分析了变极化干扰对 ASLC 系统对消时序以及极化失配对对消比的影响机理。在实际应用中,为了获得更好的 ASLC 雷达系统干扰效果,学者通常采用多种干扰手段相配合的复合干扰策略^[15]。

本文分析了多点源干扰、异步闪烁干扰、变极化干扰等对 ASLC 系统的干扰原理和干扰效果,在此基础上,提出一种空域-极化域联合的异步闪烁干扰方法,将以上 4 种干扰手段进行仿真实现,根据 ASLC 系统对消前后的干噪比指标对干扰效果进行对比和分析。

1 自适应旁瓣对消滤波算法

1.1 ASLC 原理分析

ASLC 技术是抑制雷达旁瓣干扰的有效解决方案,其核心作用机理是通过在主天线阵列周边配置若干辅助天线单元实现干扰抑制。雷达主天线通常具备显著的目标指向性,主瓣表现为窄波束宽度和高增益的特点,旁瓣则呈现宽覆盖范围但低增益的特性。根据这一特性,雷达在强有源干扰环境下,可能导致干扰信号强度显著超过目

标回波信号,造成有用信号被淹没。ASLC 系统中的辅助天线的增益特性与主天线旁瓣电平相匹配,并且为全向天线。由于各天线单元在空间分布上存在物理位移,接收到的干扰信号因波程差而产生固定相位差异。ASLC 系统通过自适应算法对辅助天线接收的干扰信号进行加权求和,并将合成信号与主通道干扰信号分量进行对消,通过自适应调整加权系数,使主通道的残余干扰功率达到最小化,从而实现有效的干扰抑制。

该技术的信号处理流程包含 3 个关键阶段:首先获取样本数据,其次基于得到的采样数据求解最优权值系数,第三步则是根据最优权值进行自适应对消运算。这一处理过程的原理框图如图 1 所示,其中权值的求解采用最小均方误差(Minimum Mean Square Error, MMSE)准则。

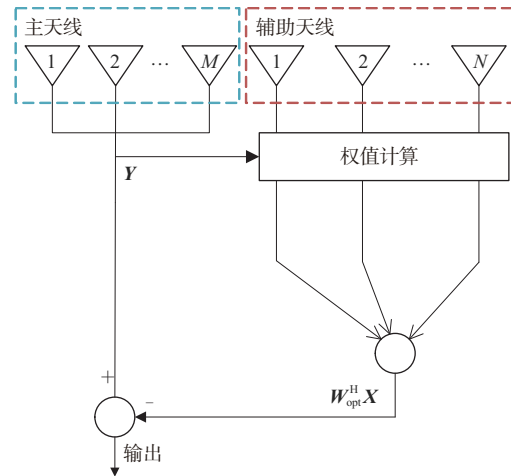


图 1 ASLC 系统原理框图

当存在旁瓣干扰时,ASLC 系统通过某种最佳准则实时计算并修正辅助天线的权值,使雷达天线的合成方向图在干扰方向产生零陷,从而有效抑制从旁瓣进入的干扰信号。

对图中的 ASLC 系统, $\mathbf{Y} = [Y_1, Y_2, \dots, Y_M]$ 表示 M 个主天线接收的信号, $\mathbf{X} = [X_1, X_2, \dots, X_N]$ 表示 N 个辅助天线收到的信号。利用对消权值矩阵 \mathbf{W}_{opt} 对旁瓣干扰进行对消后,得到 ASLC 系统的输出:

$$\mathbf{Z} = \mathbf{Y} - \mathbf{W}_{opt}^H \mathbf{X} \quad (1)$$

ASLC 系统工作时序可分为两个工作阶段:权值计算期与对消工作期。在权值计算期内,ASLC 系统主要执行 3 项操作:首先对估计信号样本进行

采集,其次基于采样数据求解最优加权系数,最后完成对消权值的迭代更新。值得注意的是,该阶段通常配置在雷达接收回波的空闲时段,这种时序安排确保了干扰样本采集与权值计算过程不会影响雷达对目标回波信号的正常接收。对消工作期则采用前一个脉冲重复周期计算获得的最新权值参数,在当前脉冲周期内进行干扰与杂波对消处理。从时序架构来看,完整的ASLC处理流程需要跨越两个连续的脉冲重复周期才能完成,第一个周期专注于权值计算与更新,第二个周期执行基于新权值的对消运算。

根据MMSE准则,ASLC系统的最优权值计算为

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_x^{-1} \mathbf{r}_{xy} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{R}_x = E(\mathbf{X}\mathbf{X}^H)$ 为辅助天线接收信号 \mathbf{X} 的自相关矩阵; $\mathbf{r}_{xy} = E(\mathbf{X}\mathbf{Y}^H)$ 为辅助天线接收信号 \mathbf{X} 与主天线接收信号 \mathbf{Y} 的互相关向量。

ASLC系统的干扰对消比(Cancellation Ratio, CR)定义为有辅助通道时系统输出功率与无辅助通道时的系统输出功率之比,即

$$CR = \frac{E(|\mathbf{Y}|^2)}{E(|\mathbf{Y} - \mathbf{W}_{\text{opt}}^H \mathbf{X}|^2)} = \frac{E(|\mathbf{Y}|^2)}{E(|\mathbf{Y}|^2) - \mathbf{r}_{xy}^H \mathbf{R}_x \mathbf{r}_{xy}} \quad (3)$$

1.2 ASLC仿真校验

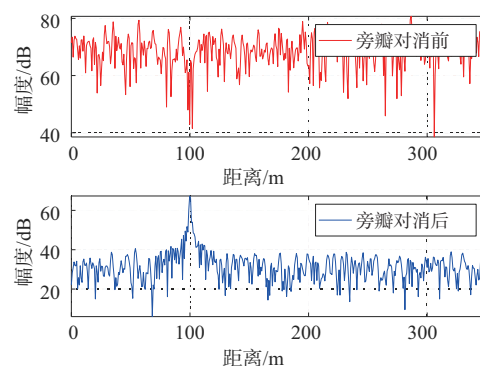
1.2.1 ASLC对消效果仿真

采用线阵天线,主天线的个数为10个,目标波束指向为 10° ,阵元间隔为半波长;全向辅助天线的阵元个数为2个,阵元间隔为半波长。为保证ASLC系统的有效性,仿真设置2个干扰信号和1个目标信号,干扰信号为噪声调频干扰形式,干扰的角度分别为 -8° 和 30° ,干噪比(Jamming-to-Noise Ratio, JNR)为30 dB;目标信号为线性调频信号,信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)为0 dB。其余参数设置如表1所示。

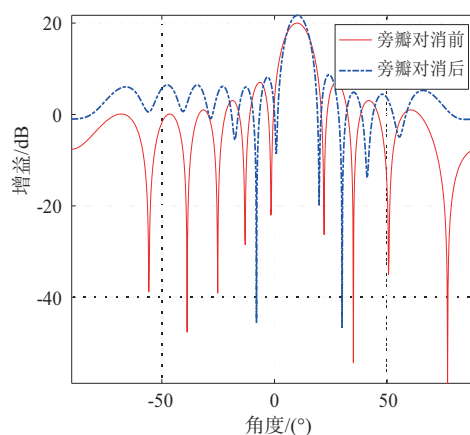
表1 参数设置表

参数	参数值
脉冲宽度	1 μ s
采样频率	200 MHz
中心频率	1 GHz
快拍数	1 000
带宽	100 MHz

仿真结果如图2所示。



(a) 旁瓣对消前后信号波形图



(b) ASLC天线方向图

图2 ASLC系统性能效果图

计算得到对消前后的干扰噪声相消比为 $CR=26.38$ dB,上述指标表明ASLC系统具有很好的对抗干扰的效果。

1.2.2 ASLC抗干扰效果与干噪比的关系

接下来,分析干扰信号功率对ASLC系统的对消效果的影响,通过改变信号的JNR大小,比较ASLC抗干扰效果。结果如表2所示。

表2 ASLC抗干扰效果与JNR的关系 dB

JNR	CR
10	7.10
20	16.41
30	26.38
40	36.31

从表2可见,增加JNR到40 dB时,ASLC系统仍然具有很好的抗干扰性能,因此单纯通过增加干扰信号的功率并不能对ASLC系统起到很好的干扰效果,需要考虑其他的干扰手段。

2 ASLC 干扰方法

2.1 多点源干扰

多点源干扰下的雷达和目标干扰的空间布置示意如图 3 所示。主通道的方向图函数表示为 $G(\theta)$ ，该通道的接收信号表示为

$$Y(t) = \sum_{i=0}^K G(\theta_i) s_i(t) + n_m(t) \quad (4)$$

式中： $\theta_i \in \theta = [\theta_0, \theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K]$ ， θ_0 表示目标来波方向， $\theta_i, i \in [1, \dots, K]$ 表示 K 个干扰源的来波方向； $s_i(t)$ 表示对应来波方向时域包络在 t 时刻的采样； $n_m(t)$ 表示噪声信号。

N 个辅助天线接收到的信号矢量为

$$X(t) = A(\theta)S(t) + n_a(t) \quad (5)$$

式中： $S(t) = [s_0(t), s_1(t), \dots, s_K(t)]^T$ 为信号观测向量在 t 时刻的采样，其维度为 $(K+1) \times 1$ ； $A(\theta) = [a(\theta_0), a(\theta_1), \dots, a(\theta_K)]$ 表示辅助天线的导向矢量， $a(\theta_i) = [1, e^{jkd \sin \theta_i}, \dots, e^{j(N-1)d \sin \theta_i}]$ ，其维度为 $(K+1) \times N$ ， d 为辅助天线的阵元间隔； $n_a(t)$ 表示辅助天线通道的噪声信号。

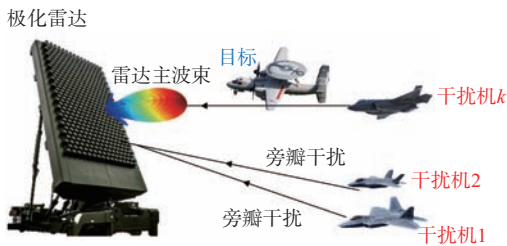


图3 多点源干扰下目标探测示意图

目标位于雷达的主瓣内，假设存在多个干扰目标存在于雷达的主瓣和旁瓣内，并且干扰目标的数量超过辅助天线阵列的个数，会导致雷达接收的目标回波信号淹没在来自多个方向的干扰信号中，ASLC 系统无法起到抗干扰的效果。

2.2 异步闪烁干扰

异步闪烁干扰是一种通过时分复用的方式对雷达系统实施交替干扰的干扰模式。针对 ASLC 系统，根据变化时序的长短，本文重点分析双点源异步闪烁干扰的 3 种典型工作模式及其影响机制：

1) 脉冲组间捷变模式：在此工作模式下，干扰信号的功率电平和空域角在脉冲组间变化。由于

相邻脉冲间隔内干扰信号的时域平稳性得以保持，基于当前脉冲采样估计的最优权值在后续脉冲周期内仍具有适用性，对旁瓣对消的抑制性能效果有限。

2) 脉冲周期间捷变模式：该模式下干扰参数在脉冲周期间发生显著变化，导致干扰采样期与对消期的信号特征产生非平稳性差异。此时，基于历史脉冲周期采样数据求解的权值向量与当前干扰环境失配，显著降低了 ASLC 系统的干扰抑制效能。

3) 脉冲周期内捷变模式：作为最恶劣的干扰场景，干扰参数在单个脉冲周期内呈现时变特性。这种时变特性使得系统无法获取满足平稳条件的干扰样本，导致权值求解过程出现问题，最终造成 ASLC 系统完全失效。

异步闪烁干扰对于 ASLC 系统的抗干扰性能影响的时序关系参照第 3 种工作模式，工作时序如图 4 所示。

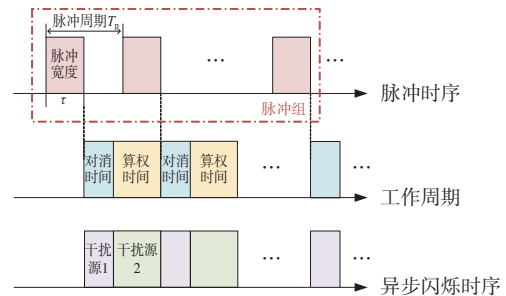


图4 ASLC系统工作时序图

2.3 变极化干扰

变极化干扰是指来自某一方向、极化时变的干扰信号对目标实施干扰的干扰方法。当此类干扰作用于雷达系统时，其极化状态的脉内快速变化将导致接收端检测到的干扰信号在幅度响应及相位特性等方面产生显著变化，在信号处理层面等效于干扰环境的时变特性。

考虑双极化切换的典型干扰场景：当干扰信号处于极化状态 1（与雷达主极化完全匹配）时，干扰能量主要通过雷达主天线的的第一旁瓣进入接收通道，此时辅助天线能够有效匹配干扰信号；当干扰切换至极化状态 2（与主极化失配）时，主天线接收干扰的等效方向图发生明显改变，辅助天线的

干扰接收强度明显减弱。在极化状态周期性交替变化的情况下,解算的最优对消权值无法有效地抑制干扰信号,使得ASLC系统失效。

3 对雷达旁瓣的空域-极化域联合的异步闪烁干扰方法

在变极化干扰应用的实际情况中,若采样时长远小于变极化的周期,雷达可能采到两种极化信号,且采到单一极化信号的概率很大,若采到单个极化,在该极化很长一段持续时间内,干扰无效。若采样时长和变极化周期相当,两种极化功率的占比受采样时刻的影响较大,若雷达采集干扰信号大的时刻作为样本,则雷达总能采集到和主极化相同的干扰,对消有效,干扰效果较差。为了更好地干扰ASLC系统,本文提出“空域-极化域”联合的异步极化时变干扰方法,可以很好地弥补变极化干扰不能完全正交的弊端,保证权值计算和对消阶段的不相关性。

假设存在两个来自不同方向的极化时变的干扰源,极化相位差 η 固定为 0° ,极化角 γ 分别为 γ_1 和 γ_2 ,则两个干扰信号的Jones矢量 $[\cos \gamma, \sin \gamma e^{j\eta}]$ 分别表示为 $[\cos \gamma_1, \sin \gamma_1]$ 和 $[\cos \gamma_2, \sin \gamma_2]$,干扰来波方向分别为 θ_1 和 θ_2 。目标信号的极化角为 γ_0 ,方位角为 θ_0 。

设雷达天线的主波束增益为 $\mathbf{G}(\theta_i) = [\mathbf{g}_h(\theta_i), \mathbf{g}_v(\theta_i)]$,其中 $\mathbf{g}(\theta_i) = [1, e^{jk d_m \sin \theta_i}, \dots, e^{jk(N-1)d_m \sin \theta_i}]$,主天线阵元间隔为 d_m ,极化角为 γ_m ;辅助天线增益 $\mathbf{A}(\theta_i) = [\mathbf{a}_h(\theta_i), \mathbf{a}_v(\theta_i)]$, $\mathbf{a}(\theta_i) = [1, e^{jk d_a \sin \theta_i}, \dots, e^{jk(N-1)d_a \sin \theta_i}]$,辅助天线阵元间隔为 d_a ,极化角为 γ_a 。

当干扰信号从旁瓣以极化态1和方位角1入射时,主通道接收的干扰信号为

$$\mathbf{S}_{m1}(t) = s(t) \cdot [\mathbf{g}_h(\theta_1) \cos \gamma_m \cos \gamma_1 + \mathbf{g}_v(\theta_1) \cdot \sin \gamma_m \sin \gamma_1] + \mathbf{n}_m(t) \quad (6)$$

辅助通道接收的干扰信号为

$$\mathbf{S}_{a1}(t) = s(t) \cdot [\mathbf{a}_h(\theta_1) \cos \gamma_a \cos \gamma_1 + \mathbf{a}_v(\theta_1) \cdot \sin \gamma_a \sin \gamma_1] + \mathbf{n}_a(t) \quad (7)$$

用权系数 w 对消极化态1的干扰信号,剩余干扰信号为

$$\mathbf{S}_{j1}(t) = \mathbf{S}_{m1}(t) - w^H \mathbf{S}_{a1}(t) = s(t) \cdot \frac{[\mathbf{g}_h(\theta_1) \cos \gamma_m \cos \gamma_1 + \mathbf{g}_v(\theta_1) \sin \gamma_m \sin \gamma_1]}{JNR [\mathbf{a}_h(\theta_1) \cos \gamma_a \cos \gamma_1 + \mathbf{a}_v(\theta_1) \sin \gamma_a \sin \gamma_1]^2 + 1} \quad (8)$$

式中, JNR 为干噪比。

当干扰信号从旁瓣以极化态2和方位角2入射时,主通道接收的干扰信号为

$$\mathbf{S}_{m2}(t) = s(t) \cdot [\mathbf{g}_h(\theta_2) \cos \gamma_m \cos \gamma_2 + \mathbf{g}_v(\theta_2) \sin \gamma_m \sin \gamma_2] + \mathbf{n}_m(t) \quad (9)$$

辅助通道接收的干扰信号为

$$\mathbf{S}_{a2}(t) = s(t) \cdot [\mathbf{a}_h(\theta_2) \cos \gamma_a \cos \gamma_2 + \mathbf{a}_v(\theta_2) \sin \gamma_a \sin \gamma_2] + \mathbf{n}_a(t) \quad (10)$$

为了简化公式,我们采用以下4个符号来表示天线和信号之前的匹配关系:

$$\begin{cases} \mathbf{P}(m,1) = \mathbf{g}_h(\theta_1) \cos \gamma_m \cos \gamma_1 + \mathbf{g}_v(\theta_1) \sin \gamma_m \sin \gamma_1 \\ \mathbf{P}(m,2) = \mathbf{g}_h(\theta_2) \cos \gamma_m \cos \gamma_2 + \mathbf{g}_v(\theta_2) \sin \gamma_m \sin \gamma_2 \\ \mathbf{Q}(a,1) = \mathbf{a}_h(\theta_1) \cos \gamma_a \cos \gamma_1 + \mathbf{a}_v(\theta_1) \sin \gamma_a \sin \gamma_1 \\ \mathbf{Q}(a,2) = \mathbf{a}_h(\theta_2) \cos \gamma_a \cos \gamma_2 + \mathbf{a}_v(\theta_2) \sin \gamma_a \sin \gamma_2 \end{cases} \quad (11)$$

用权系数对消极化态2的干扰信号,剩余干扰信号为

$$\mathbf{S}_{j2}(t) = \mathbf{S}_{m2}(t) - w^H \mathbf{S}_{a2}(t) = s(t) \cdot \frac{JNR [\mathbf{P}(m,2) \mathbf{Q}(a,1)^2 - \mathbf{Q}(a,1) \mathbf{P}(m,1) \mathbf{Q}(a,2)] + \mathbf{P}(m,2)}{JNR \cdot \mathbf{Q}(a,1)^2 + 1} \quad (12)$$

若雷达采集的极化态1的干扰信号和雷达极化角相同,权系数接近于1,信号功率略有损失,噪声剩余功率为主辅通道之和,升高3 dB,极化态1的干扰信号CR为

$$CR_1 = (JNR \cdot \mathbf{Q}(a,1)^2 + 1)^2 \quad (13)$$

可以看出,极化态1的CR几乎是JNR平方,干扰信号始终在噪声以下。极化态2的CR为

$$CR_2 = \left\{ \frac{[JNR \cdot \mathbf{Q}(a,1)^2 + 1] \mathbf{P}(m,2)}{JNR \cdot \mathbf{Q}(a,1) \sin(\gamma_m - \gamma_a) - \mathbf{P}(m,2)} \right\}^2 \quad (14)$$

类似地,可得到2个辅助通道的CR在大JNR条件下的表达式:

$$\begin{cases} CR_1 = [2JNR^2 \cdot Q(a,1)^2 + 1]^2 \\ CR_2 = \frac{Q(a,1)P(m,2)}{\sin(\gamma_m - \gamma_a)} \end{cases} \quad (15)$$

实际情况是由于旁瓣极化角与辅助天线极化角不一致,再加上干扰机的相对姿态,干扰信号1的空域和极化状态不一定和雷达主天线旁瓣一致,干扰信号2不一定和雷达旁瓣正交,系统仍有一定对消能力。而且雷达采集干扰样本的时长是有限的,对于有限快拍数,相关矩阵的各元素用计算平均值近似期望值,采样时间内能否采到干扰信号1的信息与干扰变化周期和持续时间有关。雷达采集干扰的时刻与雷达时序有关,不一定和变极化的时序同步。因此,该方法对ASLC系统的实际干扰效果与干扰信号变化的快慢和时间占比有关,是一个概率事件。

设雷达采集时长为 T ,干扰信号1的发射时长为 t_1 ,干扰信号2的发射时长为 t_2 ,变化周期 $t = t_1 + t_2$ 。若 T 远大于 t ,则雷达采集到多个变化周期的干扰信号,两种干扰信号的占比只与时长 t_1 和 t_2 的比值有关。

对于包络恒定的干扰信号 $s(t)$,自相关值表示为

$$S_a^H(t)S_a(t) = |s(t)|^2 \frac{t_1^2 Q(a,1)^2 + t_2^2 Q(a,2)^2}{t_1 + t_2} + \sigma_a^2 \quad (16)$$

式中, σ_a^2 为辅助天线通道的噪声功率。假设主天线和辅助天线的通道噪声不相关,则互相关值表示为

$$S_a^H(t)S_m(t) = |s(t)|^2 \cdot \frac{t_1 Q(a,1)P(m,1) + t_2 Q(a,2)P(m,2)}{t_1 + t_2} \quad (17)$$

那么,对消系数为

$$w = \frac{S_a^H(t)S_m(t)}{S_a^H(t)S_a(t)} = \frac{JNR[t_1 Q(a,1)P(m,1) + t_2 Q(a,2)P(m,2)]}{JNR[t_1 Q(a,1)^2 + t_2 Q(a,2)^2] + t_1 + t_2} \quad (18)$$

极化1的对消剩余为

$$S_{j1}(t) = s(t) \frac{t_2 Q(a,2) \sin(\gamma_m - \gamma_a)}{t_1 Q(a,1)^2 + t_2 Q(a,2)^2} \quad (19)$$

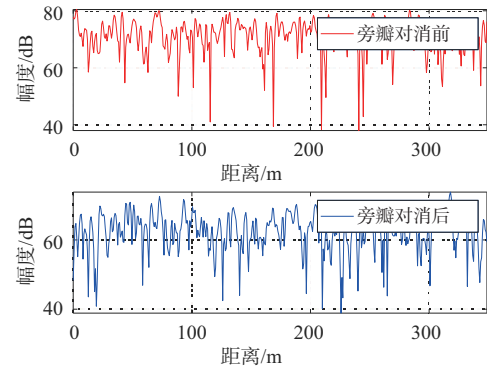
极化2的对消剩余为

$$S_{j2}(t) = s(t) \frac{t_1 Q(a,2) \sin(\gamma_m - \gamma_a)}{t_1 Q(a,1)^2 + t_2 Q(a,2)^2} \quad (20)$$

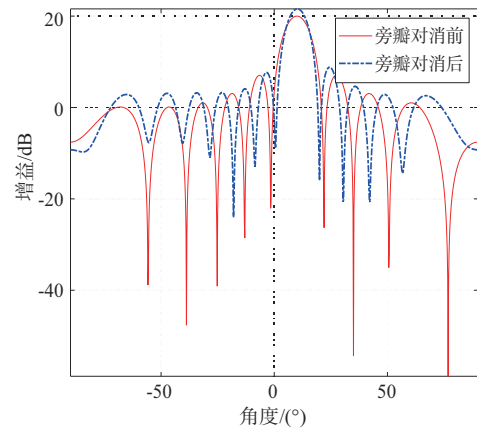
4 仿真校验

4.1 多点源干扰

采用具有2个辅助天线的ASLC系统,仿真4个干扰信号分别从不同方向对雷达实施多点源干扰,此时干扰信号的个数大于辅助天线通道数。规定4个干扰信号的空域方位角分别为 $\theta_j = [-7^\circ, -20^\circ, 30^\circ, 42^\circ]$, JNR 均为40 dB;目标信号的角度设置不变, SNR 为0 dB,得到雷达的天线方向图如图5所示。



(a) 旁瓣对消前后信号波形图



(b) ASLC天线方向图

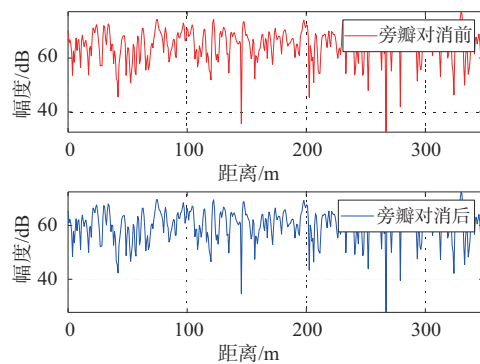
图5 多点源干扰下的ASLC系统抗干扰效果图

此时,旁瓣前后信号均被噪声信号和干扰信号淹没,没有明显的尖峰,旁瓣对消的抗干扰手段

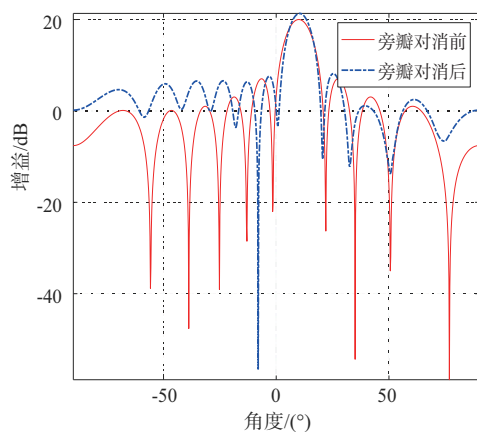
失效。这些由于增加了干扰信号的个数,并且超过了辅助天线的通道数,通过消耗自由度的方式降低了旁瓣对消的抗干扰效果。与1.2节的仿真结果进行对比,ASLC系统无法实现有效的旁瓣对消效果。

4.2 异步闪烁干扰

设置辅助天线个数为2个,将干扰信号个数设置为2个,但两个干扰信号不同时产生,一个位于权值计算期,另一个位于休止期。设置干扰1的角度 θ_{j1} 为 -8° ,干扰2的角度 θ_{j2} 为 30° ,JNR均为40 dB; SNR为0 dB。施加异步闪烁干扰后的ASLC系统抗干扰效果如图6所示。



(a) 旁瓣对消前后信号波形图



(b) ASLC天线方向图

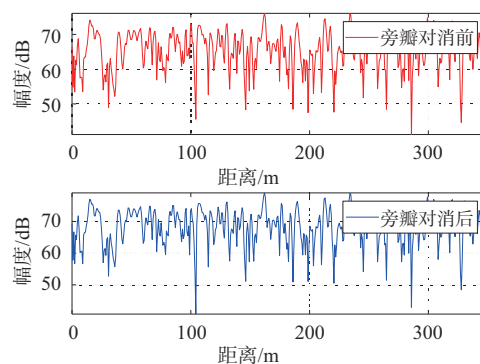
图6 异步闪烁干扰下的ASLC系统抗干扰效果图

此时,ASLC系统无法实现有效的旁瓣对消效果。这是因为2个干扰信号存在于不同工作周期内,且空域角度不一致,导致辅助天线的增益与主天线旁瓣增益不匹配,旁瓣对消计算系数所用的样本,不再是平稳随机过程,失去了相关性,解算

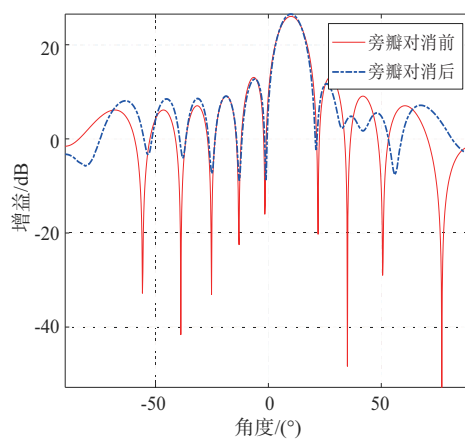
的最优对消权值无法有效地抑制干扰信号,大大削弱旁瓣对消的性能。

4.3 变极化干扰

干扰个数与辅助天线个数设置同4.2节,干扰信号的角度为 30° ,JNR为40 dB。目标的极化状态参数为 $[\sqrt{0.5}, \sqrt{0.5}]$,干扰1和干扰2的极化状态参数分别为 $[1, 0.3 \times e^{-j\pi/2}]$ 和 $[0.3 \times e^{j\pi/2}, 1]$ 。施加变极化干扰后的ASLC系统抗干扰效果如图7所示。



(a) 旁瓣对消前后信号波形图



(b) ASLC天线方向图

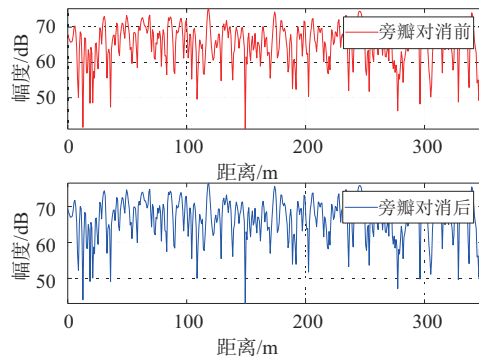
图7 变极化干扰下的ASLC系统抗干扰效果图

变极化干扰对ASLC的影响是通过雷达主旁瓣的交叉极化分量产生作用的。主天线方向图的交叉极化旁瓣增益在某些方位可能显著超过辅助天线主瓣的交叉极化增益,这种增益失配使得交叉极化干扰分量能够有效发挥作用。由于雷达天线旁瓣存在两种极化分量,当干扰源快速变极化时,旁瓣对消计算系数所用的样本,不再是平稳随

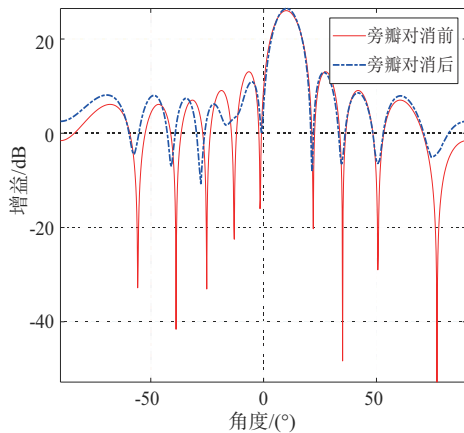
机过程,失去了相关性,大大削弱旁瓣对消的性能。

4.4 空域-极化域联合的异步闪烁干扰方法

下面对本文提出的“空域-极化域”联合的异步闪烁干扰方法进行干扰效果分析,并和前文的3种干扰方法进行性能的对比和分析。干扰信号的方位角 θ_{j1} 和 θ_{j2} 分别设置为 -8° 和 30° ,其余参数设置同4.3节。施加空域-极化域联合的异步闪烁干扰后,ASLC系统抗干扰效果如图8所示。



(a) 旁瓣对消前后信号波形图



(b) ASLC天线方向图

图8 异步极化时变干扰下的ASLC系统抗干扰效果图

通过图8中旁瓣对消前后的信号波形图和天线方向图,可以看出通过干扰,旁瓣对消前后的目标信号均无法从干扰信号和噪声信号中分离出来,旁瓣对消失效。这是因为该干扰方法同时从空域和极化域两个维度破坏了辅助通道与主通道的空域角和极化幅相的一致性,通过快速变换参数的不同干扰源影响权值计算的准确性,从而影响旁瓣对消的抗干扰性能。

为了提高实验结果的鲁棒性,本文采用多次重复实验进行验证。设置蒙特卡洛次数为100次,采用40 dB的JNR,将以上4种方法相消前后的干扰和噪声的CR进行比较,结果如表3所示。CR是旁瓣对消前的干扰噪声功率与旁瓣对消后的干扰噪声功率之比,数值越小,说明旁瓣对消的效果越好,也就是干扰方法的干扰效果越好。多点源干扰的CR最大,达到9.37 dB,异步闪烁干扰和变极化干扰是从单一维度的极化域和空域进行的干扰,CR分别为5.32 dB和1.11 dB;本文所提的方法是从极化域和空域同时进行的干扰,旁瓣对消比只有0.04 dB,旁瓣对消系统几乎失效。由此可以看出,本文提出的干扰方法对旁瓣对消的干扰效果最好。

表3 JNR=40 dB时不同干扰方法的干扰效果对比

干扰方法	对消比/dB
多点源干扰	9.37
异步闪烁干扰	5.32
变极化干扰	1.11
所提方法	0.04

5 结束语

针对雷达干扰与抗干扰手段在信息维度不匹配的现状,本文在研究ASLC系统原理及其干扰方法对比分析的基础上,提出了一种空域和极化域联合的异步闪烁干扰方法。该方法的核心突破在于不再依赖单一维度的能量叠加,而是通过多域联合构建干扰信号模型,使其在ASLC的权值优化周期内,既保持空域分布的“非一致性”以规避权值抑制,又通过极化域的动态切换增加干扰信号的维度复杂度,以提高雷达对抗的有效性。文中给出的仿真结果说明了该方法可以对ASLC产生有效的干扰,并且所提方法相比较传统干扰方法有效能上的提升。

参考文献:

- [1] 王雪松. 雷达极化技术研究现状与展望[J]. 雷达学报, 2016, 5(2): 119-131.
- [2] 柴许杨, 刘野. 基于CLEAN算法的自适应旁瓣对消技术[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(5): 526-530.
- [3] 刘世昌, 龙银东, 何斌, 等. 对雷达副瓣对消的无人机集

- 群抵近式干扰效能分析[J]. 舰船电子对抗, 2023, 46(3):20-24.
- [4] 吴克钊, 聂海江, 刘志武, 等. 旁瓣对消系统的分布式干扰方法研究[J]. 航天电子对抗, 2021, 37(6):43-47.
- [5] 钱乔龙, 马振康, 陈舒敏, 等. 基于相关系数的副瓣对消干扰样本选取方法[J]. 舰船电子对抗, 2023, 46(3):54-59.
- [6] 张鸿, 姚力. 雷达自适应旁瓣对消抗梳状谱干扰仿真研究[J]. 舰船电子对抗, 2023, 46(4):45-48.
- [7] 费曰振, 谷加臣, 郭辉, 等. 相参压制干扰对雷达旁瓣对消性能的影响分析[J]. 航天电子对抗, 2023, 39(6):51-55.
- [8] 王肖洋, 戴幻尧, 范志鹏, 等. 极化对雷达旁瓣对消和旁瓣匿影的影响[J]. 现代雷达, 2024, 46(7):108-112.
- [9] LI Xingcheng, ZHANG Qin. Alternate Orthogonally Polarization Jamming on ASLC System[J]. Applied Mechanics and Materials, 2013(385-386):1449-1452.
- [10] RUDGE A W, ADATIA N. New Class of Primary-Feed Antennas for Use with Offset Parabolic-Reflector Antennas[J]. Electronics Letters, 1975, 11(24):597-599.
- [11] 林晖. 对旁瓣对消雷达的变极化干扰研究[J]. 航天电子对抗, 1992(3):39-45.
- [12] 王肖洋. 变极化干扰对雷达旁瓣对消的干扰机理[J]. 现代防御技术, 2024, 52(2):145-150.
- [13] 张建中, 文树梁, 沙明辉, 等. 变极化干扰对广义旁瓣对消的影响[J]. 现代防御技术, 2019, 47(4):77-82.
- [14] 王雪松, 王占领, 庞晨, 等. 极化相控阵雷达技术研究综述[J]. 雷达科学与技术, 2021, 19(4):349-370.
- [15] XI Xin, LIU Gaogao, LIU Qiang, et al. Distributed Jamming Optimal Array Method for Sidelobe Cancellation [J]. Systems Engineering and Electronics, 2024, 46(8):2623-2628.

作者简介:

张云慧 女, 硕士研究生, 主要研究方向为新体制雷达与智能电子防御。

庞 礴 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为新体制雷达与智能电子防御。

代大海 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为新体制雷达与智能电子防御。

陈 波 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为雷达信号处理。

(上接第 682 页)

New York: Wiley-Interscience, 1985.

- [21] AGHDAM A S, ESHLAGHY A T, KAZEMI M A A, et al. RFID Network Planning Optimization Using a Genetic-Simulated Annealing Combined Algorithm [J]. China Communications, 2023, 20(8):234-253.
- [22] ZHANG Junhui, TAO Limin. Improved Adaptive Genetic Simulated Annealing Algorithm [C]//5th International Conference on Mechatronics and Computer Technology Engineering, Chongqing, China: SPIE, 2022:1510-1515.
- [23] 刘祥, 黄天耀, 刘一民. 频率捷变雷达的扩展目标检

测[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(6):1833-1838.

作者简介:

吴 桐 男, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理。

刘 祥 男, 博士, 助理研究员, 主要研究方向为雷达信号处理。

江 舸 男, 博士, 副研究员, 主要研究方向为太赫兹成像、雷达信号处理。

基于雷达微多普勒特征的无人机集群识别

张 军, 田西兰

(中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088)

摘要: 随着无人机技术的快速发展,无人机集群在安防、战争、工业和交通等领域的应用日益频繁。然而,这些集群的广泛应用也引起了对其探测识别的深入研究。本文根据实际场景构建了微小无人机集群的窄带雷达回波信号模型,分析了旋翼无人机集群的雷达回波频域特性,结合无人机本征特性提出了一种基于微多普勒特征的识别方法。该方法通过提取无人机旋翼造成的微多普勒特征准确估计目标的转动参数,并计算旋翼长度从而识别无人机机型。通过仿真数据对所提算法的参数估计和识别性能进行了验证,结果表明了该方法的有效性和鲁棒性,得到较高的集群类型识别准确率。

关键词: 微多普勒; 无人机集群; 旋翼旋转; 旋翼长度

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0692-08

引用格式: 张军,田西兰. 基于雷达微多普勒特征的无人机集群识别[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6): 692-699.

ZHANG Jun, TIAN Xilan. UAV Swarm Identification Based on Radar Micro-Doppler Features [J].

Radar Science and Technology, 2025, 23(6): 692-699.

UAV Swarm Identification Based on Radar Micro-Doppler Features

ZHANG Jun, TIAN Xilan

(The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China)

Abstract: Recent advancements in drone technology have led to the increased utilisation of unmanned aerial vehicle (UAV) swarms in various fields, including security, warfare, industry, and transportation. Nevertheless, the extensive utilisation of these clusters has also precipitated profound research endeavours concerning their detection and identification. In this paper, a narrowband radar echo signal model of micro-UAV swarms is constructed according to the actual scenario. The radar echo frequency domain characteristics of rotary-wing UAV swarms are analysed, and a recognition method based on micro-Doppler features is proposed based on the intrinsic characteristics of UAV. The proposed methodology involves the extraction of micro-Doppler features caused by the rotor of the UAV, the accurate estimation of the target's rotation parameters, and the calculation of the rotor length to identify the UAV model. The simulation data are utilised to verify the parameter estimation and recognition performance of the proposed algorithm. The results demonstrate the effectiveness and robustness of the proposed method, and the accuracy of cluster type recognition is high.

Key words: micro-Doppler; UAV swarms; rotor rotation; rotor length

0 引言

无人机由于低成本多功能的特点,在军事、工业、农业等领域的应用迅速发展,导致以旋翼无人机为代表的低空飞行器数量激增^[1-4]。无人机集群,即由多个无人机系统组成的协同网络,能够在低空环境中执行复杂任务,展现出高度的灵活性和适应性。然而,这些集群的广泛应用也带来了

安全和监管上的难题,尤其是“低、慢、小”目标的非法飞行和失控飞行,对各国的防空系统构成了严峻挑战,对公共安全乃至国家安全构成了潜在威胁^[5-6]。因此,迫切需要开发针对无人机集群的低空监视雷达检测识别技术,以提高对小型无人机集群的识别性能,保卫公共安全和飞行安全。无人机集群识别存在较大困难,无人机目标具有雷达散射截面(Radar Cross Section, RCS)小、回波

能量弱和速度慢的特点,其雷达回波信号容易淹没在杂波信号或噪声信号中^[7]。

由无人机旋翼的旋转在回波中引起的周期性多普勒调制,即微多普勒,可以作为无人机集群的独特特征,有助于其识别^[8]。目前,许多学者已经研究了各种无人机目标的RCS特性和微多普勒特性^[9]。旋翼无人机的回波主要包括两种成分:一种是由无人机自身运动产生的平动分量,可以用多项式相位信号(Polynomial Phase Signal, PPS)来建模;另一种是由旋翼旋转产生的微多普勒分量,其回波是典型的正弦频率调制(Sinusoidal Frequency Modulation, SFM)信号^[10]。这两种成分构成了回波中的PPS-SFM组合,对于这种混合组合,一般是利用信号特征或时频特征作参数估计和特征提取。利用信号特征的方法有典型的高阶统计方法,如高阶模糊函数^[11],要求信号有高信噪比,当信号较弱时,这类方法效果不佳。延迟共轭乘法方法^[12]和相位补偿函数方法^[13]需要先验信息,如目标运动的阶数等,过程复杂。利用时频特征的方法,首先进行信号的时频分析,然后完成时频信号的包络徙动补偿和相位补偿。短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)^[14]是一种传统的时频分析方法,但其信号窗口固定,Wigner-Ville分布(WVD)^[15]、Radon-Wigner变换(RWT)^[16]、Wigner-Hough变换(WHT)^[17]等时频变换方法,需要高信噪比信号,在检测多个目标时,存在交叉分量,会掩盖弱目标的信号^[18]。分数阶傅里叶变换(Fractional Fourier Transform, FrFT)^[19]可以精细化分析时频变换特征,但是需要较低的误差传递,而短时分数阶傅里叶变换(STFrFT)^[20]方法可能会由于多层传输误差甚至运动阶数估计误差而导致估计精度降低。

针对上述方法在信号中实现参数估计和目标识别的问题,本文以旋翼无人机集群为研究对象,分析了实际的电磁散射特性,并构建了由旋翼旋转产生的微多普勒分量的无人机集群雷达回波模型。针对无人机集群的回波,本文提出了一种基于微多普勒特征参数估计方法,可以准确提取目标的转动参数,并计算旋翼长度从而识别无人机的类型。通过仿真数据对所提算法的参数估计

和识别性能进行了分析,结果验证了该方法的有效性。本文提出的方法可以计算集群目标的参数,并避免误差传递的影响,可广泛应用于微型无人机集群的识别。

1 集群目标回波建模

除目标主体运动产生总的微多普勒频移之外,目标部件相对于主体的转动或其他运动形式会对雷达回波产生独特的调制效果,从而在频谱上形成除速度主谱外的微多普勒效应。此效应广泛存在于目标部位相对于目标主体规律性运动的情况,如无人机桨叶旋转、鸟类振动翅膀、人体跑步等^[21-23]。本文着重分析无人机集群的微多普勒效应,首先对无人机集群目标的回波进行物理建模,如图1所示。

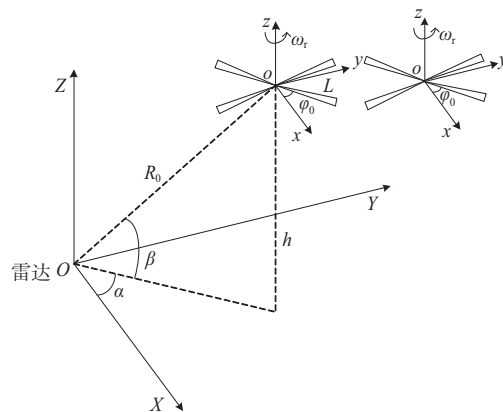


图1 多桨叶与雷达相对位置示意图

假设无人机集群目标置于雷达远场,以雷达为原点建立 $O-XYZ$ 笛卡尔坐标系,每个旋转桨叶以其转动中心为原点建立 $o-xyz$ 坐标系。每个旋翼有 N 片桨叶,对于无人机目标, N 一般为偶数2。旋转桨叶中心相对于雷达中心,俯仰角为 β ,方位角是桨叶旋转中心投影于 XY 平面与 X 轴的夹角 α 。桨叶旋转中心 o 与雷达坐标中心 O 距离是 R_0 ,模型假设桨叶以 ω_r 的速度旋转,并且机身以 v 径向速度靠近或远离雷达中心形成机身的多普勒效应,但可以通过速度补偿方法覆盖机身主谱,从而使微多普勒效应更明确,因此本模型假定机身静止。无人机旋翼的桨叶长度为 L ,旋翼起始桨叶的初始相位角为 φ_0 , λ 为雷达波长。

雷达坐标系 $O-XYZ$ 和桨叶坐标系 $o-xyz$ 是平行

的,属于各向同性坐标系,因此可简单表达桨叶点在雷达坐标系中的位置。对于旋翼桨叶上距离桨叶坐标系原点 o 为 l 的任意一个散射点 Q ,假设 Q 在 xoy 平面内以角速度 ω_r 绕 oz 轴旋转,则在 t 时刻,散射点的旋转相位为 $\varphi_t = \varphi_0 + \omega_r t$,其中 φ_0 为散射点 Q 的初始旋转相位。

由模型可知初始时刻旋翼中心 o 在雷达坐标系中的坐标为 $(R_0 \cos \beta \cos \alpha, R_0 \cos \beta \sin \alpha, R_0 \sin \beta)^T$ 。散射点 Q 在桨叶参考坐标系中的位置为 $(l \cos \varphi_t, l \sin \varphi_t, 0)$,在 t 时刻,雷达与散射点 Q 之间的距离可以表示为

$$R_q(t) = \|O'O + OQ\| = \left((R_0 \cos \beta \sin \alpha + l \sin \varphi_t)^2 + R_0^2 \sin^2 \beta + (R_0 \cos \beta \cos \alpha + l \cos \varphi_t)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \cong R_0 + l \cos \beta \cos(\varphi_0 + \omega_r t - \alpha) \quad (1)$$

假设雷达发射的信号为 $x(t) = \exp(j2\pi f_0 t)$,其中 f_0 为雷达的载频。可以得到在 t 时刻,散射点 Q 的归一化雷达回波信号:

$$s_q(t) = \exp \left[j2\pi f_0 \left(t - \frac{2R_q(t)}{c} \right) \right] = \exp \left[j2\pi f_0 t \right] \exp \left[\frac{-j4\pi R_q(t)}{\lambda} \right] \quad (2)$$

式中 λ 为雷达发射波长。可得

$$s_q(t) = \exp \left[j2\pi f_0 t \right] \exp \left[\frac{-j4\pi}{\lambda} (R_0 + l \cos \beta \cos(\varphi_0 + \omega_r t - \alpha)) \right] \quad (3)$$

得到散射点 Q 的回波后,完整桨叶的回波是桨叶上每一个散射点回波累加,因此完整单个桨叶可由公式(4)推导:

$$s_b(t) = \int s_q(t) dl = \int \exp \left[j2\pi f_0 t \right] \exp \left[-j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + l \cos \beta \cos(\varphi_0 + \omega_r t - \alpha)) \right] dl = L \exp \left[j2\pi f_0 t \right] \exp \left[-j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + \cos \beta \cos(\varphi_0 + \omega_r t - \alpha)) \frac{L}{2} \right] \cdot \text{sinc} \left(\frac{2\pi}{\lambda} L \cos \beta \cos(\varphi_0 + \omega_r t - \alpha) \right) \quad (4)$$

每个桨叶的旋转初始相位与单旋翼桨叶数 N 的关系为

$$\varphi_k = \varphi_0 + \frac{2\pi k}{N} \quad (k = 0, 1, 2, \dots, N-1) \quad (5)$$

一个旋翼的回波是此旋翼上 N 个桨叶回波之和:

$$s_t(t) = \sum_{k=0}^{N-1} s_b^k(t) = \sum_{k=0}^{N-1} L \exp \left[j2\pi f_0 t \right] \exp \left[-j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + \cos \beta \cos(\varphi_k + \omega_r t - \alpha)) \frac{L}{2} \right] \cdot \text{sinc} \left(\frac{2\pi}{\lambda} L \cos \beta \cos(\varphi_k + \omega_r t - \alpha) \right) \quad (6)$$

如果不考虑载频的影响,则单个旋翼的雷达回波可以写为

$$s_r(t) = \sum_{k=0}^{N-1} L \exp \left[-j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + \cos \beta \cos(\varphi_k + \omega_r t - \alpha)) \frac{L}{2} \right] \cdot \text{sinc} \left(\frac{2\pi}{\lambda} L \cos \beta \cos(\varphi_k + \omega_r t - \alpha) \right) \quad (7)$$

由于无人机集群在窄带雷达扫描时往往处于同一个距离单元,因此对于 J 个无人机目标,假设每个无人机有 I 个旋翼,此距离单元内共有 $M = J \times I$ 个旋翼。 M 个旋翼的回波是单旋翼回波的线性叠加,因此可以表示为

$$s_\Omega(t) = \sum_{m=1}^M \sum_{k=0}^{N-1} L \exp \left[-j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + \cos \beta_m \cos(\varphi_{m,0} + \frac{2\pi k}{N} + \omega_m t - \alpha_m)) \frac{L}{2} \right] \cdot \text{sinc} \left(\frac{2\pi}{\lambda} L \cos \beta_m \cos(\varphi_{m,0} + \frac{2\pi k}{N} + \omega_m t - \alpha_m) \right) \quad (8)$$

在给定的旋翼目标模型中, α_m 和 β_m 分别表示第 m 个旋翼相对于雷达原点的方位角和俯仰角。在雷达远场多个旋翼目标集中在同一距离单元情况下,所有旋翼的方位角和俯仰角大概相同,即 $\alpha_1 = \alpha_2 = \dots = \alpha_m$ 和 $\beta_1 = \beta_2 = \dots = \beta_m$,可以简化模型获取无人机集群的重要特点。 ω_m 为第 m 个旋翼的旋转速度, $\varphi_{m,0}$ 为第 m 个旋翼的初始相位。

根据上述公式,旋翼的时域回波幅度由一系列 sinc 函数线性叠加构成,其幅度和相位均受到旋翼转速的调制效应影响,并具有相同的周期性。

2 集群目标微动参数估计和类型识别

2.1 微多普勒特性分析

根据构建的回波信号模型,如式(7)表述,单个旋翼回波的多普勒域信号可以通过傅里叶变换得到。通过进一步分析,利用贝塞尔函数的性质以及频谱间隔的特点,可以将式(7)中的多普勒频率分量提取出来,从而简化得到式(9):

$$S_r(f) = \sum_{n=-N_1}^{N_1} c_n \delta\left(f - \frac{nN\omega_r}{2\pi}\right) \quad (9)$$

式中, c_n 由 λ 、 N 、 β 、 φ_0 、 L 和贝塞尔函数共同决定。多普勒域的单边谱线数量由下式计算:

$$N_1 = \frac{8\pi L \cos\beta}{N\lambda} \quad (10)$$

由时频特性可得多架次旋翼回波的频域信号为各个旋翼频域回波叠加:

$$S_\Omega(f) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=-N_1}^{N_1} c_{mn} \delta\left(f - \frac{nN\omega_m}{2\pi}\right) \quad (11)$$

式中, c_{mn} 由 λ 、 N 、 β 、 $\varphi_{m,0}$ 、 L 和贝塞尔函数共同决定。

从式(11)可以看出,旋翼回波的多普勒域由多个谱线组成,当所有旋翼的转速 $\omega_m = \omega_r$ 时谱线的周期为 $\frac{N\omega_r}{2\pi}$,但当旋翼转速不一致时,多普勒域将会是数列冲击谱线组成,而没有明确的周期。式(8)中的相位对时间的导数,即展开的多普勒频域数据,可以计算得到第 m 个旋翼第 k 个桨叶的微多普勒频率为

$$f_{m,k} = \frac{L\omega_m}{\lambda} \cos\beta \cos(\omega_m t + \varphi_k - \alpha) \quad (12)$$

由于桨叶尖端处线速度最大,故而产生最大微多普勒频率为

$$f_{m,\max} = \frac{2L\omega_m}{\lambda} \cos\beta \quad (13)$$

桨叶最大微多普勒频率与桨叶长度成正比,可利用最大微多普勒频率和桨叶转速求得桨叶长度:

$$L = \frac{\lambda f_{m,\max}}{2\omega_m \cos\beta} \quad (14)$$

对于无人机集群,一般而言不同无人机为了维持队形,协同一致,其桨叶转速差别较小, $\omega_{\max} \approx \omega_m = \omega_r$,其最大微多普勒发生在具有最大转速的桨叶尖端散射点:

$$f_{\max} = \frac{2L\omega_{\max}}{\lambda} \cos\beta \quad (15)$$

从旋翼的最大微多普勒可以计算无人机桨叶的长度,从而推断无人机的性质:

$$L = \frac{\lambda f_{\max}}{2\omega_{\max} \cos\beta} \quad (16)$$

2.2 识别架构设计

根据集群目标微多普勒特性设计集群目标识别架构如图2所示,算法流程如下:

- 1) 对集群目标的窄带回波信号进行FFT频域变换,将时域信号转换到频域,显示其频域分布;
- 2) 对频域一维信号进行CFAR一维处理,获取频域分布中较强的频谱单元,目的是检测信号中的频谱间隔;
- 3) 利用频谱间隔以及微多普勒特性可计算桨叶转速 ω_r ;
- 4) 对集群目标的窄带回波信号进行STFT频域变换获取时频分布;
- 5) 对时频分布图进行最大微多普勒频率检测获取最大微多普勒频率,具体流程如表1所示;
- 6) 获取最大微多普勒 $f_{\max_microdoppler}$ 和桨叶转速 ω_r ,可以计算桨叶的长度,从而识别无人机集群的机型。

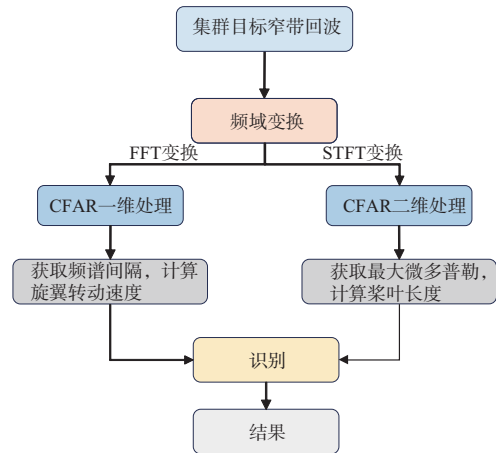


图2 无人机集群识别整体架构

2.3 原理验证

设置仿真参数:无人机架次为2,每架无人机有4旋翼,每个旋翼的叶片数量为2,叶片长为0.15 m,波长为0.2 m,雷达频段为L频段,初始距离为100 m,俯仰角 $\beta = 0^\circ$,两架无人机旋翼转速为200 rad/s,

表 1 最大微多普勒检测算法流程

输入: 二维时频数据矩阵 TF_data
输出: 检测最大微多普勒 $f_{\max_microdoppler}$
遍历二维时频数据矩阵 TF_data 中的每个单元 (i, j)
寻找最大值 f_{\max} ;
根据最大值 f_{\max} 的 1/5 设置阈值, 数据矩阵中高于阈值的置 1, 否则为 0;
遍历时频矩阵的时间维, 统计每一帧时间下的最大微多普勒频率;
将统计所得最大微多普勒频率按照频率大小降序排列, 若该频率统计数超过设置可信阈值 (本文中为 3), 则取该频率为最大微多普勒 $f_{\max_microdoppler}$, 否则递转次高频率。

机身静止。静止状态下的无人机没有主体部分的回波, 这是为了突出旋翼旋转产生的微多普勒特征。由于无人机主体的回波主要表现为平动分量, 与旋翼旋转引起的调制效应相比能量较强, 对于包含主体运动的无人机回波, 将平动频率搬移至主谱后再去除, 即与无主体平动的回波频谱一致。因此本文聚焦于旋翼回波的建模和分析, 忽略主体部分的影响。图 3 为此无人机集群的时域回波和频域分布, 此时两架无人机旋翼转速基本一致, 由微多普勒频谱图可知具有明显的频谱周期性。图 4 为图 3(b) 回波频域波形的放大图。

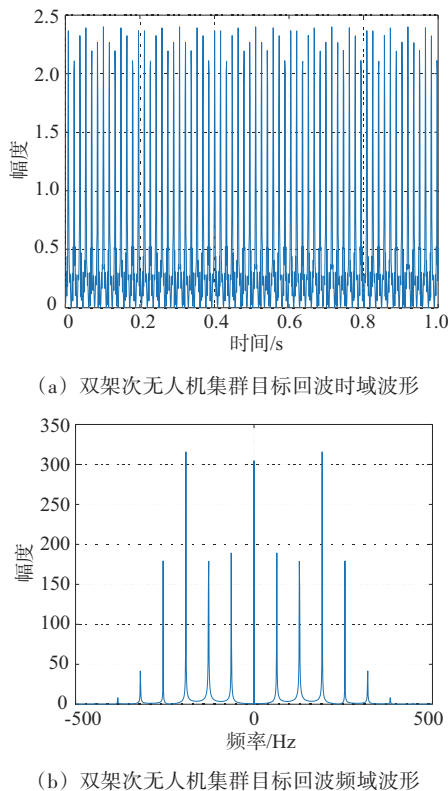


图 3 双架次无人机集群目标时域和频域波形

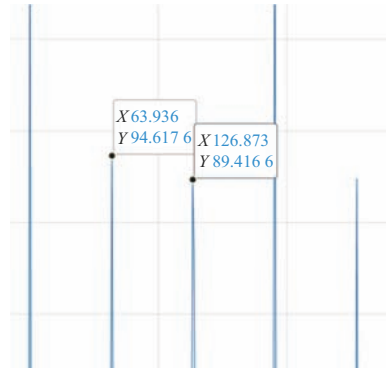


图 4 频谱放大图

由图 4 可知, 此时频谱间隔为 $126.873 - 63.936 = 62.937$ Hz, 根据式 (17) 计算可得频谱周期为

$$\Delta f = \frac{N\omega_r}{2\pi} = 2 \times \frac{200}{2\pi} = 63.66 \text{ Hz} \quad (17)$$

可得仿真结果与理论结果误差为 1.1%, 基本一致。根据频谱间隔和式 (18) 可计算桨叶转速, 由结果可知与设定参数误差 1.1%, 基本一致。

$$\omega_r = \frac{2\pi\Delta f}{N} = 2\pi \times \frac{62.937}{2} = 197.7 \text{ rad/s} \quad (18)$$

对双架次无人机集群进行时频分析, 结合最大值检测算法提取最大微多普勒频率为 312 Hz, 如图 5 所示, 根据式 (16) 和上面推理得到的桨叶转速可计算桨叶长度为 0.158 m, 与真实桨叶长 0.15 m 误差为 5%, 可基本认为计算所得桨叶长度与真实桨叶长一致, 从而根据桨叶长度可识别无人机集群的具体无人机类型。

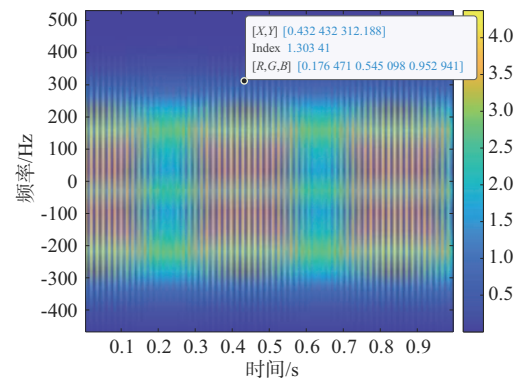


图 5 双架次无人机集群时频特性

本文方法对雷达工作参数有一定的要求:

1) 重频: 脉冲重复频率 (Pulse Repetition Frequency, PRF) 应大于无人机最大微多普勒频率的两倍, 以避免频谱混叠, 本文中应为 2 kHz 以上。

2) 带宽: 窄带雷达即可满足需求, 但距离单元

$\Delta r = c/2B$,带宽要使得距离单元覆盖无人机机身,且不过于宽泛。

3) 观测时长:为保证点数足够以提高频率分辨率,观测时长 $T \geq 1$ s。

4) 信噪比:信号峰值与底噪比值要高于 10 dB,以保证无人机信号的提取。

3 实验结果与分析

本文在仿真实验中设置 3 种无人机集群目标场景,分别为大疆御 2 集群、大疆精灵集群、大疆悟 2 集群,无人机类型如图 6 所示,3 种无人机参数如表 2 所示。3 种集群均包含两架次,波长设置为 0.2 m,雷达频段为 L 频段,初始距离为 100 m,俯仰角 $\beta = 0^\circ$,桨叶转速根据实际参数分别设置为 204、138 和 157 rad/s,每种集群目标的四旋翼初始相位在 $[0, 2\pi]$ 之间取随机分布,共仿真 600 组数据,每种无人机集群目标场景 200 组。



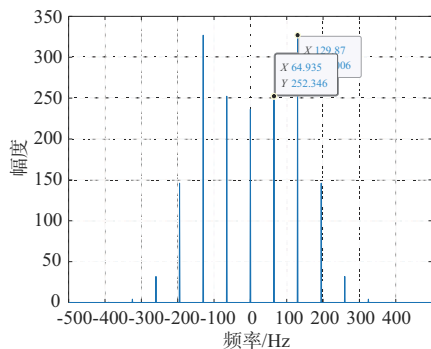
(a) 大疆御 2 (b) 大疆精灵 (c) 大疆悟 2

图 6 无人机类型

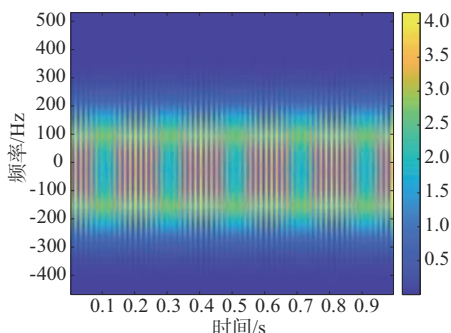
表 2 无人机主要技术参数

无人机类型	旋翼个数	转速/(r·min ⁻¹)	叶片长度/cm
大疆御 2	4	1 950	11
大疆精灵	4	1 320	13
大疆悟 2	4	1 500	19

如图 7 所示,大疆御 2 无人机集群频谱具有明显周期特点,频谱间隔为 65 Hz, ω_r 计算可知为



(a) 双架次大疆御 2 目标回波频域分布

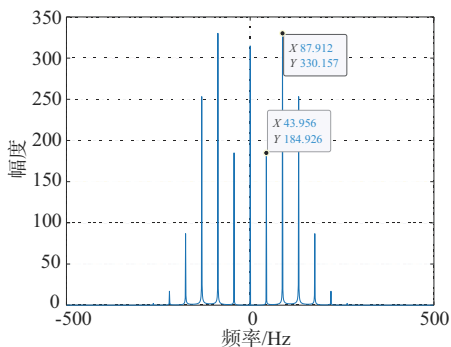


(b) 双架次大疆御 2 目标回波时频特性

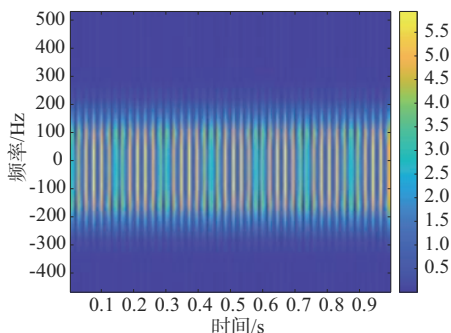
图 7 大疆御 2 无人机集群微多普勒特性

204 rad/s,与真实参数完全一致。本文采用基于 STFT 的时频分析方法,结合最大值检测算法提取最大微多普勒频率为 230 Hz,算法流程已在表 1 中详细列出。经计算可得桨叶长度为 0.112 7 m,与真实桨叶长度误差不超过 2.4%。

如图 8 所示,大疆精灵无人机集群雷达回波频谱间隔约为 44 Hz, ω_r 计算可知为 138 rad/s,与真实参数完全一致,利用计算所得的 ω_r 和最大微多普勒频率检测算法得到的最大微多普勒频率为 210 Hz,可推算桨叶长度为 0.152 2 m,与真实桨叶长度误差不超过 1.4%。



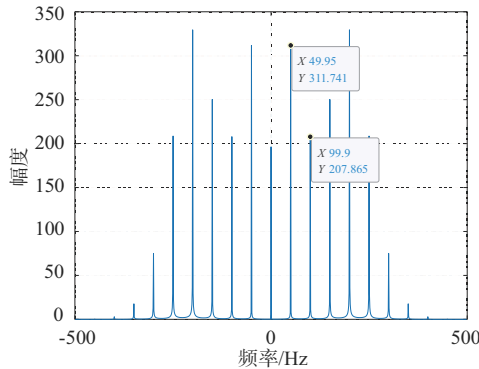
(a) 双架次大疆精灵目标回波频域分布



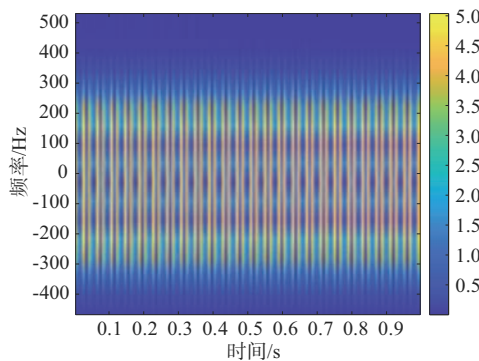
(b) 双架次大疆精灵目标回波时频特性

图 8 大疆精灵无人机集群微多普勒特性

如图9所示,大疆悟2无人机集群雷达回波频谱间隔约为50 Hz, ω_r 计算可知为157 rad/s,与真实参数完全一致,利用计算所得的 ω_r 和最大微多普勒频率检测算法得到的最大微多普勒频率为325 Hz,可推算桨叶长度为0.207 0 m,与真实桨叶长度误差不超过9.0%。



(a) 双架次大疆悟2目标回波频域分布



(b) 双架次大疆悟2目标回波时频特性

图9 大疆悟2无人机集群微多普勒特性

对于本实验,设定计算所得桨叶长度与任一种集群类型桨叶长度误差不超过20%时,判定此数据类别为该类型无人机集群。对于600组数据分别统计实验数据的结果,得到实验结果如表3所示,本实验总的准确率为94.7%,可以看到本文对无人机集群的微多普勒分析可以准确描述集群特性,所提出的方法在理论上对无人机集群具有较优的识别效能。

表3 无人机集群实验结果统计

无人机类型	数据组数	叶片长度/cm	准确率/%
大疆御2	200	11	95
大疆精灵	200	13	96
大疆悟2	200	19	93

4 结束语

本文从无人机集群的物理模型出发,分析了无人机集群目标微多普勒特性的来源和特点,发现了无人机集群目标本征特性与微多普勒特征的一致性,基于微多普勒特征挖掘无人机集群的属性特点。该方法能够通过无人机集群回波的频谱特征准确提取目标的转速参数和桨叶长度,然后识别无人机的类型。通过仿真数据对所提算法的参数估计和识别性能进行了分析,结果表明该方法在不同无人机集群场景下均表现出较高的准确率,验证了其有效性和鲁棒性。本文系统分析了无人机集群的高重频回波特点,研究了无人机集群的频谱特性,结合无人机集群本征特点对无人机类型进行识别,具有较高的可行性和鲁棒性。尽管本文提出的方法能够通过桨叶长度识别无人机类型,但在实际应用中,不同型号的无人机叶片长度可能存在一定重叠。因此,未来的工作将进一步优化,结合其他特征(如光电特征、一维距离像特征等)以提高识别精度,并进一步优化算法,提高其在复杂环境下的鲁棒性和实时性,以更好地应对实际识别需求。

参考文献:

- [1] HUU B V, HIEU N Q, HIEU L T. Monitoring Growth and Predicting Crop Yield Through UAV - Mounted Spectral Camera Analysis of the Interplay Between Soil Compaction and Vegetation Index [J]. Emirates Journal of Food and Agriculture, 2024, 36:1-10.
- [2] GADE S A, MADOLLI M J, GARCIA-CAPARROS P, et al. Advancements in UAV Remote Sensing for Agricultural Yield Estimation: A Systematic Comprehensive Review of Platforms, Sensors, and Data Analytics [J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2025, 37 (14):101418.
- [3] GÖKCE S C. Usage of UAVs (Unmanned Aerial Vehicles) to Support Port Security: A Case Study for Ambarli Port by Routine Drone Patrols [D]. Istanbul: Piri Reis University, 2020.
- [4] PAPAIOANNIDIS C, MADEMLIS I, PITAS I. Autonomous UAV Safety by Visual Human Crowd Detection Using Multi-Task Deep Neural Networks [C]//IEEE Interna-

- tional Conference on Robotics and Automation, 2021, Xi'an, China: IEEE, 2021:11074-11080.
- [5] CHAMBERS T, VIERHAUSER M, AGRAWAL A, et al. HIFuzz: Human Interaction Fuzzing for Small Unmanned Aerial Vehicles [C]// CHI Conference on Human Factors in Computing Systems, Honolulu, HI, USA: [s.n.], 2024: 1-14.
- [6] BUTILA E V, BOBOC R G. Urban Traffic Monitoring and Analysis Using Unmanned Aerial Vehicles (UAVs): A Systematic Literature Review [J]. Remote Sensing, 2022, 14(3):620.
- [7] YAO Y E, DASH P, PATTABIRAMAN K. SwarmFuzz: Discovering GPS Spoofing Attacks in Drone Swarms [C]// 53rd Annual IEEE/IFIP International Conference on Dependable Systems and Networks, Porto, Portugal: IEEE, 2023:366-375.
- [8] WANG Chenxing, TIAN Jiangmin, CAO Jiuwen, et al. Deep Learning-Based UAV Detection in Pulse-Doppler Radar [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60:5105612.
- [9] WANG Yizhe, FENG Cunqian, ZHANG Yongshun, et al. Translational Motion Compensation of Space Micromotion Targets Using Regression Network [J]. IEEE Access, 2019, 7:155038-155047.
- [10] RAHMAN S, ROBERTSON D A. Radar Micro-Doppler Signatures of Drones and Birds at K-Band and W-Band [J]. Scientific Reports, 2018, 8(1):17396.
- [11] HONG Ling, WANG Xili, LIU Shigang. Micro-Doppler Curves Extraction Based on High-Order Particle Filter Track-Before Detect [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2019, 16(10):1550-1554.
- [12] GU Fufei, FU Minhui, LIANG Bishuai, et al. Translational Motion Compensation and Micro-Doppler Feature Extraction of Space Spinning Targets [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(10):1550-1554.
- [13] XING Yu, YOU Peng, WANG Hongqiang, et al. Adaptive Translational Motion Compensation Method for Rotational Parameter Estimation Under Low SNR Based on HRRP [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(7):2553-2561.
- [14] REN Lingyun, TRAN N, FOROUGHIAN F, et al. Short-Time State-Space Method for Micro-Doppler Identification of Walking Subject Using UWB Impulse Doppler Radar [J]. IEEE Trans on Microwave Theory and Techniques, 2018, 66(7):3521-3534.
- [15] BOZDAG B O, ERER I. A Comparative Study on Micro-Doppler Signature Generation Methods for UAVs Using Rotor Blade Model [C]//6th International Conference on Electrical and Electronics Engineering, Istanbul, Turkey: IEEE, 2019:298-301.
- [16] PANG Cunsuo, HAN Yan, HOU Huiling, et al. Micro-Doppler Signal Time-Frequency Algorithm Based on ST-FFRFT [J]. Sensors, 2016, 16(10):1559.
- [17] RAHMAN S, ROBERTSON D A. Radar Micro-Doppler Signatures of Drones and Birds at K-Band and W-Band [J]. Scientific Reports, 2018:17396.
- [18] XU Jia, YU Ji, PENG Yingning, et al. Radon - Fourier Transform for Radar Target Detection, I: Generalized Doppler Filter Bank [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2011, 47(2):1186-1202.
- [19] TAHMOUSH D. Review of Micro - Doppler Signatures [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(9):1140-1146.
- [20] CHENG Yongqiang, ZOU Runming, CHEN Jiayi, et al. Radar Detection Dataset of Low-Slow-Small UAV Under Ground Clutter (LSS-Ku-1.0) [J]. Journal of Signal Processing, 2025, 41(5):807-820.
- [21] CAI Chengjie, LIU Weixian, FU J S, et al. Radar Micro-Doppler Signature Analysis with HHT [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2):929-938.
- [22] QU Changwen, WANG Ying, CHEN Botao, et al. Using a FMCW SAR to Image the Corner-Reflector [C]//9th International Conference on Signal Processing, Beijing, China: IEEE, 2008:2267-2270.
- [23] HU Yuxin, ZHANG Yuan, SUN Jinping, et al. Focusing Vibrating Targets in Frequency-Modulation Continuous-Wave-Synthetic Aperture Radar with Doppler Keystone Transform [J]. Journal of Applied Remote Sensing, 2016, 10(2):025019.

作者简介:

张 军 男,博士研究生,主要研究方向为雷达目标识别与人工智能。

田西兰 女,研究员,主要研究方向为雷达目标识别。

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.06.012

基于循环随机Hough变换和DBSCAN的群起始算法

薛俊杰, 刘良玉, 马小艳, 徐嘉辉

(上海航天电子技术研究所, 上海 201109)

摘要: 群目标的航迹起始是群目标跟踪的第一步,常规的航迹起始算法应用在群目标上会产生大量虚假航迹,而传统的群目标起始算法存在抗杂波能力差且未考虑多群重叠的问题。因此提出了一种基于循环Hough变换和基于密度的空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)算法的群起始算法。算法通过对多次扫描的点迹做随机Hough变换投影到参数空间,利用群目标运动特性一致的特点通过聚类提取出阈值最大的群,考虑到群的参数积累会影响其他的群或者目标,因此提取完再循环做随机Hough变换依次提取出阈值最大的群直至结束。最后将提取出的群利用DBSCAN算法进行群分割完成群起始。文章最后通过仿真验证,表明该算法不仅有较强的抗杂波能力,同时也能解决密集群的起始难题,且计算量不大,可以在工程上应用。

关键词: 随机Hough变换; 基于密度的空间聚类算法; 群起始; 密集杂波

中图分类号: TN953; TN957.5

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)06-0700-07

引用格式: 薛俊杰, 刘良玉, 马小艳, 等. 基于循环随机Hough变换和DBSCAN的群起始算法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(6): 700-706.

XUE Junjie, LIU Liangyu, MA Xiaoyan, et al. Group Initiation Algorithm Based on Cyclic Randomized Hough Transform and DBSCAN[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(6): 700-706.

Group Initiation Algorithm Based on Cyclic Randomized Hough Transform and DBSCAN

XUE Junjie, LIU Liangyu, MA Xiaoyan, XU Jiahui

(Shanghai Aerospace Electronic Technology Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: The track initiation of group targets is the first step of group target tracking. The conventional track initiation algorithms will generate a large number of false tracks when applied to group targets. However, the traditional group target initiation algorithm has poor clutter resistance and fail to consider the problem of multi-group overlap. To overcome these limitations, a group initiation algorithm based on cyclic Hough transform and density-based spatial clustering of applications with noise (DBSCAN) is proposed. The algorithm projects the random Hough transform on the multiple scanned points to the parameter space, and uses the characteristics of the consistent motion of the group target to extract clusters with the highest thresholds through clustering. Considering that the parameter accumulation of the group will affect other groups or targets, the random Hough transform is performed to extract the group with the largest threshold until the end. Finally, the extracted groups are segmented by DBSCAN algorithm to complete the group initiation. Simulation results demonstrate that the algorithm not only exhibits strong anti-clutter capability but also effectively resolves the problem of dense groups initiation, with acceptable computational complexity, which can be applied in engineering.

Key words: randomized Hough transform; DBSCAN algorithm; group initiation; dense clutter

0 引言

目标的间距在一定范围内,且目标的相对空间位置长时间保持稳定的多目标集合称作群目标^[1]。目前的战争态势下群目标广泛存在,如伴随

着导弹突防的诱饵和碎片、无人机群、飞机编队等^[2],对现代雷达探测提出了更高的要求。

相对于传统多目标的航迹起始,群目标的航迹起始要复杂得多^[3-6]。由于群目标中各目标的距离相近,且群中各目标运动模型也相似,因此采用

收稿日期: 2025-05-07; 修回日期: 2025-09-02

基金项目: 国家部委基金资助项目

传统的逻辑法、直观法抑或 Hough 变换法进行航迹起始时,算法过程中错误的临时航迹总能在后续帧中找到相应的关联值,使得最终输出大量错误的临时航迹。同时这些错误的临时航迹也会导致正确的航迹找不到关联值而无法起始,因此最终的结果是群目标航迹起始概率低下,虚警率居高不下,特别当多个群同时存在时这种现象更加明显。

目前的群目标航迹起始算法^[7-8]先通过集群引晶方法^[9-12]、K 方法、距离-幅度加权法^[13]和图解法等进行群分割,再利用群的等效量测展开群互联以及群速度估计,最终完成群等效量测的起始。这种方法的优点是计算量简单,而且不用考虑群内目标的交叉关联。但是其缺点也明显:过度依赖群分割步骤,抗杂波能力差。而且若有个别目标运动特性与群整体不一致,会严重影响算法的跟踪精度和稳定性。最重要的是算法缺乏对群目标的精细起始。因此很有必要开展群目标的精细航迹起始,文献[14]通过相对位置矢量计算灰关联度完成群内目标互联,具有一定的杂波剔除能力。文献[15]通过计算距离平移后整体的最大关联点数完成航迹起始。文献[16]利用代数图论完成量测集合的划分,再通过计算似然比防止航迹的误剔除。上述算法在一定程度上解决了群目标的精细航迹起始,但是缺乏在密集杂波环境下完成群目标的精细航迹起始,强依赖群的预分割,具有一定的局限性。

为解决杂波环境下群目标的精细航迹起始问题,本文提出了一种基于循环随机 Hough 变换和 DBSCAN 的群起始算法。算法通过对多次扫描的点迹做随机 Hough 变换投影到参数空间,利用群目标运动特性一致的特点通过聚类提取出阈值最大的群,考虑到群的参数积累会影响其他的群或者目标,因此提取完再循环做随机 Hough 变换依次提取出阈值最大的群直至结束。最后将提取出的群利用基于密度的空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)算法进行群分割完成群起始。文章最后通过仿真验证,表明该算法不仅有较强的抗杂波能力,同时也能解决密集群的起始难题。

1 随机 Hough 变换和 DBSCAN 原理

1.1 随机 Hough 变换原理

设 $f((p_1, p_2, \dots, p_n), (x, y)) = 0$ 为二维空间中的解析曲线,其中 p_1, p_2, \dots, p_n 为曲线的 n 个参数。因此可以通过一组曲线参数得到一条确定的曲线。以最简单的直线为例,随机从二维空间中抽取两点 $(x_1, y_1), (x_2, y_2)$,通过解下面的方程:

$$\begin{cases} x_1 \cos \theta + y_1 \sin \theta = \rho \\ x_2 \cos \theta + y_2 \sin \theta = \rho \end{cases} \quad (1)$$

可得到特征参数 (ρ, θ) ,将其存在链表中。链表的数据由特征参数对应的积累值 $score$ 组成。通过多次随机采样,得到了二维空间中对应参数空间的所有特征参数值及其积累值,若有积累值达到设定的阈值,其特征参数即为对应二维空间中的直线。

随机 Hough 变换航迹起始算法如下:

输入:所有量测空间中数据集 D ,其中 $D_i = (x_i, y_i), i = 1, 2, 3, \dots, n$ 。

1) 航迹参数集是 $P = [p_c, score]$ 的链表,航迹的初始化参数集 $P = NULL$,采样次数 $k = 1$,设最大采样次数为 K_{max} 。

2) 随机从 D 中取出两量测点 $(x_i, y_i), (x_j, y_j)$ 。

3) 通过式(1)计算两点所对应的特征参数 $p = (\theta_0, \rho_0)$ 。

4) 如果 $k = 1$,转步骤5);否则,在 P 中找一个 $p_c = (\theta_c, \rho_c)$,如果 $|\theta_c - \theta_0| \leq \Delta\theta$ 且 $|\rho_c - \rho_0| \leq \Delta\rho$ ($\Delta\theta$ 和 $\Delta\rho$ 是容许误差),则将 p_c 的 $score$ 加1;否则将 p 插入 P ,令其 $score$ 为1。

5) $k = k + 1$,若 $k < K_{max}$ 转步骤2);否则,采样完成。

6) 将 P 中 $score \geq T$ 对应的 p_c 提取出来,保存在矩阵 $Para$ 中。

输出: $Para$ 为检测出来的航迹参数。

1.2 DBSCAN 算法

DBSCAN 是一种基于密度的空间聚类算法。该算法能够在噪声中检测出任意形状的簇。

DBSCAN 算法指定一个半径 ε 和一个阈值 M ,它将空间中的点分成3种:核心点指在邻域 ε 内有

多于 M 个相邻点的点;边界点指在核心点邻域 ε 范围内的非核心点;剩下的点称为噪声。DBSCAN 遍历每个点,判断每个点是否为核心点,寻找每个核心点周围的所有点,并将周围的点和相应核心点标记为同一个类别。

在遍历整个空间的过程中,先根据一个点的邻域 ε 内的相邻点数量判断其是否为核心点。若是核心点,就将半径 ε 范围内的点和该点标记为同一类,并对每个周围的点做相同操作,再次查看是否为核心点。持续该过程,直到每个点都被遍历过。此时,未被分类的点就是噪声。

2 基于循环随机 Hough 和 DBSCAN 的群起始算法

算法示意图如图 1 所示。

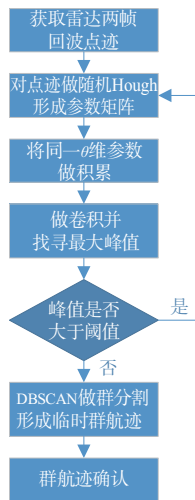


图1 算法示意图

2.1 循环随机 Hough 变换

群内目标的运动模型相近,因此若采用传统航迹起始算法(如直观法、Hough 变换)对含有群目标的探测点迹做航迹起始出现错误的交叉关联产生错误临时航迹,且临时航迹在后续探测点迹中也总能关联到点迹使得最终产生大量虚假航迹。

而传统的群目标起始算法步骤通常为群的预分割、群的预互联。群的起始比较依赖第一步的预分割步骤,而当杂波密度比较大时,传统采用如 K-mean 算法、集群引晶算法的群分割便无法正确开展,从而影响后续的群互联,使得群起始的性能大打折扣。如图 2 和图 3 所示,仿真预设两个群,

在有密集杂波或者噪声存在的情况下,根本不能通过算法进行群的预分割。

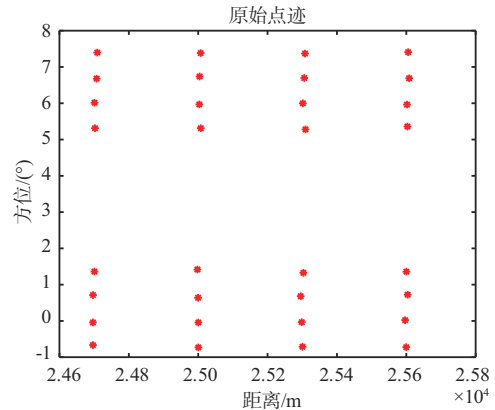


图2 群原始点迹分布

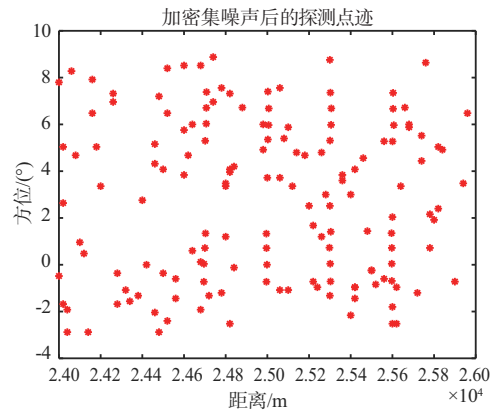


图3 加完噪声后的点迹分布

基于上述两点本文采用了循环随机 Hough 变换算法。考虑到群目标的运动特性相近,表现在参数空间中即 θ 值相近。先对处于不同扫描帧中的满足运动条件的点迹两两做随机 Hough 变换,设目标的运动速度为 V_{\max} ,扫描周期为 T ,因此假设第 i 帧的点为 (x_i, y_i) ,第 j 帧的点为 (x_j, y_j) ,因此选取计算特征参数的两点应满足

$$\text{sqrt}((x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2) \leq V_{\max} \cdot T \cdot (i - j) \quad (2)$$

对含有群目标和普通目标的两次探测点迹做随机 Hough 变换,采用矩阵形式对特征参数的累加值进行储存,将 ρ - θ 平面划分成若干区域,特征参数由式(3)和式(4)存入相应的区域完成累加。其中每个区域的中心点为

$$\theta_n = (n - \frac{1}{2})\Delta\theta, n = 1, 2, 3, \dots, N_\theta \quad (3)$$

$$\rho_n = (n - \frac{1}{2})\Delta\rho, n = 1, 2, 3, \dots, N_\rho \quad (4)$$

式中: $\Delta\theta = \pi/N_\theta$, N_θ 为参数 θ 的最大划分数; $\Delta\rho = L/N_\rho$, N_ρ 为参数 ρ 的最大划分数; $\Delta\theta$ 和 $\Delta\rho$ 为容许误差; L 设为雷达探测斜距的两倍。

我们可以看到, 群目标的参数积累会覆盖掉普通目标的参数积累, 同时若探测点迹中含有多个群则参数积累的峰值也会发生变化, 不再处于正确的位置。如图4所示, 当有群目标存在时, 单两帧的峰值便有多处且峰值不在目标真正的位置上。

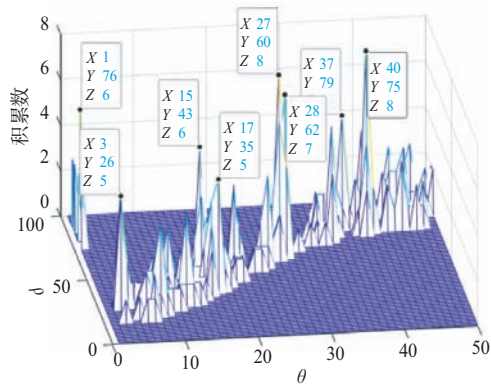


图4 两帧随机Hough结果

究其原因我们可以看到群目标的参数积累会导致群所处位置的周围位置参数阈值都会得到提高, 从而使得最终的空间积累数值失真。

得到两帧的特征参数后, 将特征参数的阈值沿 θ 维做积累, 获得 θ 维的积累值(探测点中运动特性相近的集合)。若探测点迹中存在群目标则在 θ 维上会出现峰值, 如图5所示。

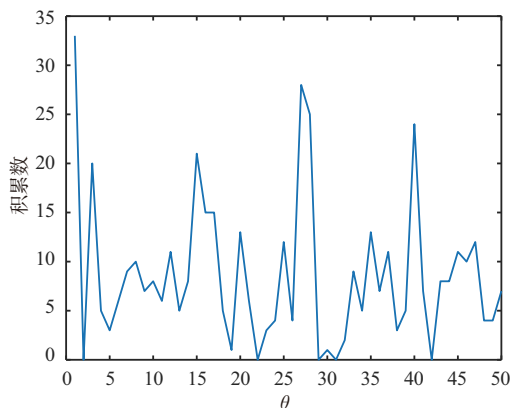


图5 θ 维的积累结果

直线运动的目标探测点受雷达测量噪声的影响, 计算出的特征参数并不相同, 在参数矩阵中表现离散, 若处在密集杂波环境中, 特征参数的累加

值更容易被淹没而无法检测, 因此对特征参数的积累结果做卷积凝聚处理很有必要。

如式(5)所示, 式中 $f[x]$ 为存储矩阵, $g[x]$ 为卷积核。

$$f[x]*g[x] = \sum_{n=-\infty}^{\infty} f[n] \cdot g[x-n] \quad (5)$$

由于雷达的探测误差服从高斯分布, 因此计算出的特征参数也具有高斯分布的特点, $g[x]$ 采用一维的高斯卷积核十分适合, 如式(6)所示。

$$g[x] = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中, σ 为高斯分布标准差, 在此处代表网格分布的标准差, 所以 σ 取值为 1, $g[x]$ 取 1×5 矩阵, $g[x]$ 的取值为

$$g[x] = 5 * [0.0219 \ 0.0983 \ 0.1621 \ 0.0983 \ 0.0219] \quad (7)$$

卷积结果如图6所示。

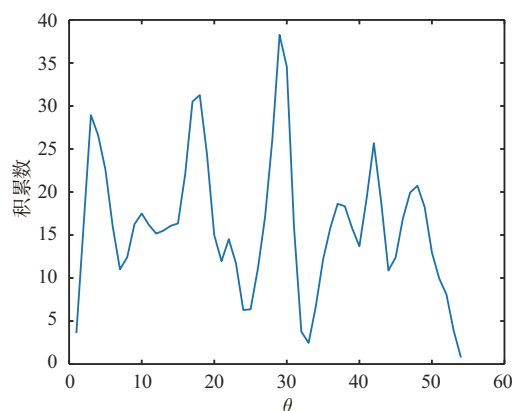


图6 θ 维的卷积结果

最后再找出 θ 维的积累数最大值。若最大值的积累数大于阈值则说明探测点迹中存在群, θ_{\max} 对应该群的运动参数。在先前两帧的特征参数中找寻满足 θ 维与 θ_{\max} 相近的点对, 将点对分别从两帧探测点迹中提取出来作为临时群。循环上述步骤获取两帧的所有临时群。

由上述步骤检出一个临时群后, 再次循环上述步骤的中间结果如图7~9所示, 可以看到这时的Hough变换结果就较为清晰了, 很容易再提取出另一个临时群。

2.2 DBSCAN算法群分割

运动特性一致的点在空间上可能不是一个

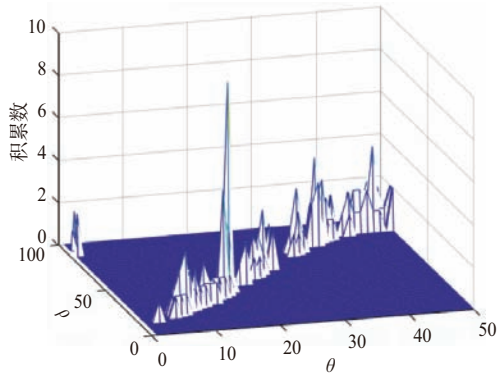
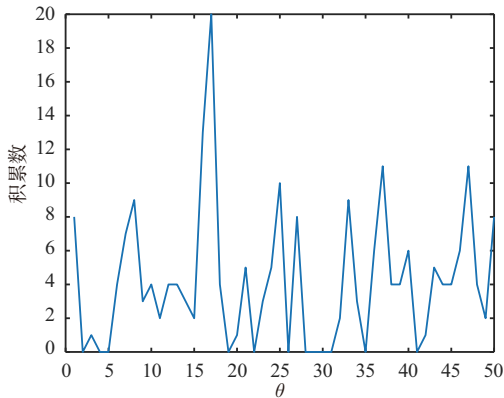
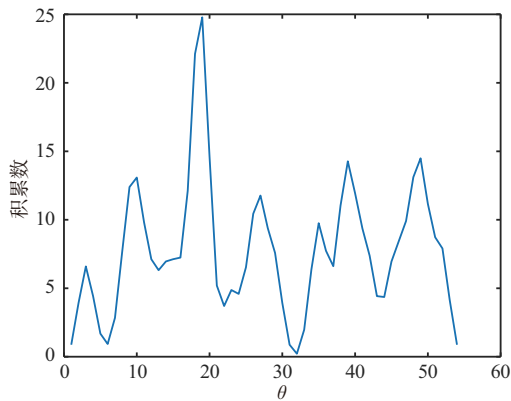


图7 两帧随机 Hough 结果 2

图8 θ 维的积累结果 2图9 θ 维的卷积结果 2

群,可能有离群点或者多个运动特性一致的群,因此将获得的临时群利用 DBSCAN 算法^[17]做聚类处理,检测是否有多个群的存在,若有则将临时群拆分成多个临时群。步骤如下:

1) 计算所有临时群内所有点的空间邻域:遍历群中的每个点 P , 计算其邻域中的相邻点个数。相邻点阈值由参数 $MinPts$ 定义。

2) 标记核心点:如果点的相邻点个数大于

$MinPts$, 那么标记该点为核心点。

3) 寻找核心邻域点:对每个核心点,寻找所有在其邻域中的点。

4) 标记边界点:若一个点不是核心点且在核心点的邻域内则标记为边界点。

5) 标记噪声:若不是核心点也不是边界点则标记为噪声。

6) 标记簇:将核心点及其邻域的点标记为一个独立的簇,若邻域内的点也为核心点则标记为同一个簇。

2.3 群内虚警剔除

接着利用第三帧对临时群做确认,将群内的所有点用群速外推到第三帧,若存在关联的点则确认群中该点有效,得到所有群目标的起始。最后通过这三帧的剩余点完成常规目标起始。

3 仿真结果及分析

3.1 目标数据

仿真场景选择 2 个编队飞行的群目标,群目标的跟踪数据率为 1 Hz,仿真场景中目标的具体位置和速度参数如表 1 所示。

表1 仿真目标的参数

目标个数	群目标 1	群目标 2
初始群中心距离/km	25	25
初始群中心方位角/(°)	0	6
初始群中心俯仰角/(°)	5	5
初始 X 方向速度/($m \cdot s^{-1}$)	0	100
初始 Y 方向速度/($m \cdot s^{-1}$)	-20	100
群结构/个	4×4	4×4
目标间距/m	300×300	300×300

设雷达的三维测量精度为方位 0.15° , 俯仰 0.15° , 距离 10 m。

产生仿真目标的各个时刻的位置信息后,将方位、俯仰和距离各加上噪声作为雷达的量测数据。雷达的杂波个数分布服从泊松分布。设定的杂波个数为 λ 个/千米², 然后在 (0,1) 上随机产生 γ , 然后再通过式 (8) 来计算得到 J :

$$e^{-\lambda} \sum_{j=0}^{J-1} \frac{\lambda^j}{j!} < r \leq e^{-\lambda} \sum_{j=0}^J \frac{\lambda^j}{j!}, J = 1, 2, 3, \dots \quad (8)$$

式中, J 为单位面积内的杂波个数。将 J 个杂波均

匀地随机分布于划分的各扫描区域,即得到该帧的杂波分布。

3.2 仿真结果及分析

仿真的扫描数为3,图10为群目标仿真真实点迹分布图,第1次扫描的点用“+”表示,第2次扫描的点用“o”表示,第3次扫描的点用“*”表示。 $N_{\theta} = 50$, $N_p = 50$,杂波数 $\lambda = 1$ 个/千米²。

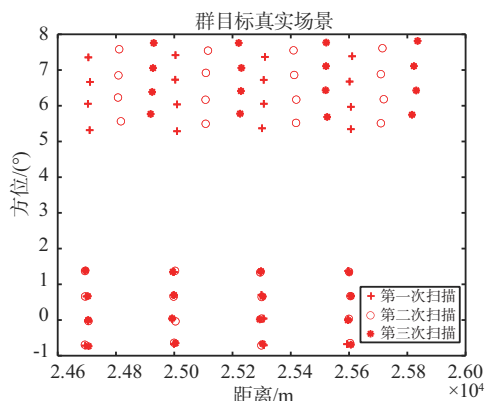


图10 群目标仿真真实分布

图11为雷达的3次扫描点迹分布,可以看到在密集的杂波中肉眼分不清群的轮廓,且杂波将目标连成一片没有独立的簇。图12为K方法的群目标航迹起始图,图13为本文的航迹起始图(其中蓝色、绿色为形成的航迹)。图14、15为群起始的局部放大图。

对比可以看出传统K方法在航迹处于密集杂波下由于群的预分割无法开展,导致将一整片区域都视为一个群,因此在帧间的关联便混乱,且不能区分出多个群,因此导致群目标无法正确起始。而本文采用的方法能够在密集杂波的影响情况下

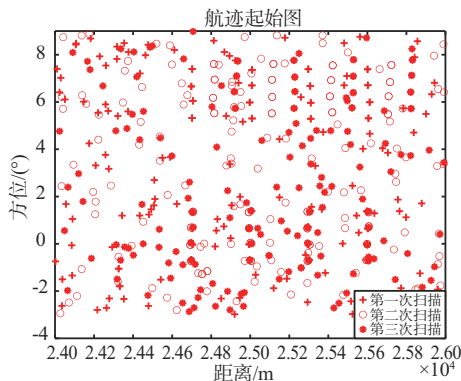


图11 雷达3次扫描点迹分布图

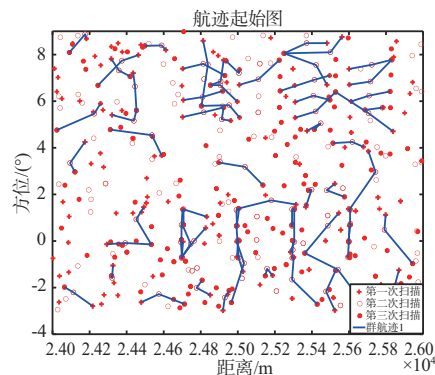


图12 K方法航迹起始图

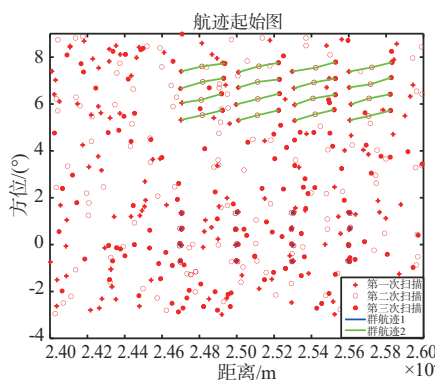


图13 本文航迹起始图

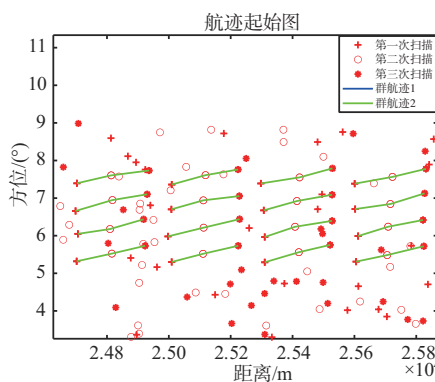


图14 群1起始局部放大图

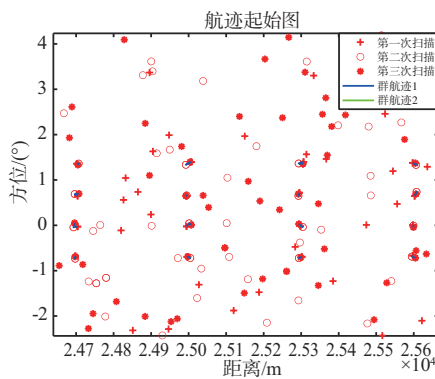


图15 群2起始局部放大图

通过群运动特性做参数积累,从而排除杂波干扰的影响成功起始且区分出群目标航迹(不同颜色为不同的群)。表2为进行200次的蒙特卡洛仿真结果,可以看到本文的群目标起始准确率不仅高于K方法,且运行时间也优于K方法。

表2 算法的性能比较

方法	群目标1正确率/%	群目标2正确率/%	平均运行时间/s
传统K方法	0	0	3.2
本文算法	90	94	0.7

4 结束语

针对密集杂波导致传统群目标起始算法的群预分割无法开展,进而严重影响群起始的问题,本文提出了一种基于循环随机 Hough 变换和 DBSCAN 的群起始算法。算法利用群目标运动特性一致的特性,在不进行群预分割的情况下通过循环随机 Hough 变换起始临时群再进行 DBSCAN 完成群分割,最后成功在密集杂波环境下起始群目标。文章最后通过仿真对比体现了算法的群目标起始能力相对传统算法的优势,且算法具有较好的工程应用前景。

参考文献:

- [1] 何友,修建娟,张晶炜,等. 雷达数据处理及应用[M]. 2版.北京:电子工业出版社,2009.
- [2] 党腾飞,王伟,牟聪.一种含有小波门的群目标精细航迹起始算法[J]. 火控雷达技术,2018,47(1):45-48.
- [3] 甘林海,王刚,刘进忙,等.群目标跟踪技术综述[J]. 自动化学报,2020,46(3):411-426.
- [4] CHEN Weishi, LIU Hong, HU Sha, et al. Group Tracking of Flock Targets in Low - Altitude Airspace [C]//2011 IEEE 9th International Symposium on Parallel and Distributed Processing with Applications Workshops, Busan, South Korea: IEEE, 2011:131-136.
- [5] LIAN Feng, HAN Chongzhao, LIU Weifeng, et al. Sequential Monte Carlo Implementation and State Extraction of the Group Probability Hypothesis Density Filter for Partly Unresolvable Group Targets-Tracking Problem[J].

IET Radar, Sonar and Navigation, 2010, 4(5):685-702.

- [6] 周大庆,耿文东,倪春雷.基于编队目标重心的航迹起始方法研究[J]. 无线电工程,2010,40(2):32-34.
- [7] 邢凤勇,熊伟,王海鹏.基于聚类 and Hough 变换的多编队航迹起始算法[J]. 海军航空工程学院学报,2010,25(6):624-628.
- [8] 耿文东.基于群目标几何中心的群起始算法研究[J]. 系统工程与电子技术,2008,30(2):269-272.
- [9] 黄剑,胡卫东.基于贝叶斯框架的空间群目标跟踪技术[J]. 雷达学报,2013,2(1):86-96.
- [10] 王刚,汪秋莹.利用 JPDA 进行编队目标的多雷达航迹关联应用研究[J]. 现代雷达,2019,41(4):39-42.
- [11] 熊伟,顾祥岐,徐从安,等.多编队目标先后出现时的无先验信息跟踪方法[J]. 电子与信息学报,2020,42(7):1619-1626.
- [12] 艾伟,张冬宁.一种基于分群矩阵的目标动态分群算法[J]. 无线电工程,2015,45(12):64-68.
- [13] 靳标,李聪,张贞凯.回波幅度信息辅助的群目标航迹起始方法[J]. 雷达学报,2020,9(4):723-729.
- [14] 何友,王海鹏,熊伟,等.基于相对位置矢量的群目标灰色精细航迹起始算法[J]. 航空学报,2012,33(10):1850-1863.
- [15] 周垂红,俞建国.基于距离平移相关的空间密集群目标航迹起始算法研究[J]. 现代雷达,2021,43(9):20-23.
- [16] 姜琦,王锐,周超,等.基于代数图论的修正贝叶斯群目标航迹起始算法[J]. 电子与信息学报,2021,43(3):531-538.
- [17] 李天成,谢昱昕,李固冲,等.面向多目标跟踪的数据关联方法研究综述[J]. 雷达科学与技术,2025,23(1):10-30.

作者简介:

薛俊杰 男,硕士,高级工程师,主要研究方向为雷达数据处理。

刘良玉 女,硕士,工程师,主要研究方向为雷达天线设计。

马小艳 女,硕士,工程师,主要研究方向为雷达数据处理。

徐嘉辉 男,硕士,工程师,主要研究方向为雷达数据处理。

《雷达科学与技术》2025 年第 23 卷总目次

第一期

智慧低空感知专题

- “低空雪亮”城市低空安全立体防控体系研究
…… 左涛,孙龙,王晓艳,莫申林,何丹娜,唐飞,刘露,樊浩,付庆霞,徐明飞,苏纪娟,王影(1)
- 面向多目标跟踪的数据关联方法研究综述
…… 李天成,谢昱昕,李国冲,范红旗(10)
- 无人机载单比特 NanoSAR 系统 …… 王伟,龙天尧,黄磊(32)
- 基于图神经网络的多尺度特征融合雷达目标检测方法
…… 汪翔,王彦斌,汪育苗,崔国龙(39)
- 中继收发器辅助的单站目标定位算法
…… 陈荣鑫,孙霆,王威,王刚(48)
- 基于 MobileNet-DOA 的无人机射频信号识别方法
…… 晏行伟,孔令轩,刘坤,刘安娜(57)
- 基于随机矩阵建模的低空飞行器跟踪方法
…… 李坤坤,程婕,张智香,胡爽,吴力华(67)

学术研究

- 基于光场强度涨落关联的外辐射源测距技术研究
…… 李江源,于溢琛(75)
- 基于轻量化卷积神经网络车载雷达图像目标识别方法
…… 李家强,汪星宇,陈金立,姚昌华(82)
- 多波束环形频控阵零陷形成方法
…… 裴昶宇,徐伟,黄平平,谭维贤,高志奇(92)
- 基于深度卷积神经网络的雷达伺服转台消隙策略
…… 鲍子威,吴影生,房景仕(101)
- 小样本条件下 LPI 雷达信号的双通道识别
…… 李辉,秦怡博,王欣然,王伟东,李小磊(109)

第二期

雷达电子防御专题

- 基于凸优化的双极化阵列发射波束唯相位调控方法
…… 路东伟,马佳智,刘甲磊,施龙飞(119)
- 基于时频重叠度的脉内捷变波形设计与干扰对抗算法
…… 段丽宁,吴耀君,彭本旺,王国政,邓明龙,全英汇(125)
- 小型化 RCS 增强雷达反射器设计
…… 陈强,姚哲元,张雪,郑月军,张贵生,马嘉海,付云起(136)
- 基于变步长双曲正切 LMS 的汽车雷达干扰抑制方法
…… 肖垂欣,石长安,郑春弟,王爱国(142)

- 抗转发干扰的完全互补码波形和接收滤波器联合设计
…… 徐嘉臻,杨威,杨晨,许梅英子,韩煦琳(150)
- 脉冲分裂条件下 LFM 信号的提取与参数估计
…… 惠帅宇,杨柳,邢世其,徐伟,田元荣(158)

学术研究

- 结合 Fisher 信息矩阵的方位角自适应 SAR 目标识别
…… 陈虹廷,武凡,杜川,龙伟军(167)
- 可扩展片式天线结构设计及力学环境适应性分析
…… 孙远涛,王小宇,田凤楦(176)
- 频谱拥塞环境下雷达抗间歇采样转发干扰收发联合设计
…… 周青松,陈沁娴,黄超,杨仲平,李志汇,钱佳龙(182)
- 基于融合网络的 HRRP 目标识别方法
…… 吴文静,但波,王中训(192)
- 海面目标图迹综合一体化探测模式研究
…… 陈凯,赵永波,刘仍莉,孙龙(199)
- 一种相控阵雷达单脉冲和差测角改进方法
…… 陈家瑞,高鹏,王志鹏,熊俊军(206)
- 三维高机动交互式跟踪模型研究
…… 王泽慧,惠黎明,董云龙,王中训(216)
- 一种基于转速补偿的悬停无人机时频域积累检测算法
…… 李明哲,饶烜(227)

第三期

- 一种基于距离-多普勒图的雷达目标智能检测识别算法
…… 吴浩,李刚,崔雄文(237)
- 海杂波谱中心频率和带宽的多帧贝叶斯迭代估计方法
…… 韦继丰,董云龙,丁昊,曹政,李勇慧(243)
- 步进频率探地雷达快速超分辨成像方法
…… 熊思宇,晋良念(253)
- 雷达光学一体化集成毫米波阵列特性研究
…… 李江源,李杨(262)
- 异点 L 型双基地 EMVS-MIMO 雷达高精度 2D-DOD 和 2D-DOA 估计
…… 孙兵,李永刚,刘洋,谢前朋,郭力兵,胡上成,杨海民(269)
- 基于成像投影的空间目标 ISAR 方位定标方法
…… 黎吉顺,张雅声,尹灿斌,徐灿(280)
- SAR 三维成像中的模糊问题研究
…… 赵春萌,肖宁,刘慧,史洪印,黎芳(298)
- 星载天线热变形游离设计的试验验证与有限元模型修正
…… 李俊英,吴文志,任开锋,于坤鹏,张平(313)

基于毫米波雷达的无人机障碍物分类方法
 贡文新,余泽琰,杨柳旺,楚文静,万相奎(317)

基于能量预检测与时频降噪的脉冲检测方法
 王国丽,袁晨昊,杨 箫,邓志安(328)

基于TX2的机载毫米波雷达高压线检测技术实现
 周砚龙,何晨阳,厉梦雪(337)

星载分布式雷达相参合成效率随机误差影响分析
 孙 旭,范明意,张佳佳,程木松(343)

基于多种模态分解重构的海面慢小目标检测方法
 茹 禹,王志刚,金 秋(349)

第四期

基于PFA的前视SAR舰船目标立面成像方法
 刘峻楠,刘钟毓,张亦宁,毛新华(355)

一种基于FRFT的宽带LFM信号角度距离估计算法
 钟 俊,徐凡丁,曾 琦,刘 星(367)

基于逐次变分模态分解和小波阈值的车载雷达抗干扰方法
 李家强,刘浩波,汪星宇,姚昌华,陈金立(375)

基于转导条件神经自适应网络的少样本雷达手势识别
 张雨楠,余鸿文,石 野,谭冠南,盛志超,方 勇(387)

基于多普勒域块处理的机动平台大斜视SAR成像方法
 李 根,孙 翱,王 伟,刘雪松(396)

基于Transformer元学习网络的毫米波雷达手势识别方法
 屈乐乐,洪雨云(407)

一种对称Farrow结构分数时延滤波器设计方法
 贾可新,陈 阳(417)

一种提高连续自由度的新型互质阵列
 贺 顺,秦 乐,杨志伟,孙 楠(424)

基于改进无监督自适应嵌入的海上目标检测方法
 赵国森,丁 昊,曹 政,贺鹏飞(433)

一种运动目标成像快速二次聚焦方法
 梁之勇,胡 虹,常 沛(443)

基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法
 杨 箫,谢 军,王国丽,邓志安(451)

多目标场景下基于多径利用的微弱目标增强算法
 何文滨,饶 烜,朱炳祺(462)

第五期

基于VAE-WGAN的海杂波幅度-时频联合生成建模
 刘宁波,刘新亮,董云龙,丁 昊,关 键,孙殿星(473)

基于时空统一补偿的天基分布式雷达动目标相参合成方法
 张晓波,李相海,徐星苑,高 翔,杨志伟(482)

基于双通道图特征联合的海面小目标检测
 施赛楠,姜苏桐,汪佳俊,李 焘(491)

基于星载分布式InSAR系统姿态分析的基线估计方法研究
 田家奇,梁维斌,王亚芬,柴会明,林 梓(503)

BF体制毫米波雷达设计与点云聚类方法研究
 闫紫航,张 华,阎 博,孙景荣(513)

基于同步脉冲的模式5信号个体识别方法
 夏韶俊,胡泽宾,牛 勤,孔祥明月,杨钟灵(523)

可增强回波信噪比的RIS辅助外辐射源雷达信号处理算法
 赵志欣,李周章,林应运,陈运帅(529)

非合作双基地雷达ECA-CMAP杂波抑制方法
 梁师源,潘嘉蒙,鲍庆龙,肖怀铁(540)

基于相对速度的单通道机载聚束SAR动目标干扰抑制算法
 申文杰,王佩悦,王彦平,林 赞,李 洋,白泽朝,蒋 雯,赵新亚(551)

基于RCS数据的矩形体卫星尺寸估计研究
 张 显,杨波威(563)

SHARAD和RoPeR的火星乌托邦平原南部介电常数反演研究
 段迪文,孟 旭,刘 海,李鉴辉,刘 超,王向宇(569)

空域置零与多波束赋形优化方法研究
 杨云高(577)

车载相控阵雷达天线指向精度分析与测试方法研究
 祝崇辉,赵 文,贺照鹏,邹 敏,石同武(582)

第六期

基于半监督学习的低空小型无人机雷达识别
 孙延鹏,宁秋月,屈乐乐(591)

基于高效局部注意力的小样本HRRP目标识别网络
 王国庆,张云龙,但 波,薛 伟(603)

基于截断最大似然的恒虚警海面目标检测
 施赛楠,马倩倩,汪佳俊(611)

潜艇内波尾迹SAR成像模拟与检测方法研究
 周 鹏,石丽波,张 晰(623)

基于稀疏离散余弦变换的快速时延估计
 危政凯,郭柏炆,李志汇,周青松(635)

基于单帧径向速度估计的密集高速目标稳健起始跟踪方法
 胡柏林,王 贺,朱庆林(643)

基于FPGA的宽带信号数字下变频多路并行实现方法
 杨 超,赖 涛,黄天佑,林惠孚,王青松,黄海风(650)

基于自注意力对抗自编码器的雷达信号智能分选方法
 杨心恺,汪 兵,汤建龙(662)

脉间跳频雷达高度表回波相关性分析
 吴 桐,刘 祥,江 舸(671)

一种对雷达旁瓣的空域-极化域联合的异步闪烁干扰方法
 张云慧,鹿 礴,代大海,陈 波(683)

基于雷达微多普勒特征的无人机集群识别
 张 军,田西兰(692)

基于循环随机Hough变换和DBSCAN的群起始算法
 薛俊杰,刘良玉,马小艳,徐嘉辉(700)



中国科技核心期刊

(中国科技论文统计源期刊)

收录证书

CERTIFICATE OF SOURCE JOURNAL
FOR CHINESE SCIENTIFIC AND TECHNICAL PAPERS AND CITATIONS

雷达科学与技术

经过多项学术指标综合评定及同行专家
评议推荐，贵刊被收录为“中国科技核心期
刊”（中国科技论文统计源期刊）。

特颁发此证书。

中国科学院技术信息研究所

Institute of Scientific and Technical Information of China

北京复兴路 15 号 100038

www.istic.ac.cn

2024年9月



- 《中国学术期刊(光盘版)》全文收录期刊
- 《万方数据—数据化期刊群》入编期刊
- 《中文核心期刊要目总览》入编期刊
- 《中国学术期刊综合评价数据库》来源期刊
- 《中国核心期刊(遴选)数据库》收录期刊
- 《中文科技期刊数据库》收录期刊
- 《日本科学技术振兴机构数据库》收录期刊



雷达科学与技术

Leida Kexue yu Jishu
(双月刊·2003年创刊)
2025年 第23卷 第6期

Radar Science and Technology

(Bimonthly · Started in 2003)
Vol.23 No.6 2025

主管单位 中国电子科技集团公司	Competent Authorities	China Electronics Technology Group Corporation
主办单位 中国电子科技集团公司第三十八研究所	Sponsored by	The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation
编辑出版 《雷达科学与技术》编辑部	Edited & Published by	Editorial Department of Radar Science and Technology
通信地址 安徽省合肥市 9023 信箱 60 分箱	Address	P.O.Box 9023-60, Hefei, China
邮政编码 230088	Postcode	230088
电 话 (0551) 65391270	Telephone	(0551)65391270
电子信箱 radarst@163.com	E-mail	radarst@163.com
网 址 http://radarst.ijournal.cn	Website	http://radarst.ijournal.cn
印 刷 合肥添彩包装有限公司	Printed by	Hefei Tiancai Packaging Co., Ltd.
发 行 《雷达科学与技术》编辑部	Distributed by	Editorial Department of Radar Science and Technology
发行范围 国内外公开发行		

国际标准连续出版物号 ISSN 1672-2337
国内统一连续出版物号 CN 34-1264/TN

国内定价: $\frac{30.00 \text{ 元/期}}{180.00 \text{ 元/年}}$