



中文核心期刊 中国科技核心期刊
中国电子学会雷达分会会刊

ISSN 1672-2337
CN 34-1264/TN

雷达科学与技术

RADAR SCIENCE AND TECHNOLOGY

2025 3

第23卷 第3期 Vol. 23 No.3



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

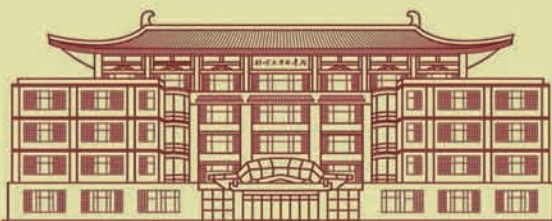
编号：2023-J11272

《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(美国)
Hugh Griffiths(英国)
Marc Lesturgie(法国)
Don Sinnott(澳大利亚)
Hermann Rohling(德国)

编辑委员会

主任 吴剑旗(院士)

常务副主任 张成伟

副主任 宗伟 盛景泰 程辉明 王璐
靳学明 张春城 胡元奎 张修社
谭贤四 王雪松 杨建宇 刘宏伟

委员 (以姓氏笔画为序)

万显荣 马敏 王伟 王俊
王勇 王露 叶春茂 代大海
曲智国 朱勇 朱庆明 郭伯才
刘涛 关键 江凯 孙文峰
杜兰 李川 李刚 李海
李健兵 杨广玉 吴良斌 位寅生
余继周 沙祥 宋虎 张良
张群 张红旗 张金元 张剑云
张根烜 陈利 陈辉 陈渤
罗健 金添 金谋平 胡程
胡泽宾 钮俊清 洪一 洪文
顾红 倪勇 倪国新 黄勇
黄磊 黄金杰 黄钰林 曹锐
崔国龙 章仁飞 葛建军 曾涛
强勇 潘时龙 戴跃飞

主编 吴剑旗(院士)

执行主编 苏纪娟

副主编 松炳超

编辑部主任 王莉

编辑部 王莉 潘玉静 黄穗

目次

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率成像方法	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	茆禹,王志刚,金秋(349)

Radar Science and Technology

(Bimonthly)

Vol.23 No.3

June 2025

CONTENTS

An Intelligent Radar Target Detection Algorithm Based on Range-Doppler Map	WU Hao, LI Gang, CUI Xiongwen(237)
Multi-Frame Bayesian Iterative Estimation Method for Frequency Center and Bandwidth of Sea Clutter Spectrum	WEI Jifeng, DONG Yunlong, DING Hao, CAO Zheng, LI Yonghui(243)
Stepped-Frequency Ground Penetrating Radar Fast Super-Resolution Imaging Method	XIONG Siyu, JIN Liangnian(253)
Research on the Characteristics of Millimeter Wave Antenna Array for Integrated Radar and Optics	LI Jiangyuan, LI Yang(262)
High Accuracy 2D-DOD and 2D-DOA Estimation for Bistatic EMVS-MIMO Radar with Non-Collocating L-Shaped Structure	SUN Bing, LI Yonggang, LIU Yang, XIE Qianpeng, GUO Libing, HU Shangcheng, YANG Haimin (269)
A Novel ISAR Cross-Range Scaling Method for Space Target Based on Imaging Projection	LI Jishun, ZHANG Yasheng, YIN Canbin, XU Can(280)
Research on the Ambiguity Problem in SAR Three-Dimensional Imaging	ZHAO Chunmeng, XIAO Ning, LIU Hui, SHI Hongyin, LI Fang(298)
Experimental Verification and Finite Element Model Updating of Thermal Deformation Free Design for Spaceborne Antenna	LI Junying, WU Wenzhi, REN Kaifeng, YU Kunpeng, ZHANG Ping(313)
Millimeter-Wave Radar-Based Obstacle Classification Method for Unmanned Aerial Vehicles	GONG Wenxin, YU Zeyan, YANG Liuwang, CHU Wenjin, WAN Xiangkui(317)
Signal Detection Method Based on Energy Pre-Detection and Time-Frequency Denoising	WANG Guoli, YUAN Chenhao, YANG Xiao, DENG Zhian(328)
Implementation of High Voltage Line Detection Technology for Airborne Millimeter Wave Radar Based on TX2	ZHOU Yanlong, HE Chenyang, LI Mengxue(337)
Analysis of Random Error Effects on Coherent Combination Efficiency of Spaceborne Distributed Radar	SUN Xu, FAN Mingyi, ZHANG Jiajia, CHENG Musong(343)
The Method for Detecting Slow and Small Targets on the Sea Surface Based on Multi-Modal Decomposition and Reconstruction	MAO Yu, WANG Zhigang, JIN Qiu(349)

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^{1,2}, 李刚¹, 崔雄文²

(1.清华大学电子工程系, 北京 100084; 2.成都空御科技有限公司, 四川成都 610213)

摘要: 雷达目标检测识别是雷达信号处理的重要方向。雷达距离-多普勒图是雷达目标运动状态和速度的量化描述, 是进行雷达目标检测识别的重要数据。本文提出了一种基于距离-多普勒图的雷达目标智能检测识别算法。算法基于双步式检测识别范式, 针对距离-多普勒图的特点, 采用随机变换和标签混合的样本增强策略扩充训练样本, 提升网络的鲁棒性。其次, 结合重合度和目标尺寸对位置回归损失进行改进, 提升算法的位置计算精度。消融实验表明, 本文提出的改进能有效地提升算法的检测识别性能。在权威公开数据集上的测试表明, 相对于已有的Faster RCNN和DAROD算法, 本文提出的算法在性能上有显著的提升。

关键词: 距离-多普勒图; 雷达目标检测识别; 样本增强; 自适应位置回归损失

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0237-06

引用格式: 吴浩, 李刚, 崔雄文. 一种基于距离-多普勒图的雷达目标智能检测识别算法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 237-242.

WU Hao, LI Gang, CUI Xiongwen. An Intelligent Radar Target Detection Algorithm Based on Range-Doppler Map[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 237-242.

An Intelligent Radar Target Detection Algorithm Based on Range-Doppler Map

WU Hao^{1,2}, LI Gang¹, CUI Xiongwen²

(1. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;

2. Chengdu Sky Defence Technology Co Ltd, Chengdu 610213, China)

Abstract: Radar target detection and recognition is an important direction of radar signal processing. Range-Doppler map is a quantitative description of radar target motion state and velocity, and it is an important data for radar target detection and recognition. In this paper, an intelligent detection and recognition algorithm for radar targets based on range-Doppler map is proposed. The algorithm is based on a two-stage detection and recognition paradigm. In order to take advantage of the characteristics of range Doppler map, a sample enhancement strategy of random transformation and label mixing is employed to expand the training samples and improve the robustness of the network. Secondly, the position regression loss is enhanced by combining the coincidence degree and the target size to improve the accuracy of positioning. Ablation experiments demonstrate that the improvements proposed in this paper can effectively enhance the detection and recognition performance of the algorithm. Experiments on authoritative public datasets indicate that the algorithm proposed in this paper exhibits a notable improvement in performance compared with the existing Faster RCNN and DAROD algorithms.

Key words: range-Doppler map; radar target detection and recognition; sample enhancement; adaptive position regression loss

0 引言

雷达在自动驾驶领域具有关键作用, 其全天候工作能力、远距离探测性能、高精度测量以及物体识别与分类能力, 使其成为实现安全、可靠自动

驾驶的关键传感器技术。雷达目标检测识别是雷达信号处理领域的研究热点, 有着广泛的应用。雷达目标检测识别能侦测车辆、行人、障碍物等目标物体, 帮助自动驾驶系统实现环境感知和决策, 从而提高行驶安全性和可靠性。

传统的雷达目标检测采用时频分析方法对雷达回波信号进行处理,得到距离-多普勒图(Range-Doppler Map, RD图),然后采用恒虚警率检测方法(Constant False Alarm Rate, CFAR)^[1]进行目标检测。恒虚警率检测方法实时性高、自适应性和可定制性强,但是采用滑窗方法复杂度高、参数调整困难且对环境敏感,无法适应环境复杂多变的自动驾驶应用场景。基于深度神经网络(Deep Neural Networks, DNN)的方法采用数据驱动的方式,能够对不同场景的距离-多普勒图进行特征自动学习,具有更好的泛化能力和场景适应性。

近年来,深度神经网络在雷达信号处理领域展现了强大的性能。文献[2]利用卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在训练样本不足的情况下对合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像实现目标检测。文献[3]使用图像目标检测和识别领域的Faster-RCNN方法,对复杂背景下的SAR图像进行车辆目标检测。文献[4]采用小规模沙漠背景下的SAR图像数据对Faster-RCNN网络进行迁移训练,一体化完成典型目标的检测与识别。文献[5]采用CNN对机载气象雷达进行目标检测。文献[6]采用神经网络关联剪枝方法,实现轻量级的SAR图像舰船检测。文献[7]采用半软标签导引网络结合网络自蒸馏方法,对SAR图像中的舰船进行检测。文献[8]利用深度学习和可解释网络,提高雷达微弱目标检测与识别的性能。文献[9]基于改进后的Faster RCNN方法,对距离-多普勒图中的目标进行准确检测。文献[10]基于生成对抗网络(GAN)的数据增强技术,生成用于训练雷达目标分类器的合成RD图。

本文提出了一种基于距离-多普勒图的雷达目标智能检测识别算法。算法采用两步式的检测识别框架,图像经过骨干网络提取得到特征图,将特征图输入到区域生成网络(RPN)得到感兴趣区域(ROI),在特征图上提取ROI对应的卷积特征,输入到分类网络和位置回归网络得到目标的类别信息和位置参数。本文的改进包括:

1) 采用多普勒极大值对ROI的卷积特征进行补偿,解决了CNN引入的多普勒平移不变性造成的目标多普勒误差;

2) 根据RD图的特点,本文提出了改进的位置

回归损失函数,能够更精确地量化候选框和真实值之间的位置偏差,从而提高目标检测中的定位精度;

3) 本文提出了新的样本增强策略,缓解RD图中表观相似的样本类型值跳变引起的网络训练过程发散的问题,在样本数量有限的条件下提升了目标检测的性能。

实验证明,提出的算法能够实现快速准确的雷达目标检测识别。

1 基于RD图的智能检测识别算法

1.1 RD图

假设雷达为调频连续波体制,雷达载频为 f_c ,频率调制常数为 K ,则单个脉冲的发射信号为

$$s(t) = e^{j2\pi(f_c + 0.5Kt)t} \quad (1)$$

假设仅有一个目标且不考虑多径效应,接收机接收到的对应一帧内第 p 个脉冲第 n 个采样点的回波信号为

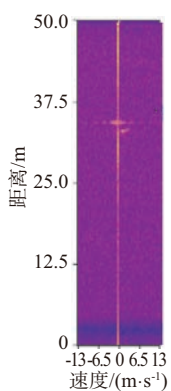
$$d(n, p) \approx \exp \left\{ j2\pi \left[\left(\frac{2KR}{c} + f_d \right) \frac{n}{f_s} + f_d p T_0 + \frac{2f_c R}{c} \right] \right\} + w(n, p) \quad (2)$$

式中, R 为目标距离, c 为光速, f_d 为多普勒频率, f_s 为采样率, T_0 为脉冲重复周期。从式(2)可以看出,在脉冲维(慢时间维)做快速傅里叶变换(FFT)即可得到多普勒频率 f_d ,在快时间维做FFT即可得到目标距离 R 。因此,对回波信号先后做快时间维和慢时间维FFT即可得到RD图。

如图1所示为典型的场景图及对应的RD图。雷达放置在远离镜头50 m处。可以看到,由于场景中大部分目标为静止目标,因此多普勒维上能量集中在零频。



(a) 场景图



(b) RD 图

图1 典型的场景图和对应的RD图

1.2 智能检测识别算法流程

本文提出的智能检测识别算法流程如图2所示,原始图像经过骨干网络后计算得到特征图。该模型原理如图2所示,输入图像经过骨干网络得到卷积特征图,输入到区域生成网络得到目标的感兴趣区域(ROI)。ROI池化网络输入ROI和卷积特征图,计算得到每个候选位置的卷积特征,将卷积特征输入到分类网络和回归网络得到目标属性和精确位置。

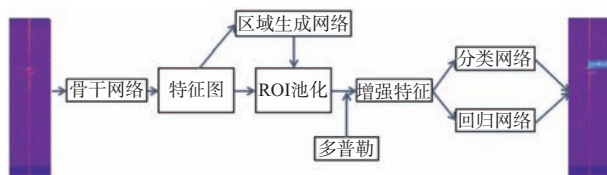


图2 智能检测识别算法流程图

速度是目标的固有属性,因此RD图在多普勒维不具有平移不变性。沿多普勒维计算ROI的最大值作为目标速度值,将速度值加入ROI的卷积特征中得到增强特征,提升分类准确率和定位精度。

1.3 RD图样本增强策略

深度神经网络是数据驱动的学习范式,要求数量充足且具有多样性的训练样本。从图1可以看出,相对于自然图像,RD图色彩单一、纹理简单,底层像素信息和高层语义信息稀少,因此需要进行样本增强提高训练样本的数量和多样性。

由于RD图大部分为简单的背景区域,因此本

文首先采用如下方式进行样本增强:随机选择4张RD图样本,通过随机缩放、裁剪、排布的方式进行拼接,形成新的训练样本。这种方式不仅丰富了样本数据,而且随机缩放增加了不同尺寸、不同位置的目标,提升了网络的鲁棒性。在相同的批量大小(batch size)设置下,这种策略能够包含更多的有效训练样本,在不增加训练时间和GPU显存的条件下提高了等效的样本迭代次数。

如图3所示,图3(a)是存在1个行人时对应的RD图,图3(b)是存在1个骑行者时对应的RD图。可以看到,相对于自然图像能够区分各种类型的目标,RD图对不同目标的区分能力更弱。区域像素分布类似,对应的类别不同,这种类别值的突然畸变导致图2中的分类网络分支训练过程中梯度过大而无法收敛。因此,需要对目标的类型标签添加正则约束项来防止网络发散。本文将不同类之间的图像进行混合,从而扩充训练数据集来解决这个问题。通过以下方式构建虚拟训练样本:

$$\tilde{x} = \lambda x_i + (1 - \lambda) x_j \quad (3)$$

$$\tilde{y} = \lambda y_i + (1 - \lambda) y_j \quad (4)$$

式中, (x_i, y_i) 和 (x_j, y_j) 是从训练数据中随机抽取的两个例子, $\lambda \in [0, 1]$ 。式(3)和式(4)对类型标签添加线性约束,从而提高网络对类型识别的鲁棒性,消除含噪声样本和对抗样本带来的影响。

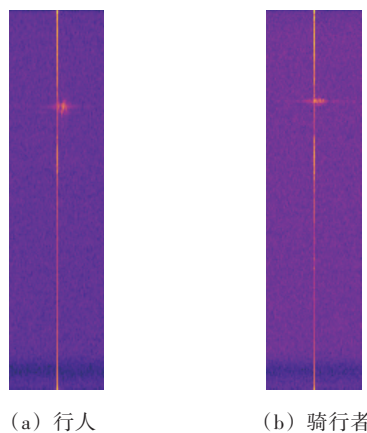


图3 不同目标对应的RD图

1.4 自适应位置损失函数

已有的目标检测方法多采用 Smooth L1 位置回归损失函数^[11]:

$$\text{smooth}_{L1}(x) = \begin{cases} 0.5x^2, & |x| < 1 \\ |x| - 0.5, & \text{其他} \end{cases} \quad (5)$$

式中, x 为网络计算得到的目标位置和真实值之间的差异。Smooth $L1$ 损失函数收敛且可导, 但是不能体现目标和真实值尺寸和重合度的差异。如图 4 所示, 根据式(5)计算得到的图 4(a)、图 4(b)和图 4(c)计算的位置损失相同, 图 4(c)的目标框和真实框最接近。

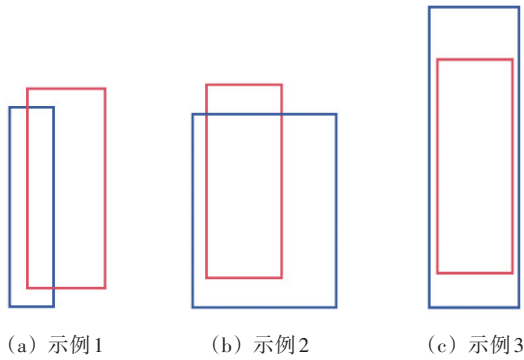


图 4 不同的目标框和真实值

为了解决 Smooth $L1$ 函数不能体现目标尺寸和重合度的问题, 本文将目标的尺寸和重合度加入到损失函数中。

如图 5 所示, 区域 A 为计算得到的目标框, 区域 B 为目标真实框, 根据 A 和 B 计算得到最小外框区域 C 。则本文提出的位置损失函数为

$$L = 1 - \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} + \frac{|C \setminus (A \cup B)|}{|C|} \quad (6)$$

式中, $|A|$ 表示计算区域 A 的面积, $|A \cap B|$ 、 $|A \cup B|$ 分别表示区域 A 和区域 B 相交和相并区域的面积, $|C \setminus (A \cup B)|$ 表示区域 C 中除了 A 和 B 以外区域的面积。可以看到, 区域 A 和区域 B 尺寸和位置越接近, 重合度越高, 位置损失越小。由式(6)计算得到图 4(a)、(b)、(c)三种情况对应的损失值分别为

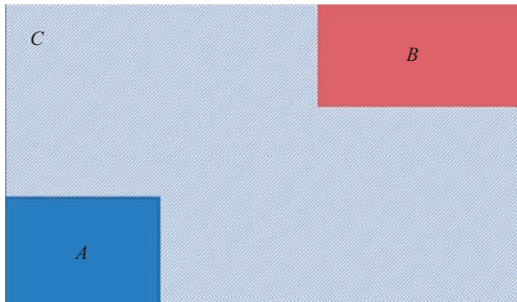


图 5 重合度计算示意图

0.77、0.59 和 0.35, 和直观的结果一致。

2 实验结果和分析

2.1 实验条件

为了验证提出的算法的性能, 本文在两个公开可用的雷达数据集 CARRADA^[12]和 RADDET^[13]上进行对比测试。

CARRADA 数据集包括 21.1 分钟 12 666 帧数据, 每一帧的脉冲数为 64, 每个脉冲内采样点数为 256。因此, RD 图的尺寸大小为 256×64 , 目标类型包括汽车、骑行者、行人和背景 4 类。RADDET 数据集包括总共 10 158 帧数据, 每一帧脉冲数为 64, 每个脉冲内采样点数为 256, RD 的尺寸大小为 256×64 , 目标类型包括行人、自行车、汽车、摩托车、公交车和卡车 6 类。

测试系统为 Ubuntu18.04LTS, 深度学习框架为 TensorFlow2.4.1。对 CARRADA 数据集进行测试时, 批大小设为 4, 学习率设为 0.001, 优化器选择 Adam^[14], 训练轮数为 150 轮。对 RADDET 数据集进行测试时, 批大小设为 16, 学习率设为 0.001, 优化器选择 Adam, 训练轮数为 75 轮。式(3)和式(4)中 λ 设为 0.2。算法指标采用微软在 PASCAL VOC 数据集中提出的均值平均精度(mAP)、精确率(P)、召回率(R)、F1 分数^[15]。

2.2 消融实验

如表 1 所示, 在 CARRADA 数据集上采用样本增强策略 mAP 和 P 分别提升 7.9% 和 11.9%, 采用改进后的位置损失函数 mAP 提升 6.3%, 两者结合 mAP 和 P 分别提升 7.9% 和 20.1%。如表 2 所示, 在 RADDET 数据集上采用样本增强策略 mAP 和 P 分别提升 3.6% 和 7.8%, 采用改进后的位置损失函数 mAP 和 P 提升 9.1% 和 2.6%, 两者结合 mAP 和 P 分别提升 12.7% 和 13.0%。

采用样本增强策略相当于对样本空间进行正则化, 学习到更加紧致精确的网络模型, 精确率上升, 召回率下降, 与表中的结果一致。

2.3 算法对比测试

为了进一步验证本文提出的算法的性能, 在 CARRADA 和 RADDET 数据集上和 Faster RCNN^[16]

表1 CARRADA数据集结果(IOU=0.5)

改进方法	mAP	P	R	F1
Base Line	0.63	0.67	0.52	0.57
样本增强	0.68	0.75	0.50	0.60
改进损失函数	0.67	0.67	0.58	0.59
样本增强+改进损失函数	0.68	0.81	0.48	0.59

表2 RADDET数据集结果(IOU=0.5)

改进方法	mAP	P	R	F1
Base Line	0.55	0.77	0.41	0.52
样本增强	0.57	0.83	0.39	0.53
改进损失函数	0.60	0.79	0.44	0.55
数据增强+改进损失函数	0.62	0.87	0.43	0.56

表3 CARRADA数据集算法对比结果(IOU=0.5)

算法	mAP	P	R	F1
Faster RCNN	0.65	0.74	0.51	0.60
DAROD	0.68	0.73	0.54	0.61
本文算法	0.68	0.81	0.48	0.59

表4 RADDET数据集算法对比结果

算法	mAP	P	R	F1
Faster RCNN	0.60	0.79	0.44	0.55
DAROD	0.63	0.77	0.46	0.57
本文算法	0.62	0.87	0.43	0.56

以及 DAROD^[9]算法进行比较。如表3所示,在 CARRADA数据集上,本文方法相对于Faster RCNN算法 mAP 提升 4.6%,精确率提升 9.5%,相对于 DAROD 算法 mAP 近似,精确率提升 11.0%。如表4所示,在 RADDET数据集上,本文方法相对于Faster RCNN 算法 mAP 提升 3.3%,精确率提升 10.1%,相对于 DAROD 算法 mAP 近似,精确率提升 13.0%。

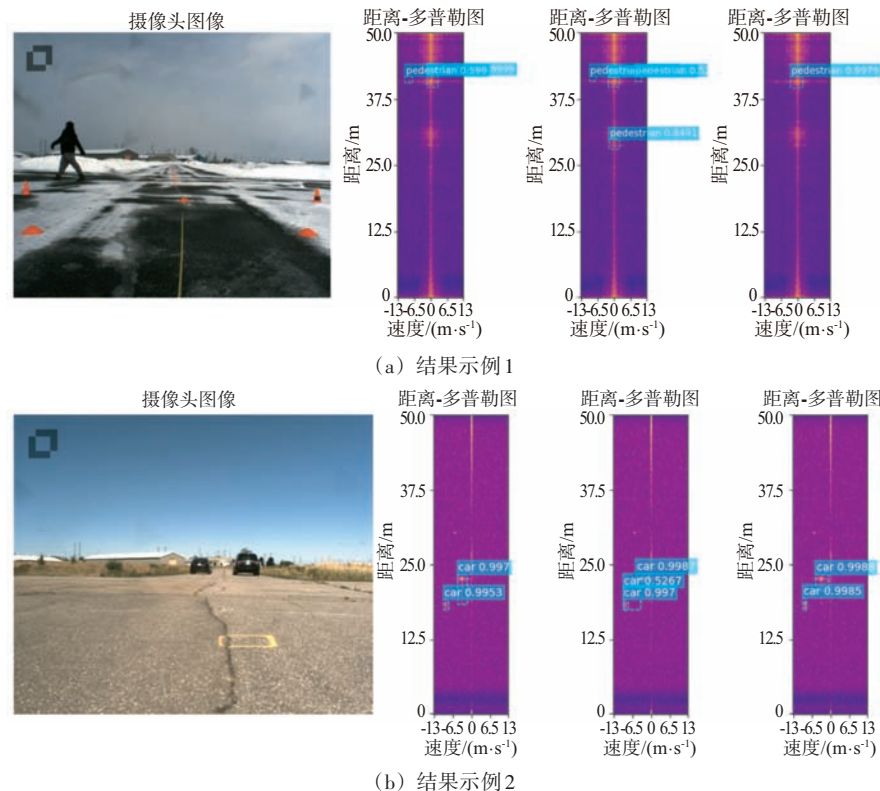
2.4 实验结果分析

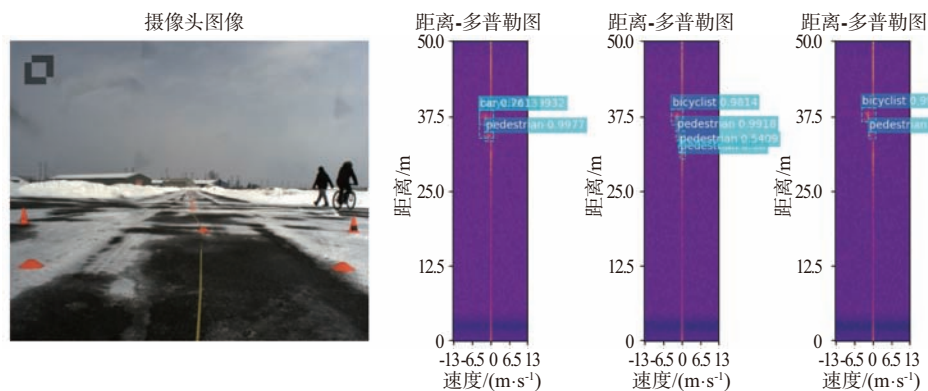
图6为部分结果图。在图6(a)中,Faster

RCNN在真实目标左侧出现虚警;DAROD在左侧和下边出现虚警;本文算法能正确检测并识别出目标。

在图6(b)中,Faster RCNN和本文算法均能够正确检测识别,DAROD出现了虚警。

在图6(c)中,Faster RCNN在行人和骑行者之间出现了汽车虚警,DAROD出现了大量行人虚警,只有本文算法能正确检测并识别目标。本文通过样本增强策略对网络进行正则化,能学习到更精确的模型,同时改进后的损失函数能对错误匹配的背景目标增加惩罚损失,因此能减少虚警,提高召回率。





(c) 结果示例3

图6 检测识别结果对比图(从左至右:摄像头图像、Faster RCNN、DAROD、本文算法)

3 结束语

针对雷达距离-多普勒图中的目标检测识别,本文提出了基于深度神经网络智能检测识别算法。算法采用目标多普勒增强感兴趣区域特征表示,采用基于随机变换和标签混合的样本增强策略提升网络的鲁棒性,并且采用改进后的位置回归损失提高算法的位置计算精度。实验证明提出的算法能够实现准确的雷达目标检测识别。

本文研究监督学习条件下的雷达目标检测识别,如何利用半监督学习和非监督学习的方法提高检测识别性能,是未来探索的方向。

另外,如何根据检测识别结果结合数据关联和状态估计方法,形成稳定准确的多目标跟踪方法,值得进一步的探索和优化。

参考文献:

- [1] 刘世琦,匡华星,杨昊成.基于CFAR-CNN的轻量级海上目标检测[J].雷达科学与技术,2024,22(3):312-320.
- [2] 杜兰,刘彬,王燕,等.基于卷积神经网络的SAR图像目标检测算法[J].电子与信息学报,2016,38(12):3018-3025.
- [3] 常沛,夏勇,李玉景,等.基于CNN的SAR车辆目标检测[J].雷达科学与技术,2019,17(2):220-224.
- [4] 夏勇,田西兰,常沛,等.基于深度学习的复杂沙漠背景SAR目标检测[J].雷达科学与技术,2019,17(3):305-309.
- [5] 喻庆豪,吴迪,朱岱寅,等.基于CNN的机载气象雷达气象目标检测方法[J].雷达科学与技术,2021,19(4):409-416.
- [6] 张丽丽,王贤俊,屈乐乐,等.SAR图像舰船检测的神经

网络关联剪枝方法[J].雷达科学与技术,2024,22(3):284-290.

- [7] QIN Chuan, WANG Xueqian, LI Gang, et al. A Semi-Soft Label-Guided Network with Self-Distillation for SAR Inshore Ship Detection[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing,2023,61:1-14.
- [8] 陈小龙,何肖阳,邓振华,等.雷达微弱目标智能化处理技术与应用[J].雷达学报,2024,13(3):501-524.
- [9] DECOURT C, VANRULLEN R, SALLE D, et al. DAROD: A Deep Automotive Radar Object Detector on Range-Doppler Maps[C]//2022 IEEE Intelligent Vehicles Symposium(IV), Aachen, Germany: IEEE, 2022:112-118.
- [10] PARK S, LEE S, KWAK N. Range-Doppler Map Augmentation by Generative Adversarial Network for Deep UAV Classification[C]//2022 IEEE Radar Conference, New York, USA: IEEE, 2022:1-7.
- [11] HUANG Zhaojin, HUANG Lichao, GONG Yongchao, et al. Mask Scoring R-CNN[C]//2019 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, CA, USA: IEEE, 2019: 6402-6411.
- [12] OUAKNINE A, NEWSON A, REBUT J, et al. CARRADA Dataset: Camera and Automotive Radar with Range-Angle-Doppler Annotations[C]// 2020 25th International Conference on Pattern Recognition, Milan, Italy: IEEE, 2021:5068-5075.
- [13] ZHANG Ao, NOWRUZI F E, LAGANIERE R. RADDet: Range-Azimuth-Doppler Based Radar Object Detection and Recognition for Dynamic Road Users[C]// 2021 18th Conference on Robots and Vision, Burnaby, BC, Canada: IEEE,2021:95-102.
- [14] ZHANG Zijun. Improved Adam Optimizer for Deep Neural Networks [C]// 2018 IEEE/ACM (下转第261页)

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.03.002

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¹, 董云龙², 丁昊², 曹政², 李勇慧²

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

摘要: 在复杂的海洋环境中, 强海杂波对雷达目标检测产生严重干扰, 易引起虚警。对海杂波谱特性参数的准确估计有助于利用白化等手段对海杂波进行抑制, 对海上目标检测具有重要意义。针对时变、复杂的海洋环境的杂波谱变化, 本文提出一种能够适应环境的多帧贝叶斯迭代感知估计方法, 对海杂波谱的中心频率和带宽两个特性参数进行估计。所提方法首先收集待测区域的海杂波回波, 进行先验分布初始参数的估计, 随后通过统计海杂波贝叶斯估计值的分布参数, 对先验分布的参数进行迭代, 进而实现先验分布参数逐渐与环境相适应。在与环境匹配的先验分布条件下对海杂波谱的中心频率和带宽进行贝叶斯估计, 能够很大程度降低估计误差。使用4级、5级海况下的X波段对海探测数据集的杂波区对所提方法进行实验, 对海杂波谱特性参数的估计误差小于单帧估计方法和使用遗忘因子的估计方法, 证明了所提方法的有效性。

关键词: 海杂波; 多普勒谱; 先验分布; 贝叶斯估计

中图分类号: TN957.54

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0243-10

引用格式: 韦继丰, 董云龙, 丁昊, 等. 海杂波谱中心频率和带宽的多帧贝叶斯迭代估计方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 243-252.

WEI Jifeng, DONG Yunlong, DING Hao, et al. Multi-Frame Bayesian Iterative Estimation Method for Frequency Center and Bandwidth of Sea Clutter Spectrum[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 243-252.

Multi-Frame Bayesian Iterative Estimation Method for Frequency Center and Bandwidth of Sea Clutter Spectrum

WEI Jifeng¹, DONG Yunlong², DING Hao², CAO Zheng², LI Yonghui²

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

Abstract: In complex marine environments, sea clutter can cause serious interference to radar target detection and easily lead to false alarms. Accurately estimating the spectral characteristics of sea clutter can help suppress sea clutter using techniques such as whitening, which is of great significance for maritime target detection. To adapt to the time-varying changes of sea clutter spectrum, a multi-frame Bayesian iterative perception estimation method is proposed for estimating the two characteristic parameters of center frequency and bandwidth of the sea clutter spectrum. The proposed method first collects sea clutter echoes for estimating the initial parameters of the prior distribution, and then iterates the parameters of the prior distribution by statistically estimating the Bayesian values of the sea clutter, gradually adapting the prior distribution parameters to the environment. Bayesian estimation of the center frequency and bandwidth of sea clutter spectrum with prior distribution that matches the environment can greatly reduce estimation errors. Experiments are conducted on the clutter area of the sea detection dataset using X-bands under fourth and fifth sea states. The proposed method shows that the estimation error of the sea clutter spectral characteristic parameters is smaller than that of the single frame estimation method and the estimation method using forgetting factor, demonstrating the effectiveness of the proposed method.

Key words: sea clutter; Doppler spectrum; prior distribution; Bayesian estimation

收稿日期: 2024-09-09; 修回日期: 2024-10-18

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62388102, 62101583)

0 引言

在复杂海洋环境中,雷达海上目标探测面临的海杂波影响问题不可避免。海杂波形成机理复杂,影响因素多,非高斯、非平稳、非线性特征显著,认知和抑制难度大,且在较高分辨率、较高海况(通常大于3级)等条件下,海杂波中出现海尖峰的概率明显提高,其回波特征与目标类似,易引起大量虚警^[1-3]。削弱海杂波不利影响的基本前提是开展海杂波特性研究,充分掌握海杂波特性规律,并合理有效利用海杂波特性设计海杂波抑制和目标检测方法。

对相参体制雷达而言,在自适应动目标检测(AMTD)^[4-7]、自适应匹配滤波(AMF)检测、自适应归一化匹配滤波(ANMF)^[8-10]检测等信号处理方法中,均需利用回波数据估计杂波谱,提取并估计谱特征参数(包括谱中心频率和带宽),并合理有效应用杂波谱特性,以便于对杂波做白化处理^[11-12],实现杂波抑制和信杂比(SCR)改善。因此,对海杂波特性参数的准确估计对于海上目标检测具有重要意义。受观测海域水文气象因素及时变海面结构影响,海杂波短时谱通常表现出时变非平稳性和空间非均匀性,因此需利用实时数据对其进行连续估计,使其匹配于当前探测场景和探测区域。在现有的海杂波特性参数估计方法中,Melief等人^[13]对海杂波的非平稳性进行了研究。为了对时变海杂波谱的参数进行观察,该学者对海杂波谱的多普勒中心频率和均方根多普勒带宽进行测量和计算。文献[14]使用回波谱的多普勒中心频率和均方根带宽对船只和海上漂浮小目标进行区分。文献[15]在传统矩估计方法的基础上,使用遗忘因子对海杂波谱的中心频率和带宽进行估计,取得较好的估计效果。文献[16]通过海杂波背景下的仿真实验,说明贝叶斯估计对海面信号参数估计的可行性,同时提出使用失配先验分布下得到的贝叶斯估计值修正先验分布参数的方法。对于海杂波模型的参数估计,文献[17-19]对扫描模式下帧间海杂波的相关性进行研究,并提出利用帧间信息对海杂波的参数进行贝叶斯估计的参数估计方法。该方法在估计当前帧海杂波模型参数时,不仅使用了当前帧海杂波样本,还使用

了历史帧海杂波的模型参数生成的仿真海杂波样本。历史帧海杂波的模型参数由历史多帧海杂波估计得到,并使用遗忘因子进行迭代。

已经有研究表明,不同距离单元之间、同一距离单元不同时间下的海杂波采样点具有相关性^[20],这也是上述方法能够使用遗忘因子对海杂波特性参数进行多帧估计的基础。但使用遗忘因子的参数估计方法受限于遗忘因子的设置,仅使用遗忘因子无法对历史帧和当前帧的有效信息进行合理加权计算,进而造成历史帧信息的不充分使用。相比之下,贝叶斯估计理论使用方差对历史帧和当前帧的有效信息进行衡量,方差越大则有效信息越少,相应的权重也就越小。这种信息度量方式有效地减少了估计过程中异常值对估计结果的影响,减小估计误差。此外,本文不仅使用贝叶斯估计方法对海杂波谱特性参数进行准确估计,还对传统固定先验分布的贝叶斯估计方法进行改进。为保证先验分布在贝叶斯估计中的支撑作用,本文使用历史帧对先验分布参数进行多帧迭代感知,从而实现先验分布参数随着环境的变化而不断变化,达到先验分布与当前估计环境相匹配的目的。

1 实测数据描述

本文使用数据集来自海军航空大学海上目标探测课题组于2022年发布的雷达对海探测数据集。该X波段雷达工作在凝视模式,距离分辨率为6 m。单批数据包含131 072个脉冲,脉冲重复频率为2 000 Hz,对应雷达凝视时间约65.5 s,包含950个距离单元,其中选用的海杂波距离单元为第101~300距离单元。数据集中浪高、平均信杂比(ASCR)和海况如表1所示。为研究高海况下海杂波的特性参数,选用包含HH极化、VV极化的4~5级海况的数据集进行研究。X波段试验雷达参数、待检测目标详细情况可参考文献[21]。数据集可通过雷达学报官网获取。

为模拟扫描模式下多帧雷达回波数据形式,将驻留雷达回波数据进行划分,划分方式如式(1)所示。

$$x_{ij} = x(s(i-1) + 1:s(i-1) + N), i = 1, 2, 3, \dots \quad (1)$$

式中, $x(n)$ 表示慢时间维的雷达回波序列, s 表示步长, 固定为 16, i 表示帧数, N 表示单次相干累积脉冲数, x_i 表示第 i 帧累积长度为 N 的雷达回波序列, j 表示回波序列的距离单元序号, 取值为 101~300。

表1 HH极化、VV极化数据基本信息

序号	数据名称	浪高/m	ASCR/dB	海况
#1-HH	20221112150043-stare-HH	1.8	9.50	4
#2-HH	20221113040027-stare-HH	2.6	9.73	5
#3-HH	20221112180016-stare-HH	2.7	12.33	5
#1-VV	20221113080027-stare-VV	2.5	10.78	5
#2-VV	20221113070023-stare-VV	2.5	14.13	5
#3-VV	20221113050014-stare-VV	2.6	8.08	5

2 海杂波谱特性参数的提取与分析

本节首先介绍单帧海杂波谱中心频率与带宽的提取方法, 然后对谱特性参数的相关性进行分析。谱特性参数的时间相关性强弱是历史帧谱特性参数与当前帧谱特性参数之间关联性强弱的体现, 是使用历史帧对谱特性参数进行多帧估计的理论基础。

2.1 海杂波谱中心频率与带宽

为了测量随时间变化的海杂波多普勒谱, 文献[22]中使用式(2)和式(3)计算海杂波谱中心频率与均方根带宽:

$$\hat{f}_d = \frac{\sum_{k=1}^M f_k |y_{(k)}|^2}{\sum_{k=1}^M |y_{(k)}|^2} \quad (2)$$

式中, $y_{(k)}$ 表示回波序列 M 点 FFT 第 k 点的频谱值, f_k 表示 M 点 FFT 的第 k 个频点代表的实际频率值, $\hat{f}_d$ 表示多普勒频移(海杂波谱中心频率)的估计值。

$$\hat{B} = \sqrt{\frac{\sum_{k=1}^M (f_k - \hat{f}_d)^2 |y_{(k)}|^2}{\sum_{k=1}^M |y_{(k)}|^2}} \quad (3)$$

式中, $\hat{B}$ 表示海杂波多普勒谱带宽的估计值。

2.2 相关性分析

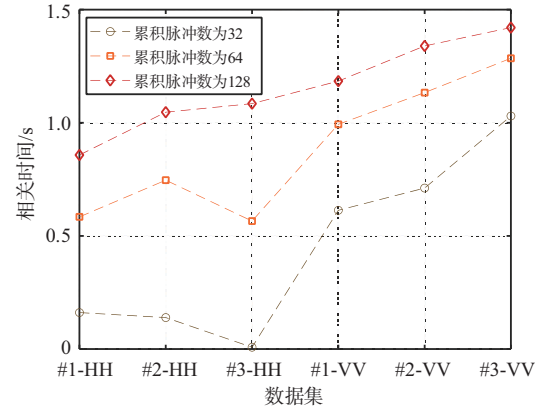
结合式(1)、(2)、(3), 对 $x_{i,j}$ 进行傅里叶变换后进行中心频率和带宽的估计, 可以得到第 j 个距离

单元的中心频率估计序列和带宽估计序列 f_{1j} 和 f_{2j} 。根据式(4)可以计算 f_{1j} 和 f_{2j} 的自相关系数。

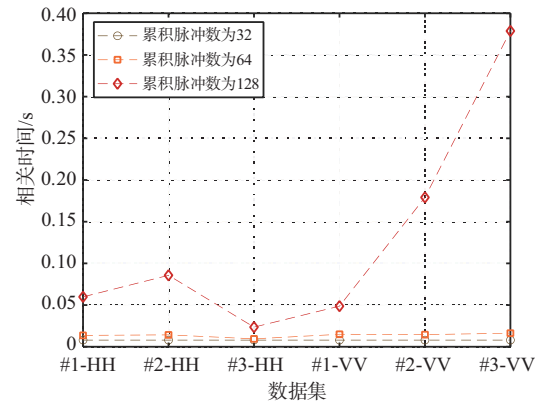
$$R_{ff}(\tau) = \frac{\sum_{i=1}^{n-\tau} f(i)f(i+\tau)}{\sum_{i=1}^n f(i)^2} \quad (4)$$

式中, $f(i)$ 表示长度为 n 的参数估计序列中的第 i 个估计参数, τ 表示延迟点数。

遍历所有距离单元, 可以得到 200 个距离单元的谱特性参数的自相关系数, 同时, 取自相关系数小于 $1/e$ 的延迟时间为相关时间, 将 200 个距离单元的相关时间取均值作为当前数据集的谱特性参数相关时间。本文所使用的数据集相关时间如图 1 所示。



(a) 带宽相关时间



(b) 谱中心频率相关时间

图1 不同数据集上海杂波谱中心频率和带宽的相关时间

由图 1 可知, 在 4 级、5 级海况下, 当累积脉冲数为 128 时, 海杂波谱中心频率的相关时间在 0.02 s 以上, 海杂波谱带宽的相关时间在 0.85 s 以上, 且带宽的相关时间长于中心频率的相关时间。此

外,随着累积脉冲数的增加,杂波谱参数的相关时间也在增加。这是因为累积脉冲数的增加有助于杂波谱参数的准确估计。当累积脉冲数低于 128 时,累积脉冲能够提供的频谱信息不足,进而导致海杂波谱参数的估计结果极易受到干扰,导致谱参数的相关时间减短。海杂波谱中心频率和带宽的相关时间说明当前帧与历史帧之间存在关联性,可以使用历史帧的数据辅助当前帧进行海杂波特性参数的估计,提高当前帧的参数估计精度。

3 海杂波谱中心频率和带宽的多帧贝叶斯迭代估计方法

上一节的实验表明,历史帧的谱特性参数与当前帧存在时间相关性,可以使用历史帧形成的先验信息对当前帧的参数估计进行有效支撑。本节将阐述利用贝叶斯估计对当前帧谱特性参数进行准确估计的方法,以及利用历史帧对先验分布参数进行迭代感知的方法。

以海杂波谱中心频率为例,根据高斯背景下的贝叶斯估计方法,可将待估计的谱中心频率建模为如下形式:

$$f_d = f_d \times \mathbf{I} + \mathbf{w} \quad (5)$$

式中: f_d 为海杂波谱中心频率的真值; $\mathbf{I}$ 表示长度为 M 、元素均为 1 的列向量; $\mathbf{w}$ 表示零均值方差为 σ_n^2 的高斯随机噪声,长度为 M 的列向量。但由于海面存在非平稳性,真值 f_d 通常是一个随机变量。假设 f_d 所属分布为 $N(\mu_f, \sigma_f^2)$ (下称该分布为先验分布),则可以求出当收集到样本数为 M 的 x 特征样本集合时,二次损失最小的条件下,对参数 f_d 的贝叶斯估计^[23]:

$$a_e = \left(\frac{Mm_f}{\sigma_n^2} + \frac{\mu_f}{\sigma_f^2} \right) / \left(\frac{M}{\sigma_n^2} + \frac{1}{\sigma_f^2} \right) \quad (6)$$

式中, m_f 为 M 帧杂波谱中心频率的无偏估计, a_e 为杂波谱中心频率的贝叶斯估计。从式(6)可以看出,对谱中心频率 f_d 的贝叶斯估计实质上是样本无偏估计与参数 f_d 先验分布均值参数 μ_f 的加权相加,由先验分布的方差 σ_f^2 和当前样本的方差 σ_n^2 决定权重。若先验分布的方差越小,则说明先验分布相较于 m_f 所属分布更稳定,贝叶斯估计值 a_e 则更应该偏向于先验分布均值 μ_f 而不是偏向不稳

定的 m_f 。

虽然式(6)给出了海杂波谱特性参数的贝叶斯估计表达式,但由于先验分布缺失的问题,暂不能直接对特性参数进行估计。先验分布的获取和迭代在贝叶斯估计中同样是重要的环节。为保证贝叶斯估计的合理性,先验分布的参数需要贴合当前的估计背景。在时变的海面环境下,先验分布的参数在迭代估计的过程中同样需要不断调节,进而适应海面环境的变化。下文将着重介绍如何在先验分布失配的条件下进行先验分布参数的迭代感知,从而实现先验分布参数适配于当前估计环境背景。

假设在参数估计开始前,已经通过数据收集等手段获取先验分布初始参数 μ_f 和 σ_f^2 。由于海面时变的探测环境,先验分布初始参数与当前环境的先验分布参数存在不匹配的问题。令与环境相符的先验分布为 $N(\mu_\varphi, \sigma_\varphi^2)$, 根据文献[16], 谱中心频率的贝叶斯估计值所属分布如式(7)所示。

$$a_e \sim N(\alpha\mu_\varphi + (1 - \alpha)\mu_f, \alpha^2(\sigma_n^2/M + \sigma_\varphi^2)) \quad (7)$$

$$\alpha = \sigma_f^2 / (\sigma_f^2 + \sigma_n^2/M)$$

式中, μ_f 和 σ_f^2 分别为预设的先验分布均值和方差, μ_φ 和 σ_φ^2 分别为先验分布实际的均值和方差。先验失配下的贝叶斯估计值分布模型中,不仅包含了真实先验的信息,还包含了由于错误先验而引起的偏差。更重要的是,在失配先验分布下, a_e 所属分布的均值 μ_e 和方差 σ_e^2 可以通过样本估测得到。根据估测到的贝叶斯估计值所属分布参数,可以完成对失配先验分布参数的迭代估计。根据贝叶斯估计值的均值 μ_e 和方差 σ_e^2 以及预设的先验分布参数,推断出先验分布的真实参数。根据文献[16],可以得到先验分布参数 μ_φ 和 σ_φ^2 的序贯估计迭代方法:

$$\mu_e(n+1) = \mu_e(n) + (a_e(n+1) - \mu_e(n)) / (n+1)$$

$$\sigma_e^2(n+1) = (1 - 1/n)\sigma_e^2(n) + \quad (8)$$

$$(a_e(n+1) - \mu_e(n))^2 / (k+1)$$

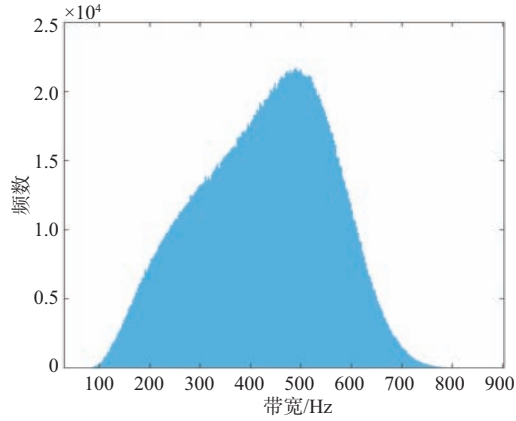
$$\mu_\varphi(n+1) = \mu_e(n+1) / \alpha(n) - (1 - \alpha(n))\mu_f / \alpha(n) \quad (9)$$

$$\sigma_\varphi^2(n+1) = \sigma_e^2(n+1) / \alpha^2(n) - \sigma_n^2 / M$$

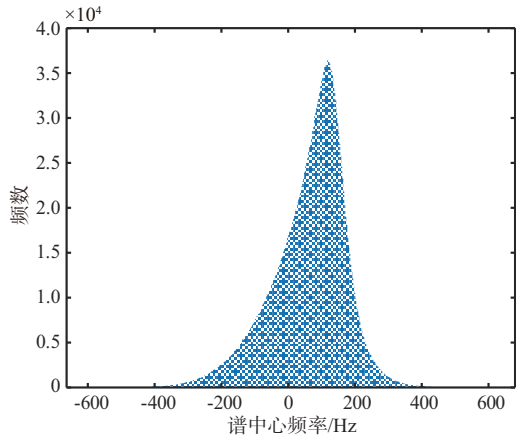
式中, M 为单次估计使用的样本数目, n 为迭代次数, σ_n^2 为样本方差,使用样本进行无偏估计得到。式(9)中, $\alpha(n)$ 表示为

$$\alpha(n) = \sigma_{\varphi}^2(n) / (\sigma_{\varphi}^2(n) + \sigma_n^2/M) \quad (10)$$

本文所提方法为使用高斯背景下的贝叶斯估计方法对海杂波谱特性参数进行估计,需要研究所估计参数的分布情况。海杂波谱的中心频率分布和谱宽分布直方图如图2所示。



(a) 带宽



(b) 谱中心频率

图2 谱的中心频率分布和谱宽分布直方图

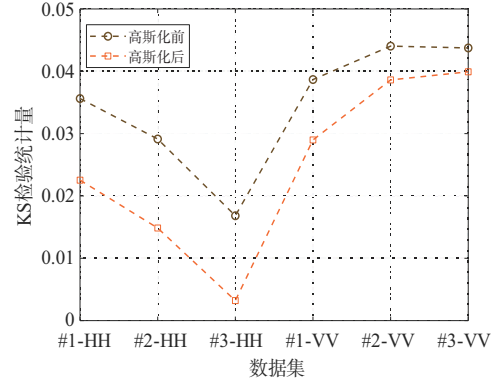
该分布不是常见的分布类型。为使谱中心频率和带宽在高斯背景下的贝叶斯估计方法下取得更小的估计误差,需要使用Box-cox变换进行高斯化。Box-cox变换公式如式(11)所示。

$$Y(\lambda) = \begin{cases} \frac{X^\lambda - 1}{\lambda}, & \lambda \neq 0 \\ \log(X), & \lambda = 0 \end{cases} \quad (11)$$

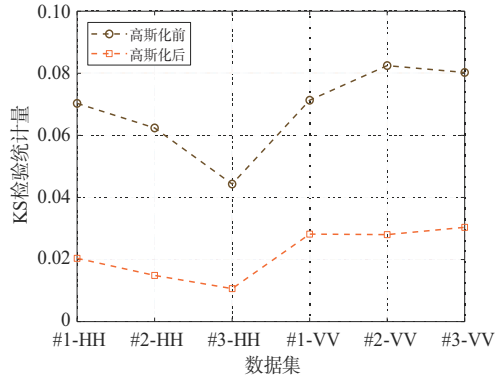
式中, X 为待变换的海杂波谱特性参数样本, λ 为高斯化参数,可根据收集到的海杂波谱特性参数样本进行确定, Y 为高斯化后的海杂波谱特性参数。

海杂波谱特性参数经过Box-cox变化后,对变

换后序列进行KS(Kolmogorov-Smirnov)检验以验证其高斯性。统计本文所有数据集高斯化前后特性参数KS检验统计量,KS检验统计量越小则说明高斯性越强,如图3所示。



(a) 杂波谱带宽



(b) 杂波谱中心频率

图3 高斯化前后KS检验统计量变化情况

可以明显地观察到,在使用Box-cox变换后,海杂波谱的中心频率分布与带宽的KS检验统计量更小,二者的分布情况相较于变换前更趋近于高斯分布。高斯背景下的贝叶斯估计是在估计值与真值的二次损失最小的条件下得出,待估计值的非高斯性影响到二次损失最小的关键条件是否成立。因此,对待估计值进行高斯化能够有效地减少估计产生的损失。

当需要对某区域的海杂波谱的特性参数进行估计时,首先使用单帧内的海杂波回波进行相干累积,得到海杂波谱并利用式(2)、式(3)进行中心频率和带宽的单帧估计。在参数估计开始前,预先收集当前环境的杂波数据,提取参数信息并根据参数分布情况求出高斯化最佳参数 λ 。同时,将预先收集到的杂波数据提取出的谱特性参数进行

Box-cox 高斯化,并对先验分布的初始参数进行估计,得到预设的先验分布 $N(\mu_f, \sigma_f^2)$ 。参数估计开始时,存储海杂波谱特性参数的单帧估计结果。当存储的单帧帧数达到 M 时,计算 M 帧参数估计结果的无偏估计值 m_f ,结合式(9)并利用预设的先验分布 $N(\mu_f, \sigma_f^2)$ 对海杂波特性参数进行贝叶斯估计,使用贝叶斯估计值 a_e 代替当前帧的单帧估计结果。当下一帧到来时,使用当前帧的单帧估计

结果和前 $M-1$ 帧的估计结果计算无偏估计值 m_f 并进行贝叶斯估计,同时参照式(8)对贝叶斯估计值 a_e 所属分布的均值和方差进行序贯估计,结合序贯估计结果和预设的先验分布,使用式(12)对预设的先验分布的参数进行更新,使用迭代更新后的参数 μ_e 和 σ_e^2 代替预设的先验分布参数 μ_f 和 σ_f^2 进而进行下一轮贝叶斯估计。具体流程框图如图 4 所示。

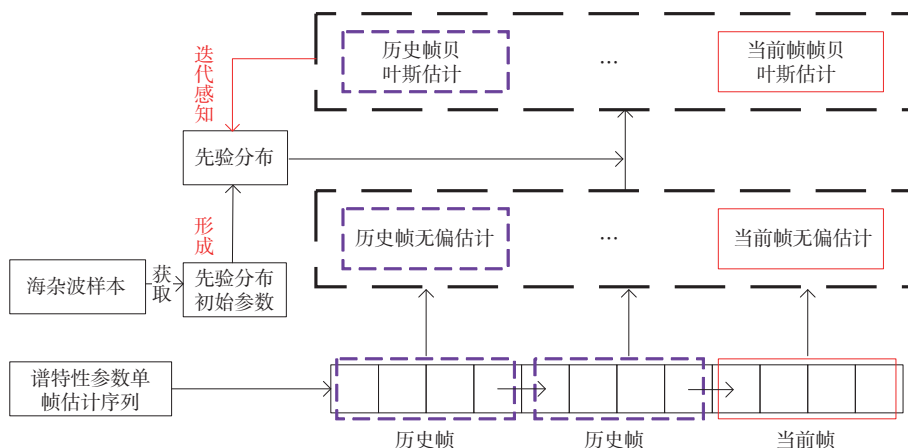


图4 海杂波谱特性参数的多帧贝叶斯迭代估计方法

随着多帧扫描的进行,能够获取的海杂波谱特性参数的单帧估计结果越来越多,先验分布的参数也能得到足够的修正,进而达到与参数估计背景匹配的效果。先验分布迭代感知算法的优势在于突破了贝叶斯估计方法的局限性。在传统贝叶斯估计理论中,先验分布和先验信息往往是根据历史经验总结得到,在迭代过程中视为已知条件并固定。而在大范围海场景中,海面的非平稳性意味着海杂波谱特性参数的先验分布参数会随着时间发生改变,因此相较于传统的贝叶斯估计方法,先验分布迭代感知下的贝叶斯估计方法更适用于雷达对海杂波谱的特性参数估计。

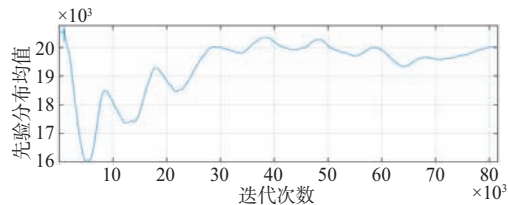
4 实验与效果对比

为验证所提方法的有效性,使用 X 波段对海探测数据集的杂波区域对先验分布迭代感知的收敛性和所提方法的估计性能进行验证,并与其他方法进行对比。

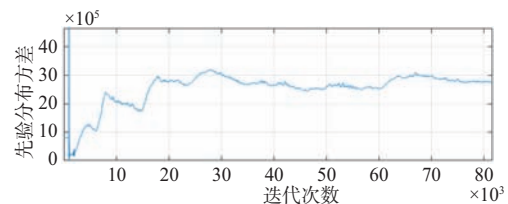
4.1 先验分布迭代感知算法的收敛性

先验分布的参数由历史帧的贝叶斯估计值迭

代感知得到。在慢变的海上环境中,随着历史帧的积累和迭代次数的增加,先验分布的参数应随着迭代的进行而逐渐稳定收敛。在本节中,使用 #1-VV 数据集杂波单元的谱中心频率和谱带宽作为待估计量进行先验分布迭代感知,对先验分布参数的迭代过程进行研究。在累积脉冲数为 32 的条件下,谱带宽和中心频率的先验分布参数迭代过程如图 5 和图 6 所示。

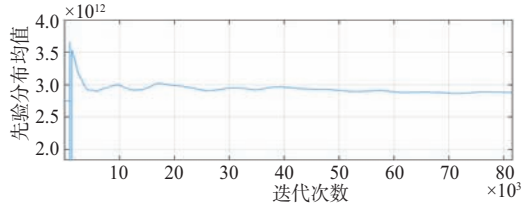


(a) 先验分布均值参数迭代过程

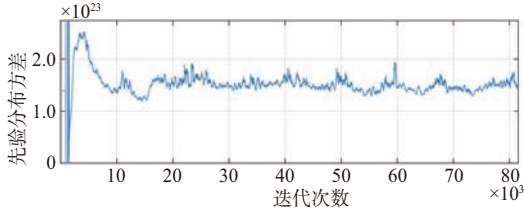


(b) 先验分布方差参数迭代过程

图5 谱带宽先验分布参数迭代过程



(a) 先验分布均值参数迭代过程



(b) 先验分布方差参数迭代过程

图6 谱中心频率先验分布参数迭代过程

由图5和图6可知,在先验分布参数迭代初期,受到海面非平稳性的影响,先验分布的参数浮动范围较大。但随着迭代次数的增加,先验分布的参数对当前环境的认知不断加深,在迭代次数

达到3 000次后,先验分布的参数渐渐趋于平缓,从而达到先验分布与环境的匹配。

由于谱带宽和谱中心频率在进行多帧贝叶斯迭代估计前所使用Box-cox变换高斯化,二者在数值上与变换前有所区别。在下一节的估计误差计算中,需要对谱特性参数进行Box-cox逆变换以恢复到变换前的数值水平。

4.2 所提方法的估计结果对比

海杂波谱的中心频率和带宽的真值可以根据当前帧的杂波谱参数和历史帧杂波谱参数进行估计。根据先前关于相关性的考察,选取0.512 s时间长度的历史帧的特性参数均值作为参数估计的真值。

本实验中,所提方法的历史帧长度为32。在累积脉冲数分别为32和128的条件下,所提方法与单帧估计方法、文献[15]使用遗忘因子方法的估计结果与真值之间的绝对误差热力图如图7、图8所示。绝对误差计算公式如式(12)所示。

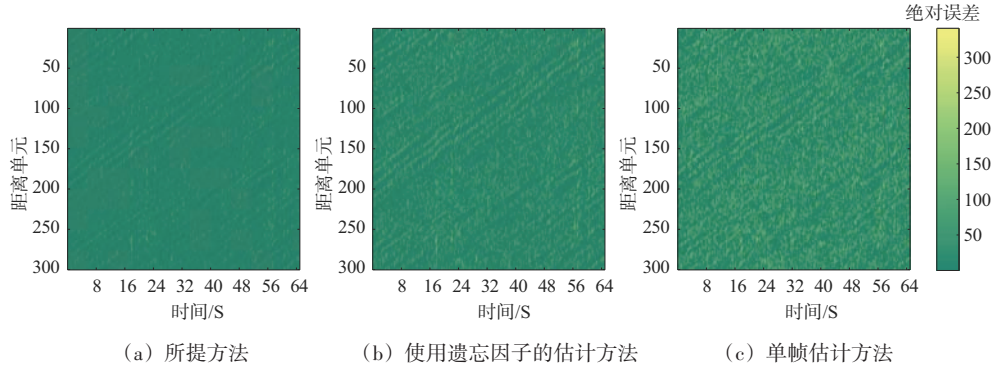


图7 #3-VV数据集海杂波谱带宽估计结果对比(累积脉冲数为128)

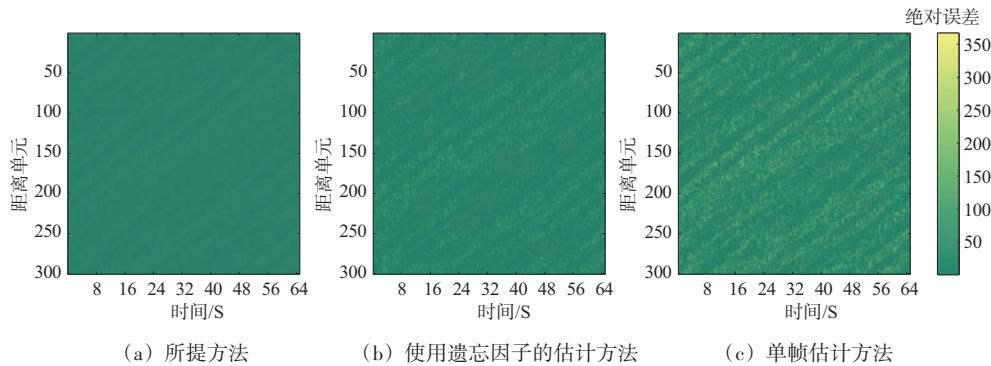


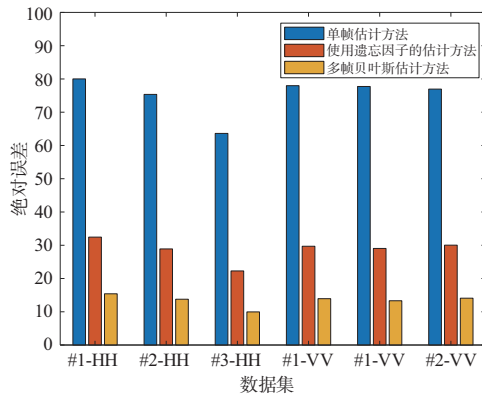
图8 #3-VV数据集海杂波谱中心频率结果对比(累积脉冲数为128)

$$X_{\text{err}} = \frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |x_{ij} - x_{\text{true},ij}|}{N \times M}$$

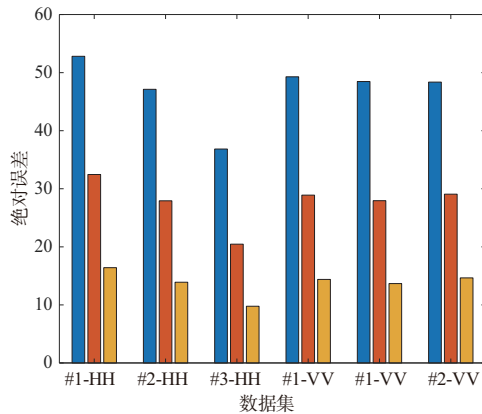
式中, X_{err} 表示平均绝对误差, N 表示数据集中选用的杂波单元数目, M 表示数据集划分的帧总数, $x_{i,j}$

表示第 i 个距离单元第 j 帧的谱特性参数贝叶斯估计结果, $x_{true_{i,j}}$ 第 i 个距离单元第 j 帧的谱特性参数真值。

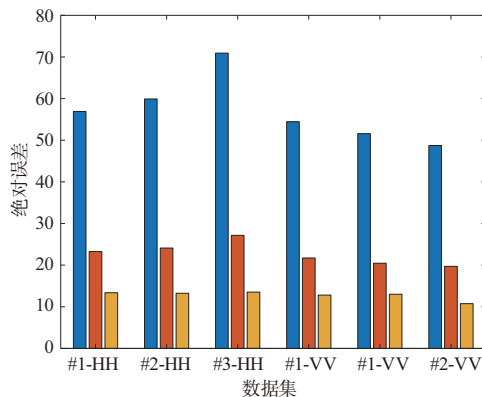
从图 7、图 8 中可以看出, 单帧估计方法的估计误差最大, 其次是使用遗忘因子的参数估计方法, 本文所提方法的估计误差最低。同时, 对误差热力图的沿距离维和时间维取平均值, 得到整个数据集的平均误差, 如图 9 所示。



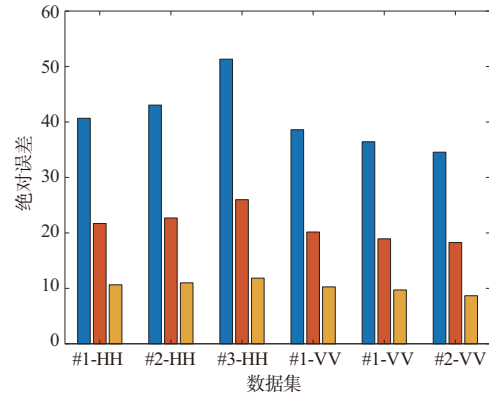
(a) 杂波谱带宽, 累计脉冲数为 32



(b) 杂波谱带宽, 累计脉冲数为 128



(c) 杂波谱中心频率, 累计脉冲数为 32



(d) 杂波谱中心频率, 累计脉冲数为 128

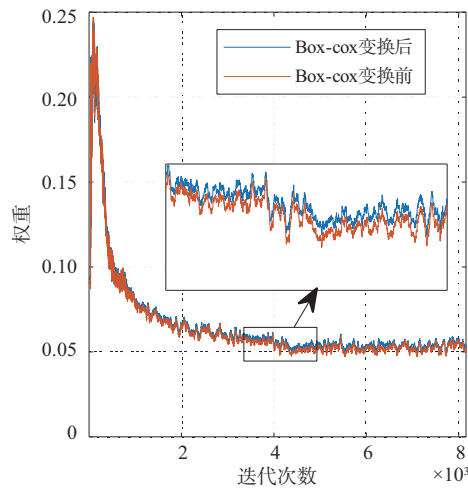
图 9 不同数据集、不同方法杂波谱中心频率和带宽估计绝对误差

根据实验结果可知, 所提方法的估计误差均低于单帧估计方法与使用遗忘因子的参数估计方法。在高海况、短累积时间的背景下, 单帧信号能够提供的杂波谱信息量少且杂乱。本文所提方法使用历史帧形成的先验信息对当前帧的谱参数估计进行信息补充, 进而完成更准确的参数估计。

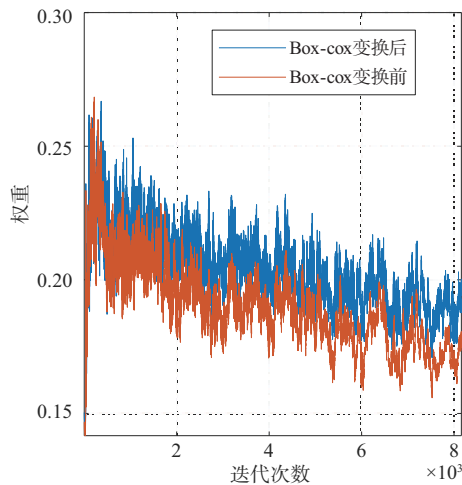
随后, 为探究 Box-cox 变换高斯化的对估计过程的影响, 本文对高斯化前后计算贝叶斯估计值的各个参量进行对比分析。根据贝叶斯估计值的计算公式(式(6)), 贝叶斯估计值由样本均值与先验分布均值参数加权得到, 而权重与样本方差、样本数和先验分布方差共同决定。更具体地说, 若样本方差越大, 先验分布方差越小, 则先验分布均值参数得到的权重就越大, 贝叶斯估计值会更接近先验分布均值, 远离样本均值。权重的大小会对贝叶斯估计结果产生影响, 因此需要观察 Box-cox 变换前后的权重变化情况。

本文在 #2-HH 数据集上选取某一杂波单元, 进行贝叶斯估计和先验分布的迭代感知。Box-cox 变换前后先验分布均值在贝叶斯估计中所占权重如图 10 所示。

由图 10 可知, 相较于使用 Box-cox 变换前, 使用 Box-cox 变换后所提方法能够得到更大的先验分布均值的权重。在谱特性参数经过 Box-cox 变换后, 先验分布参数在贝叶斯估计中对估计结果的影响更大, 估计结果相较于变换前更接近先验分布的均值。为验证实验结论的普遍性, 本文对



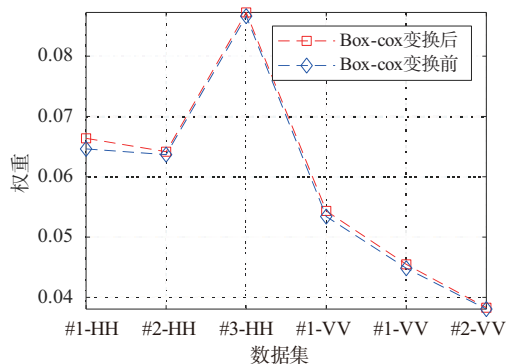
(a) 估计对象为杂波谱带宽时



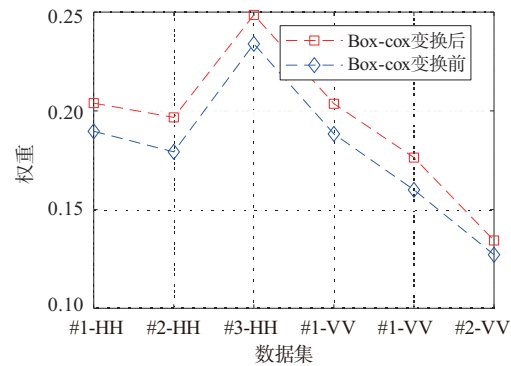
(b) 估计对象为杂波谱中心频率时

图10 使用Box-cox变换前后先验分布均值所占权重的变化

表1中所使用的6个数据集进行实验,统计Box-cox变换前后先验分布迭代感知过程中先验分布均值在贝叶斯估计中所占权重,得到每个数据集的权重均值,如图11所示。



(a) 估计对象为杂波谱带宽时



(b) 估计对象为杂波谱中心频率时

图11 不同数据集上使用Box-cox变换前后先验分布均值所占权重的变化

由图11可知,使用Box-cox变换能够加强先验分布在贝叶斯估计中的支撑作用,若先验分布的均值能够真实地反映谱特性参数的真值,则可以进一步减小贝叶斯估计产生的估计误差。在图11(a)中,当贝叶斯估计的对象为杂波谱带宽时,与图11(b)相比,使用Box-cox变换前后权重的变化较小。原因之一可追溯到图3,相较于杂波谱中心频率,Box-cox变换对杂波谱带宽带来的高斯化程度较弱。原因之二在于杂波谱带宽相较于谱中心频率,具有更小的样本方差,导致权重的基数较小。如何让先验分布的均值参数与谱特性参数的真值相匹配,则是本文后续需要考虑的问题和研究方向。

5 结束语

对复杂海洋环境的特性参数估计问题一直是雷达目标检测领域的重要问题。本文通过考察历史帧和当前帧海杂波谱中心频率和带宽的相关性,提出使用历史帧迭代形成的先验信息对当前帧进行贝叶斯估计的参数估计方法。所提方法不仅利用历史帧多帧迭代完成先验分布与当前海面环境的匹配,还合理地使用历史帧形成的先验信息,对当前帧的参数估计进行信息补充和支撑,完成更准确的参数估计。通过X波段对海探测数据集的实验,所提方法的谱带宽估计绝对误差相较于单帧估计方法降低30 Hz以上,相较于使用遗忘因子的多帧估计方法降低10 Hz以上;所提方法的谱中心频率估计绝对误差相较于单帧估计方法降低40 Hz以上,相较于使用遗忘因子的多帧估计方法降低5 Hz以上。

参考文献:

- [1] 何友,黄勇,关键,等.海杂波中的雷达目标检测技术综述[J].现代雷达,2014,36(12):1-9.
- [2] 王童,童创明,许光飞,等.基于电磁模型的宽带雷达海杂波信号建模与分析[J].电子与信息学报,2022,44(4):1358-1365.
- [3] 张俊玲,董玫,陈伯孝.基于可调Q因子小波变换的海杂波抑制算法[J].系统工程与电子技术,2023,45(2):343-351.
- [4] 陈小龙,于仕财,关键,等.海杂波背景下基于FRFT的自适应动目标检测方法[J].信号处理,2010,26(11):1613-1620.
- [5] 曾浩,李洁,鉴福升.强海杂波环境下目标检测方法对比分析[J].雷达科学与技术,2015,13(1):33-36.
- [6] XUE Jian, FAN Zheng, XU Shuwen. Adaptive Coherent Detection for Maritime Radar Range - Spread Targets in Correlated Heavy-Tailed Sea Clutter with Lognormal Texture [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21:1-10.
- [7] XIAO Daipeng, LIU Weijian, CHEN Hui, et al. An Adaptive Radar Target Detection Method Based on Alternate Estimation in Power Heterogeneous Clutter [J]. Remote Sensing, 2024, 16(13):2508.
- [8] KAMEL H, ALI S E E, SHEHATA M G. Detection Boosting of Low Signal-to-Noise Ratio Targets Using a Proposed Adaptive Filter Technique [C]//2024 41st National Radio Science Conference, New Damietta, Egypt: IEEE, 2024: 143-150.
- [9] WEN Baotian, LU Zhizhong, MAO Yongfeng, et al. Marine Radar Image Sequence Target Detection Based on Space-Time Adaptive Filtering and Hough Transform [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17:13506-13522.
- [10] KONONOV A A, KA M H. Rapid Adaptive Matched Filter for Detecting Radar Targets with Unknown Velocity [J]. IEEE Access, 2024, 12:25411-25428.
- [11] 李东宸,水鹏朗,许述文.块白化杂波抑制的海面漂浮小目标检测方法[J].西安电子科技大学学报,2016,43(6):21-26.
- [12] XU Shuwen, RU Hongtao, LI Dongchen, et al. Marine Radar Small Target Classification Based on Block-Whitened Time - Frequency Spectrogram and Pre - Trained CNN [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61:1-11.
- [13] MELIEF H W, GREIDANUS H, VAN GENDEREN P, et al. Analysis of Sea Spikes in Radar Sea Clutter Data [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44:985-993.
- [14] YU Hengli, CAO Zheng, WANG Guoqing, et al. A Classification Method for Marine Surface Floating Small Targets and Ship Targets [J]. IEEE Journal on Miniaturization for Air and Space Systems, 2024, 5(2):94-99.
- [15] 降晓冉.海杂波特性参数的递归估计与预测方法[D].西安:西安电子科技大学,2020.
- [16] 邹鲲,张斌,王晓薇,等.贝叶斯估计器先验模型参数的迭代感知方法[J].电子与信息学报,2015,37(6):1402-1408.
- [17] 曾威良.海杂波特性参数的递归贝叶斯估计方法研究[D].西安:西安电子科技大学,2019.
- [18] LIANG Xiang, YU Han, ZOU Pengjia, et al. Multiscan Recursive Bayesian Parameter Estimation of Large - Scene Spatial - Temporally Varying Generalized Pareto Distribution Model of Sea Clutter [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60:1-16.
- [19] YU Han, SHUI Penglang, ZENG Weiliang, et al. Multiscan Recursive Bayesian Method for Parameter Estimation of Spatially - Varying Sea Clutter Models [C]//2018 International Conference on Radar, Brisbane, QLD, Australia:IEEE, 2018:1-6.
- [20] 丁昊,李建忠,安昕,等.实测海杂波数据的多普勒谱特性[J].雷达科学与技术,2012,10(4):400-408.
- [21] 关键,刘宁波,王国庆,等.雷达对海探测试验与目标特性数据获取——海上目标双极化多海况散射特性数据集[J].雷达学报,2023,12(2):456-469.
- [22] GRECO M, BORDONI F, GINI F. X-Band Sea-Clutter Nonstationarity: Influence of Long Waves [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2004, 29(2):269-283.
- [23] 吴翊,李永乐,胡庆军.应用数理统计[M].长沙:国防科技大学出版社,1995.

作者简介:

韦继丰 男,硕士研究生,主要研究方向为雷达海上目标特征检测。

董云龙 男,博士,教授,主要研究方向为雷达目标检测与跟踪、多传感器信息融合。

丁昊(通信作者) 男,博士,副教授,主要研究方向为海杂波特性认知与杂波抑制、海上目标检测。

曹政 男,博士,教员,主要研究方向为海上目标识别与多特征融合检测。

李勇慧 男,本科,主要研究方向为海上目标检测。

步进频率探地雷达快速超分辨成像方法

熊思宇¹, 晋良念^{1,2}

(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院, 广西桂林 541004;
2. 广西南宁桂电电子科技研究院有限公司, 广西南宁 530000)

摘要: 针对现有步进频率探地雷达一维成像方法分辨率低、速度慢的问题,提出了一种改进的基追踪去噪一维快速超分辨成像方法。该方法首先建立步进频率回波信号模型,通过FFT+FT细化探地雷达感兴趣的目标区域,以构建轻量化的基矩阵;然后基于目标在频域的稀疏特性构建稀疏方程,并利用基追踪去噪方法求解稀疏方程,最后将解与雷克子波褶积得到一维超分辨像。仿真和实验结果表明,该方法在保证高分辨的同时精度高,具有较快的信号处理速度和良好的抗噪声性能,与基追踪去噪算法相比,运行速度提高了约10倍。

关键词: 步进频率信号; 超分辨成像; 探地雷达; 改进的基追踪去噪

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0253-09

引用格式: 熊思宇, 晋良念. 步进频率探地雷达快速超分辨成像方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 253-261.

XIONG Siyu, JIN Liangnian. Stepped-Frequency Ground Penetrating Radar Fast Super-Resolution Imaging Method[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3):253-261.

Stepped-Frequency Ground Penetrating Radar Fast Super-Resolution Imaging Method

XIONG Siyu¹, JIN Liangnian^{1,2}

(1. School of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;
2. Guangxi Nanning Guidian Electronic Technology Research Institute Co Ltd, Nanning 530000, China)

Abstract: In order to solve the problem that low resolution and slow speed of the existing one-dimensional imaging methods of stepped-frequency ground penetrating radar (GPR), an improved basis pursuit denoising one-dimensional fast super-resolution imaging method is proposed. This method firstly establishes a stepped-frequency echo signal model and refines the region of interest in GPR using FFT+FT to construct a lightweight base matrix. Then, the sparse equation is constructed based on the sparse characteristics of the target in the frequency domain, and the sparse equation is solved by the basis pursuit denoising method. Finally, the solution is convoluted with the Rake wavelet to obtain a one-dimensional super-resolution image. Simulation and experimental results verify that the method achieves high precision while ensuring high resolution, fast signal processing speed and good noise resistance. Compared with the basis pursuit denoising algorithm, the running speed is increased by approximately 10 times.

Key words: stepped-frequency signal; super-resolution imaging; ground penetrating radar; improved basis pursuit denoising

0 引言

公路是城市交通网络的核心组成部分,承载着大量的车辆和货物运输任务。然而,长期使用和外部环境的影响导致公路路面常出现脱空、裂缝等问题,这不仅影响交通顺畅性,还对驾驶安全

构成潜在威胁。因此,定期对公路及其地下设施进行检测和维护至关重要。探地雷达(Ground Penetrating Radar, GPR)凭借其无损、高效和高分辨率的优势^[1],正成为提升公路检测精确度和效率的关键技术。随着对公路探测深度和公路层间目标分辨率要求的提高,冲激体制GPR面临着日

收稿日期: 2024-07-01; 修回日期: 2024-07-27

基金项目: 南宁市科学研究与技术开发计划项目(中央引导地方科技发展资金项目)(No.20231011); 产研计划项目(No.CYY-HT2023-JSJJ-0023); 国家自然科学基金(No.62361015); 广西八桂学者资助项目

益增加的技术挑战,如根据不同探测深度需求选择合适频率天线的复杂性,以及频带与时宽的平衡问题。相比之下,步进频率体制 GPR 能够有效克服雷达探测深度和目标分辨率之间的矛盾,仅需利用一组天线就能适应不同深度的探测需求,因此被认为是最有发展前景的一种雷达信号体制^[2]。

目前,步进频率信号的一维成像方法主要采用傅里叶逆变换(Inverse Discrete Fourier Transform, IDFT)方法。此外,还有目标抽取算法和宽带合成方法等^[3]。然而,这些方法普遍存在分辨率不高的问题^[4],可能导致目标漏检的情况。因此,众多学者对步进频率高分辨成像方法进行了深入研究。文献[5-7]通过对步进频率波形进行设计,提出了脉内相位编码脉间步进频率信号模型,对步进频率子脉冲进行匹配滤波,得到粗高距离像,再经过 IDFT 运算,实现频域采样后的时域距离细化,从而得到精高距离像。但是,两次脉冲压缩增加了系统的复杂程度和运算量。文献[8]指出了在步进频率信号下目标的距离与频率偏移量成正比。文献[9-10]分别提出了 ZOOM-FFT、FFT+FT 等细化频谱的方法来提高频谱分辨率。以上方法虽然有效,但在公路结构的各层区分上仍显不足,因此迫切需要一种超分辨成像技术来解决这一问题。

近年来,随着压缩感知理论不断发展,许多学者将其与雷达成像技术相结合,为超分辨成像提供了一种全新的思路。文献[11]提出了改进的正交匹配追踪方法用来估计探地雷达回波时延,但该方法不能区分较近的两个目标。文献[12]提出了一种利用原子范数重构步进频率一维距离像的方法,该方法具有高的距离分辨能力,但是也存在运算量较大的缺点。文献[13]提出广义稀疏迭代协方差估计 q-SPICE 方法,提供恒定的计算和存储成本,但其在抗噪声方面表现不佳。文献[14]提出了一种基于 RNN 的基追踪去噪方法,用于超分辨 SAR 层析成像。尽管该方法具有出色的超分辨能力,但是神经网络在解决大带宽信号时会消耗过多的资源,进而导致处理时间延长。

本文基于上述分析,提出改进的基追踪去噪一维快速超分辨成像方法。由于探地雷达往往只

对十几纳秒内的目标感兴趣,首先利用连续细化傅里叶变换分析法(FFT+FT)细化频谱构造轻量的基矩阵,再利用目标在频域的稀疏特性构建稀疏方程,然后基于基追踪去噪方法求解稀疏方程,将其解与雷克子波褶积得到最终的一维超分辨像。

1 信号模型

电磁波在层状介质中传播时,经历了一系列复杂的反射和折射过程。对于公路层结构而言,当电磁波到层界面时,一部分能量在层界面发生反射,同时另一部分能量穿透层界面发生折射,向下继续传播。反射的能量在再次折射后,经过介质表面返回到空气中,这部分折射能量无损失地传播到接收机并被接收。最终,接收机捕获到的回波信号由多种成分组成,包括地面反射波、介质内部的层间折射波以及目标产生的折射波。具体传播示意图如图1所示^[15]。

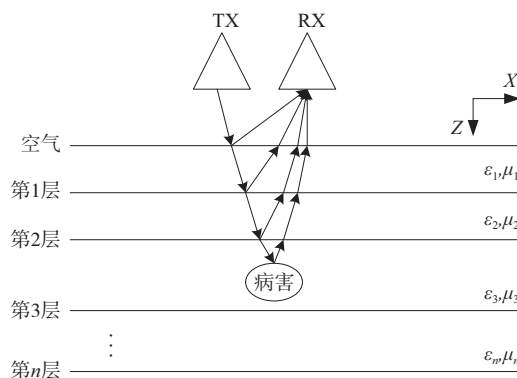


图1 电磁波在公路结构的传播示意图

在图1中, ε_n 、 μ_n 分别为第 n 层的介电常数和磁导率, n 为公路结构层数。

图2为步进频率信号波形示意图。基于步进频率体制的探地雷达系统通过发射脉宽为 T_p 的窄带宽脉冲,每个脉冲的载频按照 Δf 均匀步进的方式变化,脉冲重复周期为 T_r ^[16]。接收机接收回波信号后进行采样,再通过离散傅里叶变换处理即可精确地测量出频率偏移量的大小。再由文献[8]所指出的频率偏移量与目标距离具有正比例关系,通过分析和解释这些数据,可以精确计算出目标所在的位置。

对于有 M 个目标,径向距离分别为 R_m ,则回波信号表示为

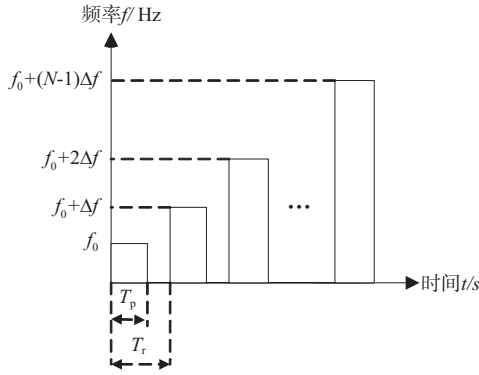


图2 步进频率信号示意图

$$s_r(n) = \sum_{m=1}^M \exp \left(-j \left(2\pi (f_0 + (n-1)\Delta f) \frac{2R_m}{v} \right) \right) \cdot \sigma_m + e(n) \quad (1)$$

式中, $n = 1, 2, \dots, N$ 表示第 n 个子脉冲, σ_m 表示第 m 个目标的反射系数, f_0 为步进频率信号初始频率, Δf 为步进频率间隔, $e(n)$ 为信号噪声, v 为电磁波传播速度。目标距离 R_m 可以表示为^[15]

$$R_m = \sqrt{Z_m^2 + X_m^2} \quad (2)$$

式中, Z_m 为探地雷达探测剖面的第 m 个目标的纵向坐标值的大小, X_m 为第 m 个目标的横向坐标值的大小。在公路层间传播电磁波时, 需考虑介质层对传播速度的影响。电磁传播速度与磁导率和介电常数之间的关系为

$$v = \frac{1}{\sqrt{\epsilon\mu}} \quad (3)$$

令第 m 个目标单程时延 τ_m 为

$$\tau_m = \frac{R_m}{v} \quad (4)$$

则式(1)可以改写为

$$s_r(n) = \sum_{m=1}^M \exp \left(-j \left(4\pi (f_0 + (n-1)\Delta f) \tau_m \right) \right) \cdot \sigma_m + e(n) \quad (5)$$

将式(5)展开可得

$$s_r(n) = \sum_{m=1}^M \sigma_m \exp \left(-j4\pi f_0 \tau_m \right) \cdot \exp \left(-j4\pi ((n-1)\Delta f) \tau_m \right) + e(n) \quad (6)$$

令 A_m 为

$$A_m = \exp \left(-j4\pi f_0 \tau_m \right) \quad (7)$$

则式(6)变为

$$s_r(n) = \sum_{m=1}^M \sigma_m A_m \exp \left(-j4\pi ((n-1)\Delta f) \tau_m \right) + e(n) \quad (8)$$

对于静止目标而言, 其第一、二项中反射系数 σ_m 与时延 τ_m 为常数, 即为常数项; 而第3项则与子脉冲数 n 、时延 τ_m 有关, 可视为时间点为 τ_m , 频率呈现离散线性变化的频域信号。根据步进频率信号特性, 发射带宽为 B 的信号所对应的时延分辨率为

$$\Delta\tau = \frac{1}{2N\Delta f} \quad (9)$$

式中, N 为子脉冲个数, Δf 为步进频率间隔, B 为子脉冲个数与步进频率间隔的乘积。而最大无模糊时延范围为

$$\tau_u = \frac{1}{2\Delta f} \quad (10)$$

因此, 可将式(8)进一步简化为

$$s_r(n) = \sum_{m=1}^M \sigma'_m \exp \left(-j4\pi (n-1)\Delta f \tau_u f_m \right) + e(n) = \sum_{m=1}^M \sigma'_m \exp \left(-j2\pi (n-1)f_m \right) + e(n) \quad (11)$$

式中, $f_m \in [0, 1)$, σ'_m 为 $\sigma_m A_m$ 。

通过对式(11)进行分析, 步进频率成像已经转化为求解 σ'_m 以及 f_m 的问题^[12]。其中, σ'_m 为系数, f_m 为归一化频率。通过将式(11)进行离散傅里叶变换后, 可知其在频域具有明显的稀疏特性。利用目标在频域的稀疏特性, 我们可以将式(11)转化为以下稀疏方程来求解。

$$\min_x \|x\|_0 \text{ s.t. } s_r = \psi x \quad (12)$$

式中: $x = [x_1, x_2, \dots, x_L]^T$, x_l 表示对应 l 频率点的信号强度; $\|\cdot\|_0$ 是 l_0 范数; ψ 为基矩阵。鉴于目标的稀疏性, 整个频域被划分为相等的 L 部分^[17]。如此均匀分布的频率点的值为 $f_l = 2\pi l/L$, $l = 0, 1, 2, \dots, L-1$, 相应的构造基矩阵 ψ 为^[18]

$$\psi = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ 1 & e^{-j f_1} & \dots & e^{-j f_{L-1}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & e^{-j(N-1)f_1} & \dots & e^{-j(N-1)f_{L-1}} \end{bmatrix}_{N \times L} \quad (13)$$

2 算法描述

对于解决式(12)的问题, 有3种主要的方法可供选择: 一是贪婪迭代算法, 通常是指一种通过贪心策略进行迭代优化的方法, 但该方法可能陷入局部最优。二是基于贝叶斯框架提出的重构算

法。虽然基于贝叶斯框架的重构算法在推断稀疏问题上具有一定优势,但也面临着计算复杂度高、先验选择困难、超参数调节等多方面的挑战和限制。三是凸优化算法,通过对凸函数进行优化,通常具有良好的数学性质和全局最优解的唯一性。在追求准确重构信号的探索中,基追踪去噪算法发挥着关键作用。基追踪去噪算法原理基于信号在某些基的稀疏性或低秩性质。通过这些方法,能够在含有噪声或失真的信号中,有效地提取出目标信号,从而实现信号增强或恢复的目的。基追踪去噪算法相对其他凸优化算法具有适用性广泛、灵活性强、收敛速度快等优点。

2.1 改进的基追踪去噪算法

根据最小 l_1 范数在一定条件下和最小 l_0 范数具有等价性,即可将式(12)转化为一个更加简单的线性规划问题:

$$\min_x \|x\|_1 \quad \text{s.t. } s_r = \psi x \quad (14)$$

但由于有噪声影响,不能准确地恢复信号。因此,通过基追踪去噪算法方法修改其约束条件,将式(14)问题可以转换为

$$\min_x \|x\|_1 \quad \text{s.t. } \|s_r - \psi x\|_2 \leq \varepsilon \quad (15)$$

式中, ε 为调节允许误差与稀疏性之间平衡的参数,且 $\|e\|_2^2 < \varepsilon$, $\|\cdot\|_2$ 是 l_2 范数。根据拉格朗日数乘法,可将式(15)等价求解式(16)的问题:

$$\min_x \frac{1}{2} \|s_r - \psi x\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 \quad (16)$$

其中,假设字典矩阵被归一化,使得 $\|\psi\|_2^2 = 1$, 根据经验设置 $\lambda = \delta \sqrt{2 \log(p)}$, 其中 p 是字典的基数, δ 为噪声方差^[18]。

虽然基追踪去噪算法具有高分辨、高精度的优点,但是当子脉冲数 N 和划分的频点数 L 增大时,势必会造成基矩阵 ψ 增大,导致求解式(16)问题的运算量增大,从而增加系统的运行时间。由于探地雷达往往只对十几纳秒内的目标感兴趣,因此可以采用细化探地雷达感兴趣区域的方法来降低样本长度,并提高分辨率。

提出算法的流程如图 3 所示。首先对式(11)

中 $s_r(n)$ 进行离散傅里叶变换,其中 $n = 1, 2, \dots, N$, 根据峰值点所对应的归一化频率值,确定需要细化的频率区间 $[f_1, f_2]$, 然后对所设置的区间进行等间隔的细化,设置细化倍数为 D , 细化后的频率分辨率为

$$f' = (f_2 - f_1)/D \quad (17)$$

细化之后的频率序列 f_r 为

$$f_r = [f_1, f_1 + f', f_1 + 2f', \dots, f_2] \quad (18)$$

再通过式(19)和式(20)计算细化后频谱的实部和虚部,得到频率序列的频谱 $S'(m)$, 其中 $m = 1, 2, \dots, D$ 。

$$S'_R(f) = \sum_{n=1}^N s_r(n) \cos(2\pi f \tau_u), 0 \leq f \leq \tau_u \quad (19)$$

$$S'_I(f) = \sum_{n=1}^N s_r(n) \sin(2\pi f \tau_u), 0 \leq f \leq \tau_u \quad (20)$$

对细化后 $S'(m)$ 进行傅里叶逆变换得 s'_r 。除此之外,均分 L' 等份的归一化频率域 $[f'_1, f'_2]$, 这样所等分的频率点的值为

$$f'_r = 2\pi \left(f'_1 + \frac{f'_2 - f'_1}{L'} l' \right) \quad (21)$$

其中, $l' = 0, 1, 2, \dots, L'$, 则基矩阵 ψ' 为

$$\psi' = \begin{bmatrix} e^{-j f'_1 \tau_u} & e^{-j f'_1 \tau_u} & \dots & e^{-j f'_1 \tau_u} \\ e^{-j f'_2 \tau_u} & e^{-j f'_2 \tau_u} & \dots & e^{-j f'_2 \tau_u} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j f'_{L'} \tau_u} & e^{-j f'_{L'} \tau_u} & \dots & e^{-j f'_{L'} \tau_u} \end{bmatrix}_{D \times L'} \quad (22)$$

将改进后的参数 s'_r 和 ψ' 分别替换式(16)中的 s_r 和 ψ , 即可以改写为

$$\min_x \frac{1}{2} \|s'_r - \psi' x'\|_2^2 + \lambda \|x'\|_1 \quad (23)$$

为方便求解式(23), 将变量 x' 分成正负两部分, 即可表示为

$$x' = u - v, u \geq 0, v \geq 0 \quad (24)$$

则有 $\|x'\|_1 = I_n^T u + I_n^T v$, 其中 $I_n = [1, 1, \dots, 1]^T$, 再将式(23)转化为二次规划问题^[19]

$$\begin{aligned} \min_{u,v} & \frac{1}{2} \|s'_r - \psi'(u - v)\|_2^2 + \lambda I_n^T u + \lambda I_n^T v \\ \text{s.t.} & \quad u \geq 0 \\ & \quad v \geq 0 \end{aligned} \quad (25)$$

式(25)中的二次规划问题可以通过 SeDuMi 进行求解, 得到最优解, 分别记为 u^* 和 v^* , 则反射系数序列 $x'^* = u^* - v^*$ 。

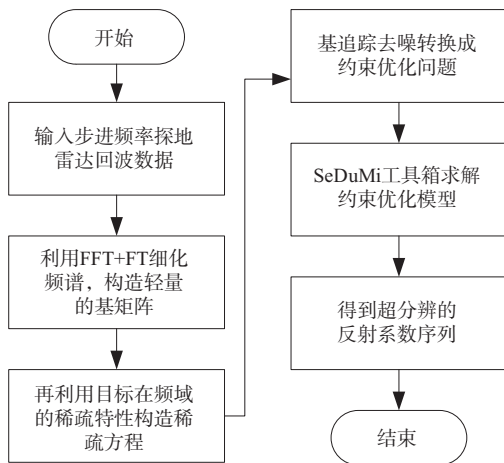


图3 改进基追踪去噪算法流程图

2.2 褶积

探地雷达数据通常可假设为雷克子波与地下介质反射系数的褶积,即^[2]

$$g(t) = b(t) * r(t) \quad (26)$$

式中, $b(t)$ 为雷克子波, $r(t)$ 为地下介质反射系数, $g(t)$ 为探地雷达数据, $*$ 为褶积符号。因此,经过超分辨处理得到的反射系数序列与雷克子波进行褶积后,可以生成超分辨的一维像。

3 仿真分析与验证

3.1 仿真数据验证

仿真所用步进频率信号,初始频率 $f_0 = 200$ MHz,子脉冲个数 $N = 901$,步进频率间隔 $\Delta f = 2$ MHz,合成带宽为 1.8 GHz。褶积过程选取中心频率为 6 GHz 的雷克子波与超分辨后的反射系数序列进行褶积。

为验证本文算法的有效性和优越性,将本文算法与改进 OMP 算法^[11]、q-SPICE 算法^[13]、基追踪去噪算法进行对比,并从估计精度、分辨率、抗噪声性能以及运算时间 4 个方面来分析验证算法性能。

仿真实验 1 不同算法估计精度对比

假设雷达回波信号由 5 个回波分量构成,信噪比设置为 15 dB,目标时延和反射系数如表 1 所示。图 4 为利用不同算法得到的时延估计结果示意图。

表1 目标时延和反射系数参数

目标	单程时延/ns	反射系数
1	3.33	1.00
2	3.50	-0.80
3	4.33	0.50
4	5.67	-0.10
5	6.67	0.06

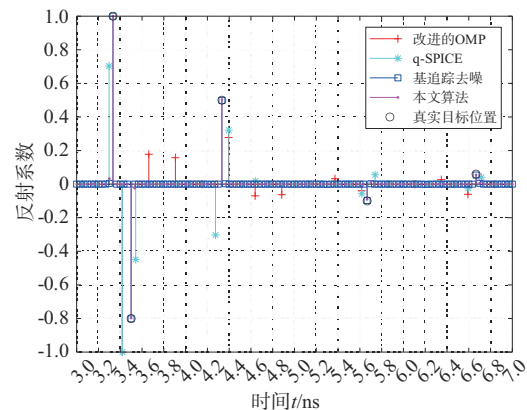


图4 不同算法时延估计结果对比示意图

从图 4 的仿真结果可以看出,改进的 OMP 算法不能区分 3.33 ns 与 3.50 ns 位置处的两个目标,且其他目标的位置和幅度均存在一定偏差; q-SPICE 算法虽然可以区分 5 个目标,但幅值估计不准确;而本文提出的改进基追踪去噪算法可以较为准确地重构目标位置和幅值,与改进的 OMP 精度提升 0.09 ns,与 q-SPICE 精度提升 0.08 ns,与基追踪去噪算法效果基本一致,保留了基追踪去噪算法的优良特性。

仿真实验 2 不同算法分辨率对比

为了更详细地评估不同算法在分辨率性能上的优劣,研究中将雷克子波与图 4 中不同算法生成的反射序列进行褶积运算,可得回波结果如图 5 所示。为了衡量各算法的分辨率特性,借鉴了频谱分析中有效带宽的概念,采用峰值下降到峰值的二分之根号二处的时延作为衡量标准。这种方法类似于频谱中功率谱密度下降 3 dB 定义有效带宽的做法,考虑了算法输出中主要响应的的时间范围。通过这种定义,能够更清晰地理解和比较不同算法在时间域分辨率方面的表现。因此,对图 5 中褶积后的波形通过取峰值二分之根号二处的时延,可得到不同算法的分辨率,如表 2 所示。通过图 5 与表 2 可知,改进的 OMP 与 q-SPICE 分辨率较差,

不能满足地下目标的探测,而本文提出的改进基追踪去噪算法分辨率为 $0.070\ 3\text{ ns}$,与基追踪去噪算法分辨率基本一致,相对于改进的 OMP 提升 $6\sim 7$ 倍,相对于 q-SPICE 提升 $2\sim 3$ 倍,具有超分辨的性能。除此之外,结合图 4 与表 1 所得结果可知,仿真所设置的目标 1 和目标 2 时延相差 0.17 ns ,改进的 OMP 的分辨率无法区分两个目标;q-SPICE 分辨率与之相近,虽然可以略微分辨出两个目标,但是目标所对应的位置与幅度均存在一定的偏差,效果很不理想;而本文算法与基追踪去噪算法分辨率小于目标时延差,因此可以较好地分辨出这两个目标,与所设真实目标位置与幅度均基本一致,展现出了超分辨能力。通过对不同算法的分辨率分析,也印证仿真实验 1 结果分析的正确性。

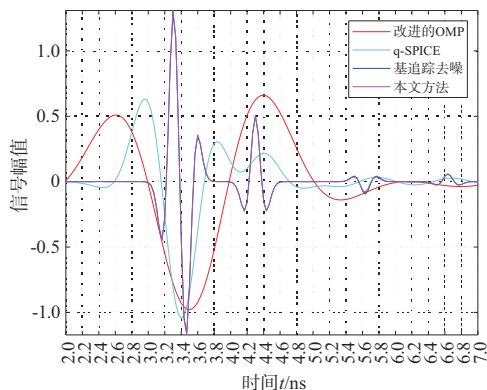


图 5 不同算法褶积结果对比图

表 2 不同算法分辨率

算法	分辨率/ns
改进的 OMP ^[11]	0.466 6
q-SPICE ^[13]	0.200 0
基追踪去噪算法	0.070 0
本文算法	0.070 3

仿真实验 3 不同算法抗噪声性能对比

本仿真主要验证不同算法在不同信噪比条件下的性能。图 6 为不同信噪比条件下不同算法均方根误差对比。通过图 6 可知,改进的 OMP 与 q-SPICE 抗噪声性能较差,而本文所提出的改进的基追踪去噪算法具有较高的时延估计精度,显示出较强的鲁棒性能。

仿真实验 4 不同算法运行时间对比

首先,对不同算法进行复杂度分析是评估算法性能的关键所在。通过分析算法在处理不同规

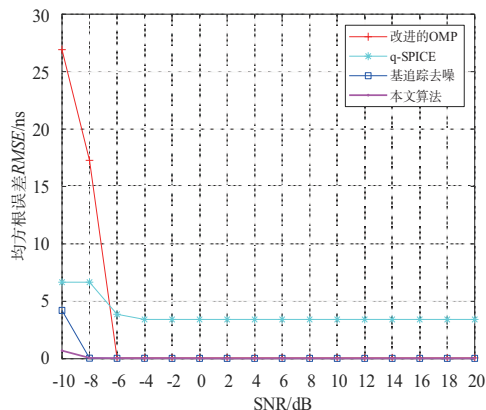


图 6 不同信噪比条件下均方根误差对比图

模输入时所需的时间资源,能够量化和比较算法的执行效率。这种分析可以帮助理解算法的运行速度是否足够快以满足实际需求。此外,复杂度分析还可以指导优化算法,通过减少复杂度来提高算法的执行效率。因此,通过深入的复杂度分析,即能够预测算法在处理大规模数据时的表现。假设稀疏度为 M ,原始信号长度为 N ,基矩阵中原子的数量为 L 。改进的 OMP 算法的复杂度主要由 3 部分组成:首先,在每一步选择与当前残差最相关的原子需要 $O(L)$ 的计算;其次,更新残差涉及 $O(N)$ 的操作;最后,通常需要进行 M 次迭代。因此,改进的 OMP 算法计算总复杂度约为 $O(MNL)$ 。q-SPICE 算法运算量包含协方差矩阵的计算、梯度计算以及解决加权最小二乘问题的计算,而计算样本协方差矩阵和计算梯度的复杂度分别为 $O(N^2L)$ 和 $O(NL)$,解决加权最小二乘问题的复杂度为 $O(L^3)$,因此总复杂度为 $O(N^2L + NL + L^3)$;基追踪去噪算法运算量主要来自对式(16)所示优化问题的求解,涉及矩阵与其转置矩阵的乘积,计算复杂度约为 $O(NL^2)$;而本文所提算法因减小了基矩阵的大小和原始信号长度,计算复杂度为 $O(DL'^2)$ 。由 $D < N$ 和 $L' \leq L$,总结上述 4 种算法的复杂度由小到大排序为:改进 OMP 算法<本文算法<基追踪去噪算法<q-SPICE 算法。

为验证本文算法具有快速的性能,仿真设置条件与仿真实验 1 中所设条件一致,统计次数设置为 15 次,图 7 为不同算法耗时结果图,表 3 为不同算法仿真平均计算时间。通过图 7 与表 3 可知,虽然改进的 OMP 计算时间最短,但其分辨率较差,进

而可能导致目标漏检;q-SPICE与基追踪去噪算法运行时间较长不适于快速的信号处理;而本文算法兼顾高分辨与快速的优点,与基追踪去噪算法相比,运行时间下降10~15倍。

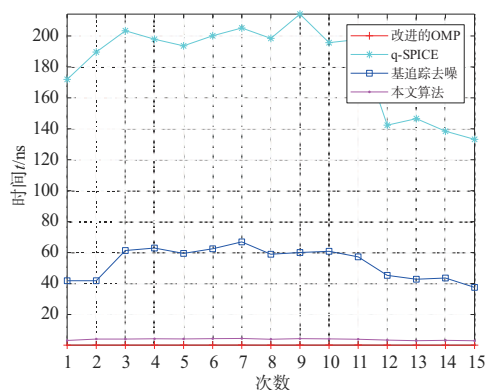


图7 不同算法耗时结果图

表3 不同算法仿真平均计算时间

算法	平均运行时间/s
改进的OMP ^[11]	0.209 8
q-SPICE ^[13]	181.860 6
基追踪去噪算法	53.530 1
本文算法	3.886 4

综上所述,在估计精度性能上,本文算法能够精确估计目标时延和反射系数,相较于改进的OMP、q-SPICE精度分别提升0.09 ns、0.08 ns;在分辨率性能上,本文算法保留了基追踪去噪算法的超分辨性能,其分辨率为0.070 3 ns,优于改进的OMP和q-SPICE的分辨率性能;在抗噪声性能上,本文算法在低信噪比的情况下仍能较为准确地估计目标时延,显示出较强的鲁棒性能;在算法复杂度和运行时间性能上,本文算法展现出了较小的复杂度和较短的运行时间,平均运行时间为3.886 4 s。虽然运行时间略高于改进的OMP,但在估计精度和分辨率方面均优于改进的OMP。

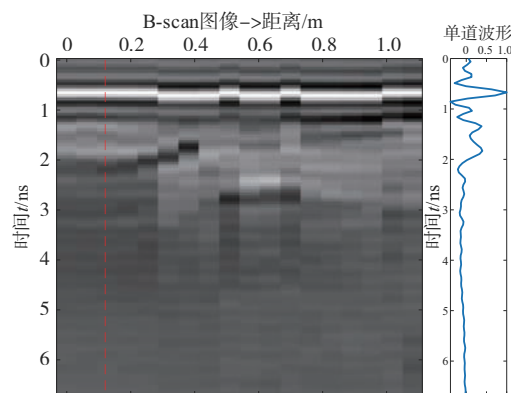
3.2 实测数据验证

为了验证算法在实际场景的性能,实验系统由是德科技N9918A FieldFox手持微波分析仪外接单极子单发单收空耦天线和PC机组成。设置频点数为901,频率范围为200 MHz~2 GHz,步进间隔为2 MHz。实测场景图如图8所示,场景为沙土

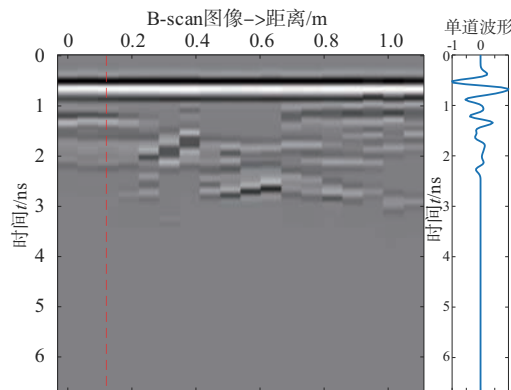
中放置金属球,沙土的相对介电常数为3~6。图9给出了基于不同算法的B-scan及单道波形图。从图9可知,传统IDFT算法与改进的OMP算法较难分辨出沙地表面的轮廓信息,且目标金属球不清晰;q-SPICE算法可以分辨出沙地表面的轮廓和目标金属球的位置,但目标金属的精确位置较难判断;而本文算法可以较为清晰地得到沙地表面位置以及目标金属球的位置,目标位于2.35 ns左右,这与实际情况相符合。图9(e)中蓝框内为沙地表面位置,红框内为目标金属球位置。



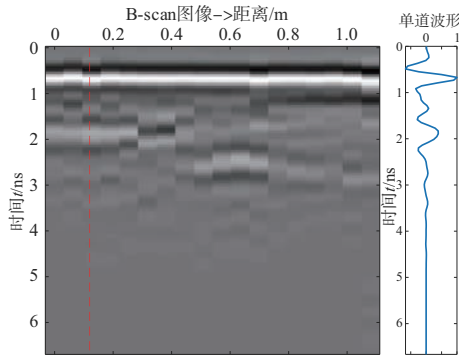
图8 实测场景图



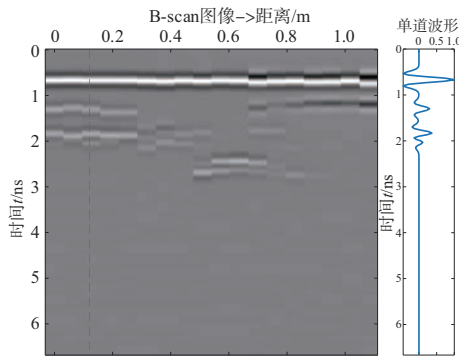
(a) 传统IDFT算法B-scan及单道波形图



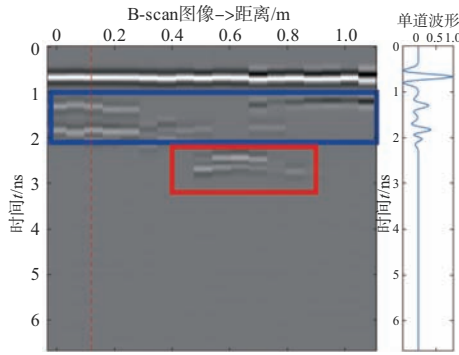
(b) 改进的OMP算法B-scan及单道波形图



(c) q-SPICE 算法 B-scan 及单道波形图



(d) 基追踪去噪算法 B-scan 及单道波形图

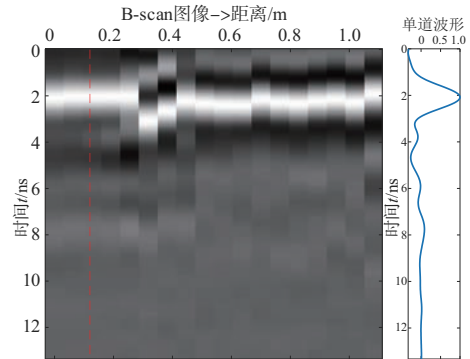


(e) 本文算法 B-scan 及单道波形图

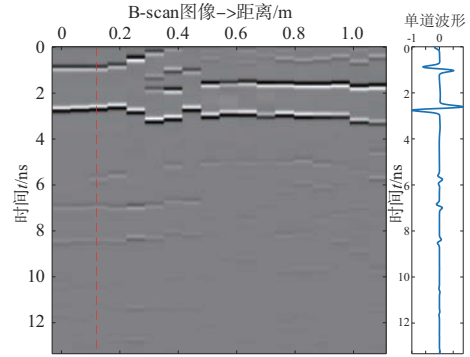
图 9 不同算法实测数据 B-scan 及单道波形对比

对于低频段的探地雷达波长较长,穿透力强,可深入地下探测目标;高频段波长短,穿透力弱,但分辨率高。为验证本文算法在低频段和高频段性能,保持上述条件不变,选取中心频率 400 MHz、带宽 400 MHz 和中心频率 800 MHz、带宽 800 MHz 的两组步进频率回波数据进行验证。从图 10(a)、(b)可知,传统 IDFT 算法较难看出深层信息,但本文算法可以看到深度 8.33 ns 左右的信息,验证了低频段穿透能力强的特点。同样,从图 11(a)、(b)可知,传统 IDFT 算法虽然能够看到浅层信息,但分辨率不高;而本文算法可以清楚地看出浅层信息,

具有高分辨的优点。

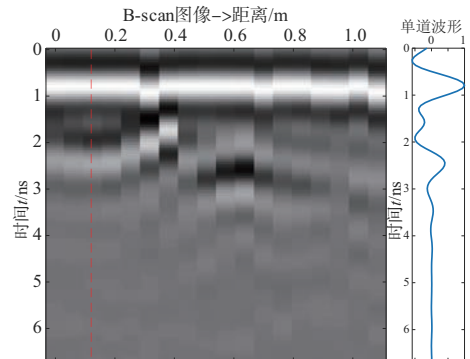


(a) 传统 IDFT 算法 B-scan 及单道波形图 (400 MHz)

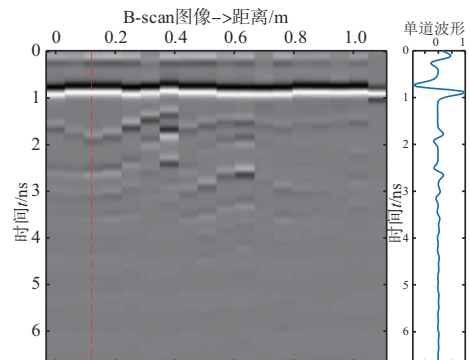


(b) 本文算法 B-scan 及单道波形图 (400 MHz)

图 10 中心频率 400 MHz B-scan 及单道波形图



(a) 传统 IDFT 算法 B-scan 及单道波形图 (800 MHz)



(b) 本文算法 B-scan 及单道波形图 (800 MHz)

图 11 中心频率 800 MHz B-scan 及单道波形图

4 结束语

该方法通过将一维距离成像问题转化为频率估计问题,并结合探地雷达探测区域和目标频域的稀疏特性实现了快速超分辨稀疏重构。仿真与实测数据分析结果表明,本文方法具有快速、超分辨、抗噪声性能强等优点,相较于改进的OMP和q-SPICE精度提升约2%;相较于基追踪去噪方法运行速度提升10~15倍,对于工程实现具有很好的参考价值,目前已用于我们开发的步进频MIMO探地雷达系统中。

参考文献:

- [1] 彭建,杨泽帆,白洁,等.基于探地雷达的地下管线埋深估计方法[J].雷达科学与技术,2022,20(1):79-86.
- [2] 苗永菲.步进频率探地雷达SAR成像技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2022.
- [3] 龙腾,丁泽刚,肖枫,等.星载高分辨频率步进SAR成像技术[J].雷达学报,2019,8(6):782-792.
- [4] 张昕.合成超宽带雷达的研究与实现[D].北京:北京工业大学,2021.
- [5] 伍建辉,魏政.雷达导引头两种步进频信号性能比较及抗干扰仿真[J].火控雷达技术,2018,47(1):35-39.
- [6] 王杰贵,张鹏程.对相位编码步进跳频雷达的MCPC调制转发干扰[J].电子学报,2017,45(1):89-97.
- [7] 张亮,陈彦来.一种高距离分辨率低截获概率的雷达信号分析[J].舰船电子对抗,2019,42(1):67-70.
- [8] 张东坡,刘兴钊.基于NDFT的步进频率雷达信号处理[J].雷达科学与技术,2004,2(5):289-292.
- [9] 都浩,李跃华,何立.基于毫米波雷达的频谱细化与校正[J].微波学报,2021,37(S1):121-124.
- [10] 贾桂红,张建军,郑海明.差分吸收光谱FFT+FT频谱

细化方法研究[J].光谱学与光谱分析,2021,41(7):2116-2121.

- [11] 蒋繁.基于压缩感知的探地雷达信号时延估计[J].舰船电子工程,2020,40(4):140-143.
- [12] 吕明久,陈文峰,徐芳,等.基于原子范数最小化的步进频率ISAR一维高分辨距离成像方法[J].电子与信息学报,2021,43(8):2267-2275.
- [13] ZHANG Yongchao, LI Jie, LI Minghui, et al. Online Sparse Reconstruction for Scanning Radar Using Beam-Updating q-SPICE [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19:1-5.
- [14] QIAN Kun, WANG Yuanyuan, JUNG P, et al. Basis Pursuit Denoising via Recurrent Neural Network Applied to Super-Resolving SAR Tomography [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60:1-15.
- [15] 毛雪,晋良念.MIMO探地雷达随机步进频信号旁瓣抑制[J].雷达科学与技术,2024,22(2):209-217.
- [16] 李俊慧,王洪,汪学刚,等.步进频、脉冲和连续波SAR的对比研究[J].雷达科学与技术,2016,14(1):45-53.
- [17] 李锦秀.基于压缩感知的信号重构算法研究[D].北京:北京理工大学,2015.
- [18] 丁东艳.信号稀疏处理在频率估计中的应用[D].重庆:重庆邮电大学,2016.
- [19] FIGUEIREDO M A T, NOWAK R D, WRIGHT S J. Gradient Projection for Sparse Reconstruction: Application to Compressed Sensing and Other Inverse Problems [J]. IEEE Journal on Selected Topics in Signal Processing, 2007, 1(4):586-597.

作者简介:

熊思宇 男,硕士研究生,主要研究方向为超宽带雷达信号处理。

晋良念 男,博士,教授,主要研究方向为超宽带雷达、毫米波雷达系统设计及信号处理。

(上接第242页)

26th International Symposium on Quality of Service, Banff, AB, Canada: IEEE,2018:1-2.

- [15] EVERINGHAM M, GOOL L V, WILLIAMS C K I, et al. The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88 (2): 303-338.
- [16] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [C]// IEEE Trans on Pattern Anal-

ysis and Machine Intelligence,2017,39(6):1137-1149.

作者简介:

吴浩 男,博士研究生,高级工程师,主要研究方向为无人机探测反制、低空安全管控、多源信息融合。

李刚 男,教授、博士生导师,主要研究方向为雷达信号处理、遥感、多源信息融合。

崔雄文 男,博士,高级工程师,主要研究方向为雷达信号处理、人工智能。

雷达光学一体化集成毫米波阵列特性研究

李江源^{1,2,3}, 李 杨^{1,2,3}

- (1. 中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088;
2. 雷达探测感知全国重点实验室, 安徽合肥 230088;
3. 孔径阵列与空间探测安徽省实验室, 安徽合肥 230088)

摘要: 为高效利用孔径面积, 着眼于复合探测系统的集成化发展, 提高对重要目标的连续跟踪和精准识别能力, 提出了一种雷达光学一体化集成毫米波阵列, 并基于光干涉成像系统和毫米波阵列的设计参数分析了其对阵列特性的影响。设计参数主要包括透镜直径、最长基线长度、干涉基线数、阵元间距和阵列规模。仿真结果表明随着透镜直径、最长基线长度和干涉基线数的增加, 毫米波阵列特性出现了不同程度的恶化。随着毫米波阵列的阵元间距和阵列规模的增加, 毫米波阵列第一旁瓣电平能得到有效的改善。

关键词: 雷达光学一体化; 复合探测系统; 毫米波阵列; 光干涉成像

中图分类号: TN249

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0262-07

引用格式: 李江源, 李杨. 雷达光学一体化集成毫米波阵列特性研究[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 262-268.

LI Jiangyuan, LI Yang. Research on the Characteristics of Millimeter Wave Antenna Array for Integrated Radar and Optics[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 262-268.

Research on the Characteristics of Millimeter Wave Antenna Array for Integrated Radar and Optics

LI Jiangyuan^{1,2,3}, LI Yang^{1,2,3}

- (1. The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China;
2. National Key Laboratory of Radar Detection and Sensing, Hefei 230088, China;
3. Key Laboratory of Aperture Array and Space Application, Hefei 230088, China)

Abstract: In order to utilize the area of aperture effectively, focus on the integrated development of the composite detection system, and improve the capability of continuous tracking and accurate identification of important targets, a millimeter wave antenna array for integrated radar and optics is proposed. The effect of the design parameters of the optical interferometric imaging system and the millimeter wave array on the characteristics of millimeter wave antenna array is analyzed. The design parameters of optical interferometric imaging include the lens diameter, the maximum baseline length, the number of interferometric baselines, the array element spacing and the array size. The simulation results show that with the increase of the lens diameter, the maximum baseline length, the number of interferometric baselines, the characteristics of the millimeter wave antenna array have deteriorated to various degrees. With the increase of the element spacing and array size, the first sidelobe level of the millimeter wave array can be improved effectively.

Key words: integrated radar and optics; composite detection system; millimeter wave antenna array; optical interferometric imaging

0 引言

在现代战场上, 敌我双方的干扰以及进攻手段不断更新换代, 电磁环境日趋复杂, 而雷达光学复合探测系统因其强抗干扰能力和高环境适应性的优势, 广泛应用在各个领域。在制导领域中, 复

合探测系统以卡塞格林式复合结构为主, 通过在卡塞格林式光学成像系统的基础上进行改进, 使之可以兼容微波雷达信号的接收和发射, 比如美国JAGM空地导弹、瑞典RBS-15MK3导弹等^[1-3]。在空间探测领域中, 俄国的树冠侦察系统协同地基的光学系统与雷达系统, 实现了对空间目标的

连续跟踪与识别^[4]。但是,卡塞格林式复合结构和雷达光学系统协同两种设计,具有集成度不高、占用空间大、时空基准不一致的问题,不利于广泛应用在低轨卫星、无人机等小型平台。

目前,基于光干涉成像原理和光子集成芯片技术的平面集成光学干涉成像系统引起了国内外学者的广泛关注,其具有体积小、质量轻和功耗低的优点,将有望取代传统的光学成像系统^[5-8]。平面集成光学干涉成像系统将大口径透镜拆解为呈辐射状扩展的透镜阵列,通过多透镜基线干涉获取目标的空间频率信息,最终还原出目标图像。相比于卡塞格林式复合结构,本文提出的构型具有如下优势:1)集成度高。本文提出的构型可将光学和毫米波接收前端集成在同一平面,同时可采用微波芯片和集成光子链路(PIC)进行后端集成^[9-10],其压缩了在法向上的空间,提高了空间利用率和集成度,适用于小型平台。2)兼容性高。与同分辨率的卡塞格林复合系统相比可减少10~100倍的系统尺寸、质量和功耗^[11],避免了大口径反射镜的制造。同时嵌入式结构和辐射透镜设计,可有效解决光学和毫米波的相互遮挡问题,提高两者的工作效能。3)功能性强。光学成像引导相比于毫米波搜索消耗的资源要少,一体化共平面的设计,使得两者在同一参考系下可相互提供目标信息实现精确跟踪和精准成像引导,具备光电捕获、毫米波精确跟踪能力,功能性更强。本文系统中透镜阵列嵌入平面基板的设计,无疑为雷达光学复合探测系统的集成化设计提供了新的思路。

本文提出了一种雷达光学一体化集成毫米波阵列。在结构上,采用毫米波阵列、平面集成光学干涉成像系统共基面共孔径一体化设计,具有口面高效利用,质量轻、结构紧凑的优势;在功能上,光学干涉成像系统为毫米波阵列提供外部搜索引导信息,可实现目标连续跟踪功能,有利于提高跟踪精度和识别分辨率。本文首先阐述了雷达光学一体化集成毫米波阵列的基本原理并建立了仿真模型;随后分析了光干涉成像参数包括透镜直径、最长基线长度及干涉基线数对毫米波阵列特性的影响;接着分析了毫米波阵列参数包括阵元间距和阵列规模对阵列特性的影响;最终仿真结果表

明,通过合理的设计可均衡光干涉成像系统和毫米波阵列的性能,实现两者的一体化共平面设计。

1 基本原理

雷达光学一体化集成毫米波阵列将辐射状排列的透镜阵列嵌入毫米波阵列中,用以接收目标辐射的光线和反射的微波,其基本工作原理主要分为光干涉成像^[12-13]和毫米波阵列方向图^[14-15]两个部分。

如图1所示,透镜阵列呈辐射线排列,单一辐射线上的每两个透镜(蓝色圆形部分)可组成一条干涉基线,每个透镜后放置了用于扩大系统视场的光纤阵列,取两透镜后端相同位置的光纤输出信号进行干涉处理,可获取目标复相干因子的振幅和相位信息。干涉处理模块包含2个1×2耦合器、2个2×2耦合器和一个90°相移器。毫米波阵列中每个阵元(黄色方形部分)后连接移相器,通过改变天线阵内移相器的相位差,可使得主波束持续指向目标。

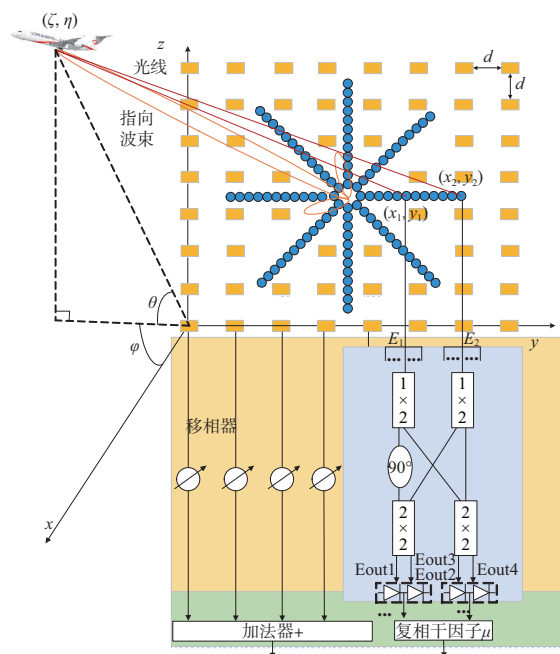


图1 集成光子干涉成像功能的毫米波阵列工作原理示意图

1.1 光干涉成像

在干涉成像方面,根据范西特-泽尼克定理,坐标 (ξ, η) 的目标在坐标为 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 的透镜处光线的互强度为

$$J(x_1, y_1; x_2, y_2) = \frac{ke^{-i\varphi}}{(\bar{\lambda}z)^2} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(\xi, \eta) \cdot \exp\left[i \frac{2\pi}{\bar{\lambda}z} (\xi\Delta x + \eta\Delta y)\right] d\xi d\eta \quad (1)$$

式中, $I(\xi, \eta)$ 为物平面上光强度分布, $\Delta x = x_1 - x_2$, $\Delta y = y_1 - y_2$, 相位因子 $\varphi = \frac{\pi}{\bar{\lambda}z} [(x_2^2 + y_2^2) - (x_1^2 + y_1^2)]$, $\bar{\lambda}$ 为入射光线平均波长。式(1)归一化后可得复相干因子:

$$\mu(x_1, y_1; x_2, y_2) = \frac{e^{-i\varphi} \iint I(\xi, \eta) \exp\left[i \frac{2\pi}{\bar{\lambda}z} (\xi\Delta x + \eta\Delta y)\right] d\xi d\eta}{\iint I(\xi, \eta) d\xi d\eta} \quad (2)$$

式中, 目标源的光强度分布可由复相干因子通过二维傅里叶逆变换求出, 复相干因子的幅度和相位信息可从干涉条纹中提取。设计中密集排列的透镜阵列是为了采集多的目标空间频率信息, 便于提取出大量的复相干因子的振幅和相位信息。假设透镜1和2观测目标的电场分别为

$$\begin{cases} E_1 = A_1 e^{-j(\omega t + \varphi_1)} \\ E_2 = A_2 e^{-j(\omega t + \varphi_2)} \end{cases} \quad (3)$$

则双耦合器的4个输出端口光强为

$$\begin{bmatrix} I_{out1} \\ I_{out2} \\ I_{out3} \\ I_{out4} \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} E_{out1} = E_1 + E_2 \\ E_{out2} = E_1 - E_2 \\ E_{out3} = E_1 + jE_2 \\ E_{out4} = E_1 - jE_2 \end{bmatrix}^2 = \frac{1}{4} \begin{bmatrix} A_1^2 + A_2^2 + 2A_1 A_2 \cos(\varphi_1 - \varphi_2) \\ A_1^2 + A_2^2 - 2A_1 A_2 \cos(\varphi_1 - \varphi_2) \\ A_1^2 + A_2^2 + 2A_1 A_2 \sin(\varphi_1 - \varphi_2) \\ A_1^2 + A_2^2 - 2A_1 A_2 \sin(\varphi_1 - \varphi_2) \end{bmatrix} \quad (4)$$

经平衡光电探测器输出的同相信号和正交信号为

$$\begin{cases} I_1 = A_1 A_2 \cos(\varphi_1 - \varphi_2) = A \cos(\Delta\varphi) \\ I_Q = A_1 A_2 \sin(\varphi_1 - \varphi_2) = A \sin(\Delta\varphi) \end{cases} \quad (5)$$

从式(5)可获得基线 $B(u, v)$ 产生的干涉条纹对应的复相干因子振幅 A 和相位差 $\Delta\varphi$ 。其中, 基线 B 的分量 (u, v) 称为空间频率:

$$\begin{cases} u = \frac{(x_2 - x_1)}{\bar{\lambda}} \\ v = \frac{(y_2 - y_1)}{\bar{\lambda}} \end{cases} \quad (6)$$

多组空间频率可重组空间频谱, 再进行傅里叶逆变换后可得到目标源的光强度分布:

$$I(\xi, \eta) = F^{-1}\left(J(x_1, y_1; x_2, y_2)\right) \quad (7)$$

光干涉成像中, 基线的选择对成像至关重要, 主要包括透镜直径、最长基线及基线数, 本文将重点分析这3个参数对毫米波阵列特性的影响。

1.2 毫米波阵列方向图函数

针对 $M \times N$ 个阵元的矩形天线阵列, 目标所在的方向以方向余弦 $(\cos a_x, \cos a_y, \cos a_z)$ 表示, 设阵列垂直放置, 方向余弦具有如下关系:

$$\begin{cases} \cos a_z = \sin \theta \\ \cos a_y = \cos \theta \sin \varphi \end{cases} \quad (8)$$

天线阵内移相器在 y, z 轴方向上相邻单元间的相位差分别为 $\Delta\varphi_y$ 和 $\Delta\varphi_z$, 天线单元间距取 $d = \frac{\lambda}{1 + |\sin \theta_{\max}|}$, 其中, λ 为毫米波波长, $\theta_{\max}$ 为方向图

无栅瓣出现的最大扫描角, 则第 (i, k) 个天线阵元相对参考阵元的相移量为

$$\Delta\varphi = i\Delta\varphi_y + k\Delta\varphi_z \quad (9)$$

天线阵列的方向图可表示为

$$F(a_y, a_z) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} a_{ik} \exp\{[j[i(\kappa d \cos a_z - \Delta\varphi_y) + k(\kappa d \cos a_y - \Delta\varphi_z)]]\} \quad (10)$$

式中, a_{ik} 为各天线单元的幅度加权系数, κ 为波数, $\Delta\varphi_y$ 和 $\Delta\varphi_z$ 为波束指向相位差。

1.3 集成毫米波阵列特性

光干涉成像可对图像和视场范围进行划分, 获得目标位置的角度信息, 为毫米波阵列跟踪提供搜索引导信息, 通过改变天线阵内移相器的相位差, 可使得主波束持续指向目标, 实现精准连续跟踪功能。

在光干涉成像引导下, 取视场内光强度最大值 $\max[I(\xi, \eta)]$ 处为目标所在位置, 获得目标视场的方位角为 φ_{target} ; 对方位角所在平面进行毫米波扫描探测, 获得目标俯仰角 θ_{target} , 在跟踪模式下, 集成毫米波阵列波束可表示为

$$F_{\text{total}}(a_y, a_z) = \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{k=0}^{N-1} a_{ik} \cdot \exp\{[j[i(\kappa d \cos a_z - \Delta\varphi_{\text{target}-y}) + k(\kappa d \cos a_y - \Delta\varphi_{\text{target}-z})]b_{MN}]\} \quad (11)$$

式中, b_{MN} 为阵元失效矩阵, 取值为0代表阵元因嵌入透镜阵列而损失, 取值为1代表阵元正常工作,

其具体取值在仿真模型中将介绍具体约束条件。光干涉成像引导下毫米波波束指向相位差 $\Delta\varphi_{\text{target}-y}$ 和 $\Delta\varphi_{\text{target}-z}$ 可表示为

$$\begin{aligned}\Delta\varphi_{\text{target}-y} &= \frac{\lambda}{2\pi d} \sin \theta_{\text{target}} \\ \Delta\varphi_{\text{target}-z} &= \frac{\lambda}{2\pi d} \cos \theta_{\text{target}} \sin \varphi_{\text{target}}\end{aligned}\quad (12)$$

在后续仿真中,取均匀照射条件下 $a_{ik}=1$;波束指向目标位置为阵列法向的条件下相位差取值为 $\Delta\varphi_{\text{target}-y} = \Delta\varphi_{\text{target}-z} = 0$ 。

2 仿真模型

如图2所示,透镜阵列的辐射中心位于天线阵列中心,为减少天线阵元损失,以正十字辐射线(基线 a 、 b 、 c 、 d)为轴置于天线阵元间距中,将阵列划分为4个区域,4个区域内阵元呈轴对称分布,其他基线以间隔 α 角度均匀分布在圆周内,则总基线数 $P=2\pi/\alpha$ 。最内层透镜构成圆的半径 r_1 和最外层透镜构成圆的半径 r_2 可表示为

$$\begin{cases} r_1 = D/(2 \tan \alpha) \\ r_2 = ND + r_1 \end{cases}\quad (13)$$

式中, N 为单基线中透镜的数量, D 为透镜的有效直径。在右上区域内建立坐标系,任意天线阵元到基线的距离为

$$\begin{cases} d_1 = d \sin |\beta - \alpha| \sqrt{(n - 1/2)^2 + (m - 1/2)^2} \\ \beta = \arctan[(n - 1/2)/(m - 1/2)] \end{cases}\quad (14)$$

式中, β 为任意天线阵元到阵列中心的夹角, m 、 n 为各区域阵元角标,取正整数。单区域内失效矩阵 $\mathbf{b}_{mn}$ 取值为

$$\mathbf{b}_{mn} = \begin{cases} 0, & d_1 \leq (D + D_1)/2 \text{ 且 } r_1 \leq d_2 \leq r_2 \\ 1, & \text{其他} \end{cases}\quad (15)$$

式中, d_2 为阵面中心到阵元的间距, D_1 近似为阵元对角线长度。因4个区域内阵元呈轴对称分布,将 $\mathbf{b}_{mn}$ 进行3次轴偏转处理获取其他区域失效矩阵,可拼接为总阵元失效矩阵 $\mathbf{b}_{MN}$ 。

3 光干涉成像参数影响分析

光干涉成像参数对毫米波阵列的影响主要包括透镜直径、最长基线长度及干涉基线数,具体分析如下。

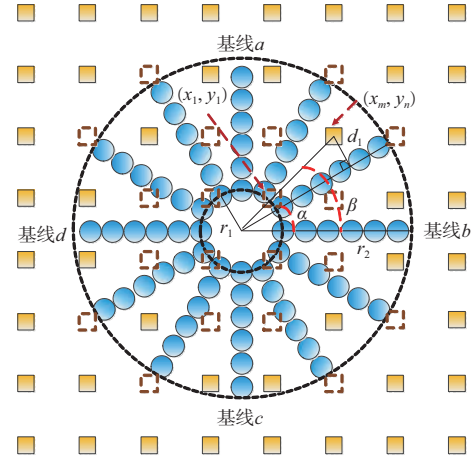
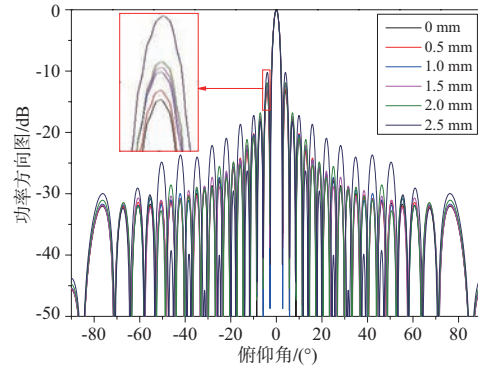


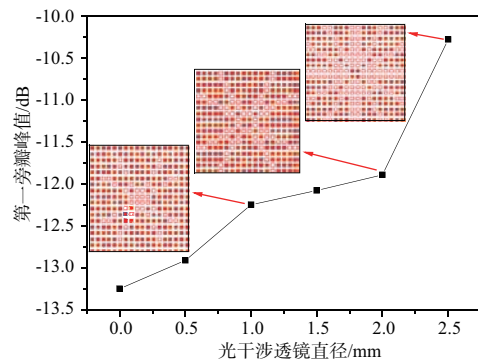
图2 天线阵元与透镜的分布示意图

3.1 透镜直径对阵列特性的影响

仿真参数如下:毫米波阵列规模为 40×40 ;天线阵元间距为4.3 mm(即35 GHz频率毫米波方向图无栅瓣出现的最大扫描角为 90°);光干涉透镜数为30;光干涉基线数为12;光干涉透镜直径分别取0、0.5、1、1.5、2和2.5 mm,则毫米波阵列特性如图3所示。



(a) 毫米波阵列功率方向图



(b) 第一旁瓣峰值图

图3 不同光干涉透镜直径下毫米波阵列特性

如图3(a)所示,随着光干涉透镜直径增大,第一旁瓣的峰值也在不断增大。即光干涉透镜直径增大使得基线的长度和宽度增大,导致毫米波阵列的失效阵元增多,进而导致了第一旁瓣的抬高,其他旁瓣也在随着相应位置阵元的失效发生了变化。如图3(b)所示,嵌入图为对应光干涉透镜直径1,2和2.5 mm的毫米波阵列中心局部图,红色实心方块为有效阵元,红色空心方块为失效阵元。随着透镜直径增大,出现如下3种情况:当透镜内圈圆半径小于中心到阵元长度且透镜直径小于阵元间距时,毫米波阵列中心为失效阵元;随着透镜直径增大,失效单元增多,第一旁瓣的峰值也在不断增大;当透镜内圈圆半径大于中心到阵元长度且透镜直径小于阵元间距时,毫米波阵列中心为有效阵元,第一旁瓣的峰值增大趋势减缓;当透镜直径大于阵元间距时,十字辐射线透镜阵列位置阵元失效,第一旁瓣的峰值增大趋势增加。

3.2 最长基线长度对阵列特性的影响

仿真参数如下:光干涉透镜直径取1 mm,其他参数不变,单基线透镜数量(最长基线长度为单基线透镜直径与数量的乘积)分别取0,15,30,45,60,75和85,则毫米波阵列特性如图4所示。

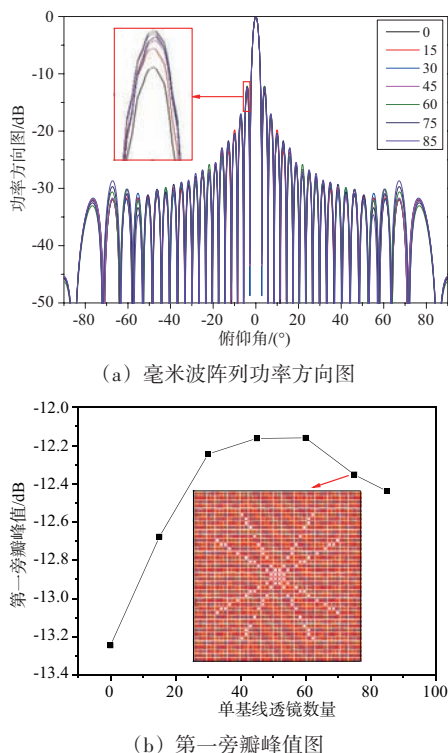


图4 不同单基线透镜数量下毫米波阵列特性

如图4(a)所示,随着单基线透镜数量增大,第一旁瓣的峰值先增大后减小。即单基线透镜数量增多使得基线长度增大,导致毫米波阵列外围的失效阵元增多,进而导致了第一旁瓣的抬高;随着基线上失效阵元接近毫米波阵列外围时,阵列外围对能量的约束能力下降,导致第一旁瓣峰值也随之轻微减小。如图4(b)所示,嵌入图为单基线透镜数量为75的毫米波阵列排布全图,基线长度接近毫米波阵列外围。

3.3 干涉基线数对阵列特性的影响

仿真参数如下:光干涉透镜直径取1 mm,单基线透镜数为60,其他参数不变,干涉基线数分别取4,12,20,28,36和44,则毫米波阵列特性如图5所示。

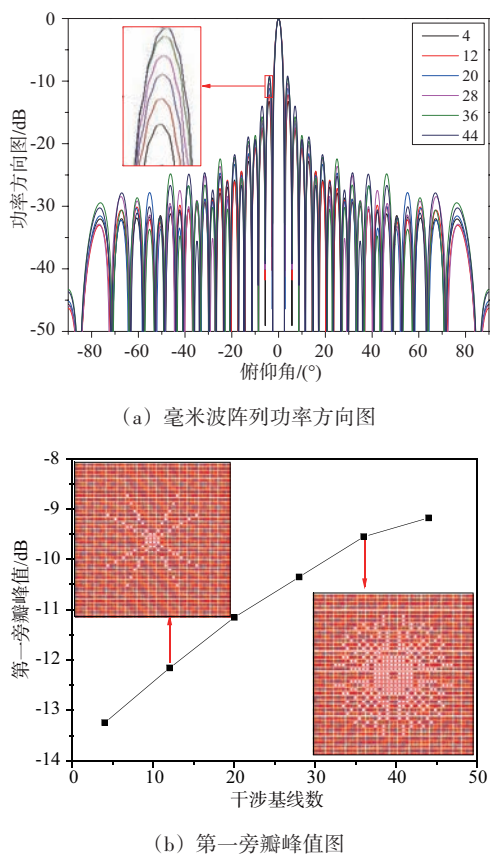


图5 不同干涉基线数下毫米波阵列特性

如图5(a)所示,随着光干涉基线数增多,第一旁瓣的峰值也随之增大。光干涉基线数增多,导致毫米波阵列的失效阵元也随之增多,进而导致了第一旁瓣的抬高。如图5(b)所示,嵌入图为光

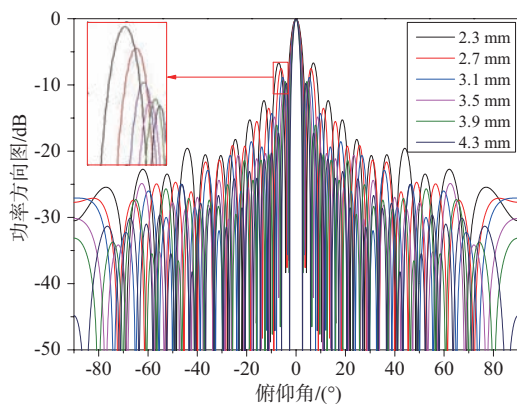
干涉基线数为12和36的毫米波阵列排布全图,随着光干涉基线数的增多,导致毫米波阵列第一旁瓣变化主要有两种情况:毫米波阵列中心由无效阵元转变为有效阵元;毫米波阵列内无效阵元大幅增加。

4 毫米波阵列参数影响分析

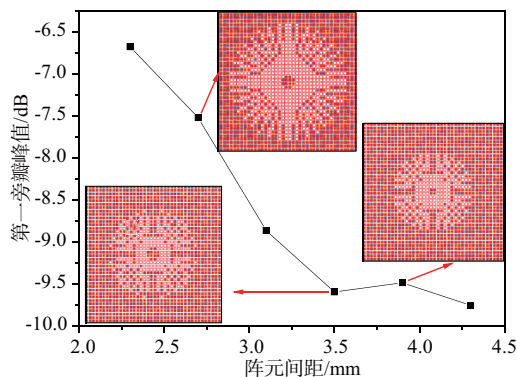
毫米波阵列参数对其特性的影响包括天线单元间距和单元数对阵列特性的影响,具体分析如下。

4.1 阵元间距对阵列特性的影响

仿真参数如下:天线阵元数为 40×40 ,光干涉透镜数为40,光干涉基线数为36,光干涉透镜直径取1 mm,天线阵元间距分别取2.3, 2.7, 3.1, 3.5, 3.9和4.3 mm,则毫米波阵列特性如图6所示。



(a) 毫米波阵列功率方向图



(b) 第一旁瓣峰值图

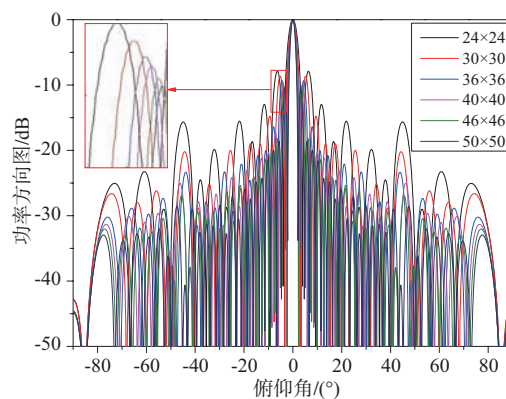
图6 不同阵元间距下毫米波阵列特性

如图6(a)所示,随着阵元间距增大,第一旁瓣的峰值也随之减小。阵元间距增大,导致毫米波

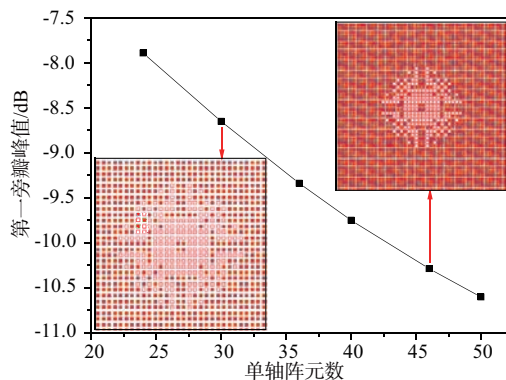
阵列的失效阵元也随之减少,进而导致了第一旁瓣的降低。如图6(b)所示,嵌入图为阵元间距为2.7, 3.5和3.9 mm的毫米波阵列排布全图,图中阵元间距3.9 mm点处的起伏是阵列中心有效阵元减少导致的,即阵元间距的增大使得最内层透镜圈内阵元减少。

4.2 阵列规模对阵列特性的影响

仿真参数如下:阵元间距取4.3 mm,其他参数不变,阵列规模分别取 24×24 , 30×30 , 36×36 , 40×40 , 46×46 , 50×50 ,则毫米波阵列特性如图7所示。



(a) 毫米波阵列功率方向图



(b) 第一旁瓣峰值图

图7 不同阵列规模下毫米波阵列特性

如图7(a)所示,随着阵列规模增大,第一旁瓣的峰值也随之快速减小。如图7(b)所示,嵌入图为阵列规模为 30×30 和 46×46 的毫米波阵列排布全图,阵列规模的扩大能有效压低第一旁瓣峰值。

5 结束语

针对目前雷达光学复合探测系统存在的占用

空间大、时空基准不一致、集成度低等问题,本文提出了一种雷达光学一体化集成毫米波阵列,实现了毫米波、光学探测器共平面共孔径集成化结构设计。仿真结果表明:毫米波工作频率35 GHz,阵列规模为40×40等仿真条件下,随着透镜直径取值从0.5 mm增至2.5 mm,毫米波阵列第一旁瓣电平从-12.905 3 dB恶化至-10.275 6 dB;最长基线长度取值从15 mm增至85 mm,毫米波阵列第一旁瓣电平从-12.676 1 dB恶化至-12.438 2 dB;干涉基线数取值从4增至44,毫米波阵列第一旁瓣电平从-13.243 9 dB恶化至-9.179 28 dB,即毫米波阵列特性出现了不同程度的恶化。但随着阵元间距和阵列规模的增加,在光干涉透镜数为40,光干涉基线数为36,光干涉透镜直径为1 mm仿真条件下,随着阵元间距取值从2.3 mm增至4.3 mm,毫米波阵列第一旁瓣电平从-6.677 7 dB优化至-9.751 8 dB;随着阵列规模从24×24增至50×50,毫米波阵列第一旁瓣电平从-7.892 7 dB优化至-10.604 9 dB,即随着阵元间距和规模的增加,毫米波阵列第一旁瓣电平能得到有效的改善。该系统的实现具有一定可行性,未来可应用于低轨高密度卫星、反隐身雷达、双模制导导引头等领域,实现对重要军事目标的有效预警探测。

参考文献:

- [1] 刘箴,张宁,吴馨远.多模复合导引头发展现状及趋势[J].飞航导弹,2019(10):90-96.
- [2] 庞博,李艳红,田义,等.雷达/红外复合导引及半实物仿真技术发展展望[J].空天防御,2023,6(4):17-23.
- [3] 陈林秀,杨翔宇,张航,等.基于主动雷达/红外信息融合的复合制导方法[J].航空学报,2022,43(S1):210-219.
- [4] 王雪瑶.国外空间目标探测与识别系统发展现状研究[J].航天器工程,2018,27(3):86-94.
- [5] WANG Kun, ZHU Youqiang, AN Qichang, et al. Even Samoling Photonics - Integrated Interferometric Array for Synthetic Aperture Imaging [J]. Optics Express, 2022, 30 (18):32119-32128.
- [6] YONG Jiawei, FENG Zhejun, WU Zengyan, et al. Photonic Integrated Interferometric Imaging Based on Main and Auxiliary Nested Microlens Arrays [J]. Optics Express, 2022, 30(16): 29472-29484.
- [7] 张自然,吕国冕,冯华君,等.光子集成干涉成像系统的信号能量与噪声分析[J].光学学报,2022,42(13): 70-75.
- [8] 于海滨,陈蓓曦,潘枝峰,等.光子集成干涉成像系统微透镜排布设计与图像复原[J].应用光学,2022,43(2): 213-220.
- [9] 曹佳,李冠霖,陈鹏伟,等.W波段64通道相控阵微系统设计及实现[J].雷达科学与技术,2022,20(4):378-384.
- [10] 罗健,段宗明.片上雷达技术研究进展及发展趋势[J].雷达科学与技术,2022,20(4):355-369.
- [11] 余恭敏,晋利兵,周峰,等.分块式平面光电侦察成像系统发展概述[J].航天返回与遥感,2018,39(5):1-9.
- [12] CHEN Tianbao, ZENG Xuefeng, BAI Yingying, et al. Sparse - Aperture Photonics - Integrated Interferometer (SPIN) Imaging System: Structural Design and Imaging Quality Analysis [J]. Optics Express, 2021, 29 (24): 39256-39270.
- [13] 余恭敏,肖爱群,晋利兵,等.基于光子集成回路的干涉成像技术[J].中国空间科学技术,2019,39(2): 34-40.
- [14] 陈伯孝.现代雷达系统分析与设计[M].西安:西安电子科技大学出版社,2012.
- [15] 郑纪彬,杨志伟,杨洋,等.集群无人机载雷达阵列波束合成[J].雷达科学与技术,2023,21(1):24-34.

作者简介:

李江源 男,博士,高级工程师,主要研究方向为新体制雷达技术。

李杨 男,博士,高级工程师,主要研究方向为新体制雷达技术。

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.03.005

异点L型双基地EMVS-MIMO雷达高精度 2D-DOD和2D-DOA估计

孙 兵¹, 李永刚¹, 刘 洋², 谢前朋³, 郭力兵¹, 胡上成¹, 杨海民¹

(1. 中国卫星海上测控部, 江苏江阴 214431; 2. 北京市遥感信息研究所, 北京 100011;
3. 国防科技大学电子信息系统复杂电磁环境效应国家重点实验室, 湖南长沙 410073)

摘 要: 为改进双基地EMVS-MIMO雷达中2D-DOD和2D-DOA的估计性能, 本文提出基于异点L型EMVS结构的发射阵列和接收阵列。相比于共点式EMVS发射阵列和接收阵列, 稀疏异点EMVS结构在相同阵元数情况下可以降低接收端的单快拍数据维度。并且, 借助于自动参数配对的旋转不变算法和精粗估计结合解模糊处理过程, 本文设计的稀疏异点L型EMVS阵列可以实现对2D-DOD和2D-DOA的精确估计。同时, 本文利用重构的EMVS广义空间响应给出发射端和接收端极化参数的求解过程。仿真实验进一步验证了异点L型阵列多维参数估计的有效性。

关键词: 双基地EMVS-MIMO雷达; 2D-DOD估计; 2D-DOA估计; 异点L型结构; 旋转不变算法

中图分类号: TN958 文献标志码: A 文章编号: 1672-2337(2025)03-0269-11

引用格式: 孙兵, 李永刚, 刘洋, 等. 异点L型双基地EMVS-MIMO雷达高精度2D-DOD和2D-DOA估计[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 269-279.

SUN Bing, LI Yonggang, LIU Yang, et al. High Accuracy 2D-DOD and 2D-DOA Estimation for Bistatic EMVS-MIMO Radar with Non-Collocating L-Shaped Structure [J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 269-279.

High Accuracy 2D-DOD and 2D-DOA Estimation for Bistatic EMVS-MIMO Radar with Non-Collocating L-Shaped Structure

SUN Bing¹, LI Yonggang¹, LIU Yang², XIE Qianpeng³, GUO Libing¹, HU Shangcheng¹, YANG Haimin¹

(1. China Satellite Maritime Tracking and Control Department, Jiangyin 214431, China;
2. Beijing Institute of Remote Sensing Information, Beijing 100011, China;
3. State Key Laboratory of Complex Electromagnetic Environment Effects on Electronics and Information System, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: In order to improve the estimation performance of 2D-DOD and 2D-DOA in bistatic EMVS-MIMO radar, a non-collocating L-shaped EMVS structure is designed in this paper. Compared to the collocating EMVS transmitting and receiving arrays, the dimension of the sparse non-collocating EMVS receiving data with a single snapshot can be reduced under the same number of array elements. Moreover, for the designed sparse L-shaped EMVS structure, the automatically paired 2D-DOD and 2D-DOA estimation can be effectively realized via the rotational invariance technique and the combination of the high-accuracy and low-accuracy estimated results. Besides, the transmitting and receiving polarization parameters are also derived by using the reconstructed EMVS spatial response. The simulation results further verify the effectiveness and superiority of the non-collocating L-shaped structure for multi-dimensional parameter estimation.

Key words: bistatic EMVS-MIMO radar; 2D-DOD estimation; 2D-DOA estimation; non-collocating L-shaped structure; rotational invariance technique

0 引 言

近年来, 众学者对集中式双基地MIMO雷达中

的角度参数估计问题进行了深入研究^[1-5]。典型的双基地MIMO雷达中的阵元是标量阵元, 仅可以进行DOD和DOA估计, 极化角和极化相位差无法获

收稿日期: 2024-08-14; 修回日期: 2024-12-03

基金项目: 国家自然科学基金(No.62071476, 61890545, 61890542, 61890540); 长沙市科技计划项目经费资助(No.Kq2209002)

得。对于三正交电偶极子和三正交磁偶极子结构的电磁矢量传感器(Electromagnetic Vector Sensors, EMVS),其特殊的结构特性可以获得目标的极化角和极化相位差^[6-10]。目前对双基地 EMVS-MIMO 雷达中发射四维参数和接收四维参数的研究主要分为两类算法:子空间类算法和张量分解类算法。在文献[11]中,Chintagunta 等人首先提出旋转不变算法,该算法基于空间旋转不变特性和构建 EMVS 的空间响应来分别实现对 2D-DOD, 2D-DOA, 2D-TPA(Transmit Polarization Angle)和 2D-RPA(Receive Polarization Angle)的估计。为降低算法求解的复杂度,文献[12]提出传播算子算法,具体通过构造低维数据来拟合真实的信号子空间。但文献[11-12]都面临着 2D-DOD 和 2D-DOA 的角度参数配对问题。文献[13]提出修正的传播算子算法,该算法在保持求解低复杂度的同时实现了 2D-DOD 和 2D-DOA 自动配对。文献[14]利用稀疏 L 型阵列结构的旋转不变关系来提升双基地 EMVS-MIMO 雷达中 2D-DOD 和 2D-DOA 的参数估计性能,但有较高的计算复杂度,对于 M 元发射 EMVS 和 N 元接收 EMVS,双基地 EMVS-MIMO 雷达的单快拍阵列接收数据的维度为 $\mathbb{C}^{36MN \times 1}$ 。文献[15]通过空间平滑技术对相关信源进行 DOD 和 DOA 估计。文献[16]采用极化多样性平滑技术进行阵列接收数据的解相关处理。文献[17]把 EMVS 的空间响应矩阵和接收信号矩阵进行结合来实现相关信源协方差矩阵的满秩恢复,然后采用旋转不变技术获得目标的 DOD 和 DOA。文献[18]基于广义空间平滑矩阵有效地进行了相关信源的 2D-DOD, 2D-DOA, 2D-TPA 和 2D-RPA 的估计。文献[19]将接收数据重新排列成三阶张量结构,然后利用平行因子进行分解。文献[20-22]进一步地把平行因子分解算法和稀疏阵列结构、降维变换技术以及差分阵列结构相结合,以此来提升双基地 EMVS-MIMO 雷达中非相关信源的参数估计性能。文献[23]通过利用平行因子分解算法有效地处理了任意阵元结构约束下双基地 EMVS-MIMO 雷达中相关信源的发射四维参数和接收四维参数估计问题。文献[24]进一步考虑接收数据排列成四阶张量结构,通过利用高阶奇异值进行分解,解决均匀线性发射/接收阵列和非折叠互质

发射/接收阵列下的多维参数估计问题。

从以上分析可以看出,基于双基地 EMVS-MIMO 雷达的 2D-DOD 和 2D-DOA 的估计方法,子空间类算法和张量类算法均是基于半波长阵元间距的发射 EMVS 和接收 EMVS 进行信号建模。在这些算法中,发射/接收方位角的参数估计主要依赖于 EMVS 的空间响应矩阵而非阵列的空间旋转不变特性。因此,无法对发射/接收方位角实现高精度的估计。同样地,文献[25]提出的稀疏发射/接收阵列结构能够进一步地提升发射/接收俯仰角估计性能,但是发射/接收方位角的参数估计仍然依赖于 EMVS 独特的空间响应矩阵。

针对上述问题,本文提出一种异点 L 型 EMVS 发射/接收阵列结构,在提升角度估计性能的同时保持算法求解的较低计算复杂度。该结构通过把一个集中式 EMVS 分为三正交电偶极子和三正交磁偶极子,并将三正交电偶极子和三正交磁偶极子分别排列在 L 型阵列两个相互正交的轴上。相比于共点式 EMVS 发射阵列和接收阵列,本文提出的异点 L 型阵列结构在相同发射阵元和接收阵元条件下,能够节省一半的电偶极子和磁偶极子,单快拍阵列接收数据的维度降低到 $\mathbb{C}^{9MN \times 1}$,因此,阵列接收数据的维度可以降低 $1 - 9MN/36MN = 75\%$ 。为实现高精度角度估计,本文采用具有自动参数配对特性的旋转不变技术进行求解。同时,通过对广义 EMVS 空间响应的构建,利用极化旋转不变特性实现对 2D-TPA 和 2D-RPA 的求解。

文中 $(\cdot)^T, (\cdot)^H, (\cdot)^{-1}$ 和 $(\cdot)^{\dagger}$ 对应转置、共轭转置、矩阵求逆和矩阵伪逆; $\oplus, \otimes, \odot$ 和 $\circ$ 对应 Hadamard 积、Kronecker 积、Khatri-Rao 积和矢量外积; I 和 $\mathbf{1}$ 对应单位矩阵和全 1 矩阵; $\angle$ 和 $\text{real}(\cdot)$ 对应取角度和取实部。

1 信号模型

如图 1 所示,本文提出基于异点 L 型三正交电偶极子和三正交磁偶极子结构作为双基地 MIMO 雷达的发射阵列和接收阵列。对于 L 型发射/接收阵列,在笛卡尔坐标系中的 y 轴方向均为三正交电偶极子, x 轴方向均为三正交磁偶极子。其中, L 型发射阵列中 y 轴方向的三正交电偶极子的个数为

M_2 , x 轴方向的三正交磁偶极子的个数为 M_1 ,发射阵列的个数 $M = M_2 + M_1$, $D_{tx} \gg \lambda/2$ 表示发射EMVS沿 x 轴方向的阵元间距, $D_{ty} \gg \lambda/2$ 表示发射EMVS沿 y 轴方向的阵元间距; L型接收阵列中 y 轴方向的三正交电偶极子的个数为 N_2 , x 轴方向的三正交磁偶极子的个数为 N_1 ,接收阵列的个数 $N = N_2 + N_1$, $D_{rx} \gg \lambda/2$ 表示接收EMVS沿 x 轴方向的阵元间距, $D_{ry} \gg \lambda/2$ 表示接收EMVS沿 y 轴方向的阵元间距。并且, D_{tx} , D_{ty} , D_{rx} 和 D_{ry} 均为半波长的整数倍。

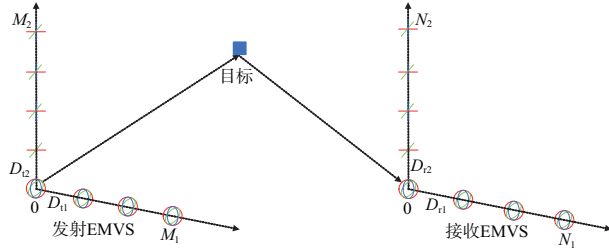


图1 异点L型双基地EMVS-MIMO雷达阵列结构模型

为分析异点EMVS的信号模型,本文首先给出共点式EMVS的空间响应

$$\mathbf{c}(\theta, \phi, \gamma, \eta) = \begin{bmatrix} \mathbf{e} \\ \mathbf{h} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} e_x \\ e_y \\ e_z \\ h_x \\ h_y \\ h_z \end{bmatrix} = \underbrace{\begin{bmatrix} \cos \phi \cos \theta & -\sin \phi \\ \sin \phi \cos \theta & \cos \phi \\ -\sin \theta & 0 \\ -\sin \phi & -\cos \phi \cos \theta \\ \cos \phi & -\sin \phi \cos \theta \\ 0 & \sin \theta \end{bmatrix}}_{F(\theta, \phi)} \underbrace{\begin{bmatrix} \sin \gamma e^{j\eta} \\ \cos \gamma \end{bmatrix}}_{g(\gamma, \eta)} \quad (1)$$

式中, $\theta \in [0, \pi]$ 表示目标的俯仰角, $\phi \in [0, 2\pi]$ 表示目标的方位角, $\gamma \in [0, \pi/2]$ 表示目标的极化角, $\eta \in [-\pi, \pi]$ 表示目标的极化相位差。因此,异点L型阵列沿 x 轴方向三正交磁偶极子的空间响应为 $\mathbf{c}_x(\theta, \phi, \gamma, \eta) = [h_x \ h_y \ h_z]^T$,沿 y 轴方向三正交电偶极子的空间响应为 $\mathbf{c}_y(\theta, \phi, \gamma, \eta) = [e_x \ e_y \ e_z]^T$ 。

假设空间非相关目标的个数为 K ,对于异点L型发射阵列和接收阵列,第 k 个目标的发射阵列和接收阵列导向矢量可以表示为

$$\begin{cases} \mathbf{q}_{tky} = [e^{j\pi D_{ty} v_{tk}} & e^{j\pi 2D_{ty} v_{tk}} & \dots & e^{j\pi M_2 D_{ty} v_{tk}}]^T \\ \mathbf{q}_{tkx} = [1 & e^{j\pi D_{tx} u_{tk}} & e^{j\pi 2D_{tx} u_{tk}} & \dots & e^{j\pi (M_1-1) D_{tx} u_{tk}}]^T \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} \mathbf{q}_{rky} = [e^{j\pi D_{ry} v_{rk}} & e^{j\pi 2D_{ry} v_{rk}} & \dots & e^{j\pi N_2 D_{ry} v_{rk}}]^T \\ \mathbf{q}_{rkx} = [1 & e^{j\pi D_{rx} u_{rk}} & e^{j\pi 2D_{rx} u_{rk}} & \dots & e^{j\pi (N_1-1) D_{rx} u_{rk}}]^T \end{cases} \quad (3)$$

式中, $u_{tk} = \cos \phi_{tk} \sin \theta_{tk}$ 和 $v_{tk} = \sin \phi_{tk} \sin \theta_{tk}$ 分别表示发射EMVS沿 x 轴方向和 y 轴方向的方向余弦, $u_{rk} = \cos \phi_{rk} \sin \theta_{rk}$ 和 $v_{rk} = \sin \phi_{rk} \sin \theta_{rk}$ 分别表示接收EMVS沿 x 轴方向和 y 轴方向的方向余弦。并且, $u_{tk}, v_{tk}, u_{rk}, v_{rk}$ 的取值范围均为 $-1 \leq u_{tk}, v_{tk}, u_{rk}, v_{rk} \leq 1$, $k = 1, 2, \dots, K$ 。

对于异点L型发射阵列和接收阵列,其发射EMVS和接收EMVS的导向矢量可以表示为

$$\mathbf{q}_{tk} = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_{tky} \otimes \mathbf{c}_{tky} \\ \mathbf{q}_{tkx} \otimes \mathbf{c}_{tkx} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{(3(M_1 + M_2)) \times 1} \quad (4)$$

$$\mathbf{q}_{rk} = \begin{bmatrix} \mathbf{q}_{rky} \otimes \mathbf{c}_{rky} \\ \mathbf{q}_{rkx} \otimes \mathbf{c}_{rkx} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{(3(N_1 + N_2)) \times 1} \quad (5)$$

令 $\mathbf{Q}_t = [\mathbf{q}_{t1}, \mathbf{q}_{t2}, \dots, \mathbf{q}_{tK}]$ 表示发射EMVS导向矩阵, $\mathbf{Q}_r = [\mathbf{q}_{r1}, \mathbf{q}_{r2}, \dots, \mathbf{q}_{rK}]$ 表示接收EMVS导向矩阵。对于 T 个采样快拍,阵列接收端数据表达式如下:

$$\mathbf{Y} = (\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \mathbf{S} + \mathbf{N} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{S} \in \mathbb{C}^{K \times T}$ 表示目标信号反射系数多快拍矩阵, $\mathbf{N} \in \mathbb{C}^{9(M_1 + M_2)(N_1 + N_2) \times T}$ 表示多快拍高斯噪声矩阵, $\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r$ 的维度为 $\mathbb{C}^{9(M_1 + M_2)(N_1 + N_2) \times K}$,而文献[11-13]中的 $\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r$ 的维度为 $\mathbb{C}^{36MN \times K}$ 。因此,在相同发射EMVS阵元和接收EMVS阵元的情况下,本文所设计的异点L型EMVS可以降低的数据维度为 $1 - 9(M_1 + M_2)(N_1 + N_2)/36MN = 75\%$ 。因而本文所提算法在进行角度参数求解时具有较低的计算复杂度。同时,从公式(6)可以看出,从阵列接收数据 $\mathbf{Y}$ 构建出一个三阶张量 $\chi = \sum_{k=1}^K \mathbf{q}_{tk} \circ \mathbf{q}_{rk} \circ \mathbf{s}^T + \mathbf{N}_1 \in \mathbb{C}^{3(M_1 + M_2) \times 3(N_1 + N_2) \times T}$ 。因此,当前主流的PARAFAC算法和HOSVD算法都可以对以上信号模型进行求解,本文仅给出旋转不变算法对双基地EMVS-MIMO雷达中多维参数的求解过程。

2 基于旋转不变技术的多维参数估计

2.1 2D-DOD和2D-DOA估计

对于阵列接收数据 $\mathbf{Y}$,其多快拍协方差矩阵可以表示为

$$\mathbf{R} = \frac{\mathbf{Y}^H \mathbf{Y}}{T} \quad (7)$$

为获取2D-DOD和2D-DOA的估计,首先对 $\mathbf{R}$ 奇异值分解

$$\mathbf{R} = [\mathbf{E}_s, \mathbf{E}_n] \boldsymbol{\Sigma} [\mathbf{E}_s, \mathbf{E}_n]^H \quad (8)$$

式中, $\mathbf{E}_s \in \mathbb{C}^{9(M_1+M_2)(N_1+N_2) \times K}$ 表示信号子空间, $\mathbf{E}_n \in \mathbb{C}^{9(M_1+M_2)(N_1+N_2) \times (9(M_1+M_2)(N_1+N_2)-K)}$ 表示噪声子空间, $\boldsymbol{\Sigma} \in \mathbb{C}^{K \times K}$ 表示协方差矩阵的奇异值。众所周知,由于 $\mathbf{E}_s$ 和 $\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r$ 扩展了相同的信号子空间,存在一个非奇异矩阵 $\mathbf{P} \in \mathbb{C}^{K \times K}$ 满足式(9)的关系:

$$\mathbf{E}_s = (\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \mathbf{P} \quad (9)$$

根据方向余弦 $u_{ik}, v_{ik}, u_{rk}, v_{rk}, k=1, 2, \dots, K$ 的定义,本文首先构建针对于 $u_{ik}, v_{ik}, u_{rk}, v_{rk}$ 的旋转不变关系。如图2所示,定义如下的选择矩阵:

$$\begin{cases} \mathbf{J}_{ly1} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{M_2-1} & \mathbf{0}_{(M_2-1) \times (1+M_1)} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_{9(N_1+N_2)} \\ \mathbf{J}_{ly2} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(M_2-1) \times 1} & \mathbf{I}_{M_2-1} & \mathbf{0}_{(M_2-1) \times M_1} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_{9(N_1+N_2)} \end{cases} \quad (10)$$

$$\begin{cases} \mathbf{J}_{lx1} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(M_1-1) \times M_2} & \mathbf{I}_{M_1-1} & \mathbf{0}_{(M_1-1) \times 1} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_{9(N_1+N_2)} \\ \mathbf{J}_{lx2} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(M_1-1) \times (M_2+1)} & \mathbf{I}_{M_1-1} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_{9(N_1+N_2)} \end{cases} \quad (11)$$

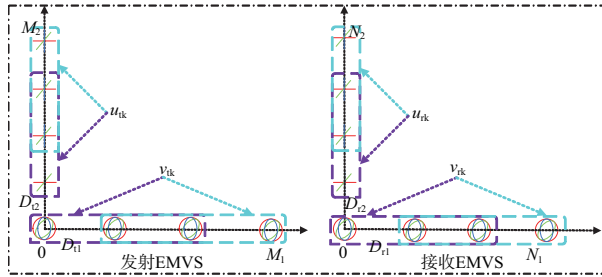


图2 二维发射/接收方向余弦旋转不变关系示意图

$$\begin{cases} \mathbf{J}_{ry1} = \mathbf{I}_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{N_2-1} & \mathbf{0}_{(N_2-1) \times (1+N_1)} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{J}_{ry2} = \mathbf{I}_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N_2-1) \times 1} & \mathbf{I}_{N_2-1} & \mathbf{0}_{(N_2-1) \times N_1} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_3 \end{cases} \quad (12)$$

$$\begin{cases} \mathbf{J}_{rx1} = \mathbf{I}_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N_1-1) \times (N_2+1)} & \mathbf{I}_{N_1-1} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_3 \\ \mathbf{J}_{rx2} = \mathbf{I}_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{(N_1-1) \times N_2} & \mathbf{I}_{N_1-1} & \mathbf{0}_{(N_1-1) \times 1} \end{bmatrix} \otimes \mathbf{I}_3 \end{cases} \quad (13)$$

因此,关于 $u_{ik}, v_{ik}, u_{rk}, v_{rk}$ 的旋转不变关系如式(14)~(16)。

$$\mathbf{J}_{ly2}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = \mathbf{J}_{ly1}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \boldsymbol{\Phi}_{ly1} \quad (14)$$

$$\mathbf{J}_{lx2}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = \mathbf{J}_{lx1}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \boldsymbol{\Phi}_{lx1} \quad (15)$$

$$\mathbf{J}_{ry2}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = \mathbf{J}_{ry1}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \boldsymbol{\Phi}_{ry1} \quad (16)$$

$$\mathbf{J}_{rx2}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = \mathbf{J}_{rx1}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \boldsymbol{\Phi}_{rx1} \quad (17)$$

其中, $\boldsymbol{\Phi}_{ly1} = \text{diag}[e^{j\pi D_{ly} v_{i1}}, e^{j\pi D_{ly} v_{i2}}, \dots, e^{j\pi D_{ly} v_{iK}}]$, $\boldsymbol{\Phi}_{lx1} = \text{diag}[e^{j\pi D_{lx} u_{i1}}, e^{j\pi D_{lx} u_{i2}}, \dots, e^{j\pi D_{lx} u_{iK}}]$, $\boldsymbol{\Phi}_{ry1} = \text{diag}[e^{j\pi D_{ry} v_{r1}}, e^{j\pi D_{ry} v_{r2}}, \dots, e^{j\pi D_{ry} v_{rK}}]$, $\boldsymbol{\Phi}_{rx1} = \text{diag}[e^{j\pi D_{rx} u_{r1}}, e^{j\pi D_{rx} u_{r2}}, \dots, e^{j\pi D_{rx} u_{rK}}]$ 。根据公式(9)中 $\mathbf{E}_s$ 和 $(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r)$ 之间的关系,以上关于 $u_{ik}, v_{ik}, u_{rk}, v_{rk}$ 的旋转不变关系可以进一步的表示为

$$\mathbf{J}_{ly2} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1} = \mathbf{J}_{ly1} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{ly1} \quad (18)$$

$$\mathbf{J}_{lx2} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1} = \mathbf{J}_{lx1} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{lx1} \quad (19)$$

$$\mathbf{J}_{ry2} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1} = \mathbf{J}_{ry1} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{ry1} \quad (20)$$

$$\mathbf{J}_{rx2} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1} = \mathbf{J}_{rx1} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1} \boldsymbol{\Phi}_{rx1} \quad (21)$$

因此,进一步可以得到 $\boldsymbol{\Phi}_{ly1}, \boldsymbol{\Phi}_{lx1}, \boldsymbol{\Phi}_{ry1}$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_{rx1}$ 的估计为

$$\mathbf{P}^{-1} \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{ly1} \mathbf{P} = (\mathbf{J}_{ly1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{ly2} \mathbf{E}_s \quad (22)$$

$$\mathbf{P}^{-1} \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{lx1} \mathbf{P} = (\mathbf{J}_{lx1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{lx2} \mathbf{E}_s \quad (23)$$

$$\mathbf{P}^{-1} \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{ry1} \mathbf{P} = (\mathbf{J}_{ry1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{ry2} \mathbf{E}_s \quad (24)$$

$$\mathbf{P}^{-1} \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{rx1} \mathbf{P} = (\mathbf{J}_{rx1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{rx2} \mathbf{E}_s \quad (25)$$

从式(22)~(25)可以看出, $(\mathbf{J}_{ly1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{ly2} \mathbf{E}_s$, $(\mathbf{J}_{lx1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{lx2} \mathbf{E}_s$, $(\mathbf{J}_{ry1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{ry2} \mathbf{E}_s$ 和 $(\mathbf{J}_{rx1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{rx2} \mathbf{E}_s$ 具有相同的特征矩阵 $\mathbf{P}$ 。因此,为实现发射二维方向余弦和接收二维方向余弦的自动参数配对,本文首先对 $(\mathbf{J}_{ly1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{ly2} \mathbf{E}_s$ 进行特征值分解来获得特征矩阵 $\mathbf{P}$ 。然后分别利用 $\mathbf{P}(\mathbf{J}_{lx1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{lx2} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1}$, $\mathbf{P}(\mathbf{J}_{ry1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{ry2} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1}$ 和 $\mathbf{P}(\mathbf{J}_{rx1} \mathbf{E}_s)^\dagger \mathbf{J}_{rx2} \mathbf{E}_s \mathbf{P}^{-1}$ 来实现对 $\boldsymbol{\Phi}_{ly1}, \boldsymbol{\Phi}_{lx1}$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_{ry1}$ 的估计。通过利用估计得到的 $\boldsymbol{\Phi}_{ly1}, \boldsymbol{\Phi}_{lx1}, \boldsymbol{\Phi}_{ry1}$ 和 $\boldsymbol{\Phi}_{rx1}$,相应的方向余弦 $u_{ik}, v_{ik}, u_{rk}, v_{rk}$ 的估计可以表示为

$$\begin{cases} \tilde{v}_{ik} = \frac{\langle \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{ly1} \rangle_{kk}}{\pi D_{ly}}, \tilde{u}_{ik} = \frac{\langle \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{lx1} \rangle_{kk}}{\pi D_{lx}}, \\ \tilde{v}_{rk} = \frac{\langle \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{ry1} \rangle_{kk}}{\pi D_{ry}}, \tilde{u}_{rk} = \frac{\langle \tilde{\boldsymbol{\Phi}}_{rx1} \rangle_{kk}}{\pi D_{rx}}, \end{cases}, k=1, 2, \dots, K \quad (26)$$

由于异点L型阵列的阵元沿 x 轴方向和 y 轴方向稀疏排列, $D_{lx}, D_{ly}, D_{rx}, D_{ry} \gg \lambda/2$, 以上得到的方向余弦 $u_{ik}, v_{ik}, u_{rk}, v_{rk}$ 存在周期模糊的现象。 $\tilde{v}_{ik}, \tilde{u}_{ik}, \tilde{v}_{rk}$ 和 $\tilde{u}_{rk}$ 所有可能的取值分别为

$$\begin{cases} \hat{v}_{tk\tilde{m}_2} = \tilde{v}_{tk} + \frac{\tilde{m}_2}{D_{ty}}, [D_{ty}(-1 - \tilde{v}_{tk})] \leq \tilde{m}_2 \leq [D_{ty}(1 - \tilde{v}_{tk})] \\ \hat{u}_{tk\tilde{m}_1} = \tilde{u}_{tk} + \frac{\tilde{m}_1}{D_{tx}}, [D_{tx}(-1 - \tilde{u}_{tk})] \leq \tilde{m}_1 \leq [D_{tx}(1 - \tilde{u}_{tk})] \\ \hat{v}_{tk\tilde{n}_2} = \tilde{v}_{tk} + \frac{\tilde{n}_2}{D_{ry}}, [D_{ry}(-1 - \tilde{v}_{tk})] \leq \tilde{n}_2 \leq [D_{ry}(1 - \tilde{v}_{tk})] \\ \hat{u}_{tk\tilde{n}_1} = \tilde{u}_{tk} + \frac{\tilde{n}_1}{D_{rx}}, [D_{rx}(-1 - \tilde{u}_{tk})] \leq \tilde{n}_1 \leq [D_{rx}(1 - \tilde{u}_{tk})] \end{cases}, k=1,2,\dots,K \quad (27)$$

在 $\hat{v}_{tk\tilde{m}_2}$, $\hat{u}_{tk\tilde{m}_1}$, $\hat{v}_{tk\tilde{n}_2}$ 和 $\hat{u}_{tk\tilde{n}_1}$ 众多的取值中, 只有一个值是目标的真实二维发射方向余弦和二维接收方向余弦。为实现对方向余弦的解模糊处理, 需要进一步利用EMVS的极化旋转不变特性。以 β_1 作为参考阵元, 进一步的根据公式(1), 令 $\beta_1 = e_x = \cos \phi \cos \theta \sin \gamma e^{j\gamma} - \sin \phi \cos \gamma$, $\beta_2 = e_y = \sin \phi \cos \theta \cdot \sin \gamma e^{j\gamma} + \cos \phi \cos \gamma$, $\beta_3 = e_z = -\sin \theta \sin \gamma e^{j\gamma}$, $\beta_4 = h_x = -\sin \phi \sin \gamma e^{j\gamma} - \cos \phi \cos \theta \cos \gamma$, $\beta_5 = h_y = \cos \phi \cdot \sin \gamma e^{j\gamma} - \sin \phi \cos \theta \cos \gamma$, $\beta_6 = h_z = \sin \theta \cos \gamma$ 。则相应的旋转不变关系为 $\beta_2 = \beta_1 \chi^{2,1}$, $\beta_3 = \beta_1 \chi^{3,1}$, $\beta_4 = \beta_1 \chi^{4,1}$, $\beta_5 = \beta_1 \chi^{5,1}$, $\beta_6 = \beta_1 \chi^{6,1}$ 。EMVS的广义空间响应可定义为

$$\tilde{c}(\theta, \phi, \gamma, \eta) = \begin{bmatrix} 1 \\ \chi^{2,1} \\ \chi^{3,1} \\ \chi^{4,1} \\ \chi^{5,1} \\ \chi^{6,1} \end{bmatrix} \quad (28)$$

根据文献[7]中矢量叉积的定义, 式(28)定义的EMVS的广义空间响应仍然满足式(29)的关系:

$$\frac{\begin{bmatrix} 1 \\ \chi^{2,1} \\ \chi^{3,1} \end{bmatrix}}{\begin{bmatrix} 1 \\ \chi^{2,1} \\ \chi^{3,1} \end{bmatrix}} \times \frac{\begin{bmatrix} \chi^{4,1} \\ \chi^{5,1} \\ \chi^{6,1} \end{bmatrix}^*}{\begin{bmatrix} \chi^{4,1} \\ \chi^{5,1} \\ \chi^{6,1} \end{bmatrix}^*} = \begin{bmatrix} \cos \phi \sin \theta \\ \sin \phi \sin \theta \\ \cos \theta \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} u \\ v \\ w \end{bmatrix} \quad (29)$$

因此, 从式(29)中可以得到相应的方向余弦 u 和 v 。接下来本文的任务就是从所设计的异点L型发射阵列和接收阵列中提取EMVS的极化旋转不变关系, 从而来构建相应的广义空间响应。选择矩阵可定义为

$$\begin{cases} J_{ty3} = \begin{bmatrix} I_{1 \times 3(M_2-1)} & 1 & 0 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 3M_1} \end{bmatrix} \otimes I_{3(N_1+N_2)} \\ J_{ty4} = \begin{bmatrix} I_{1 \times 3(M_2-1)} & 0 & 1 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 3M_1} \end{bmatrix} \otimes I_{3(N_1+N_2)} \end{cases} \quad (30)$$

$$\begin{cases} J_{ty5} = \begin{bmatrix} I_{1 \times 3(M_2-1)} & 0 & 0 & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 3M_1} \end{bmatrix} \otimes I_{3(N_1+N_2)} \\ J_{tx3} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 3M_2} & 1 & 0 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 3(M_1-1)} \end{bmatrix} \otimes I_{3(N_1+N_2)} \end{cases} \quad (31)$$

$$\begin{cases} J_{tx4} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 3M_2} & 0 & 1 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 3(M_1-1)} \end{bmatrix} \otimes I_{3(N_1+N_2)} \\ J_{tx5} = \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 3M_2} & 0 & 0 & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 3(M_1-1)} \end{bmatrix} \otimes I_{3(N_1+N_2)} \end{cases}$$

$$\begin{cases} J_{ry3} = I_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times (N_2-1)} & 1 & 0 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 3N_1} \end{bmatrix} \\ J_{ry4} = I_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times (N_2-1)} & 0 & 1 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 3N_1} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (32)$$

$$\begin{cases} J_{ry5} = I_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times (N_2-1)} & 0 & 0 & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 3N_1} \end{bmatrix} \\ J_{rx3} = I_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 3N_2} & 1 & 0 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 3(N_1-1)} \end{bmatrix} \end{cases} \quad (33)$$

$$\begin{cases} J_{rx4} = I_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 3N_2} & 0 & 1 & 0 & \mathbf{0}_{1 \times 3(N_1-1)} \end{bmatrix} \\ J_{rx5} = I_{3(M_1+M_2)} \otimes \begin{bmatrix} \mathbf{0}_{1 \times 3N_2} & 0 & 0 & 1 & \mathbf{0}_{1 \times 3(N_1-1)} \end{bmatrix} \end{cases}$$

因此, 针对发射EMVS空间响应和接收EMVS空间响应构建的旋转不变关系如下:

$$\begin{cases} J_{ty4}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = J_{ty3}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \Phi_{\chi_t^{2,1}} \\ J_{ty5}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = J_{ty3}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \Phi_{\chi_t^{3,1}} \end{cases} \quad (34)$$

$$\begin{cases} J_{tx3}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = J_{tx4}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \Phi_{\chi_t^{4,1}} \\ J_{tx4}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = J_{tx5}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \Phi_{\chi_t^{5,1}} \end{cases}$$

$$\begin{cases} J_{ty4}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = J_{ty3}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \Phi_{\chi_r^{2,1}} \\ J_{ry5}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = J_{ry3}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \Phi_{\chi_r^{3,1}} \end{cases} \quad (35)$$

$$\begin{cases} J_{rx3}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = J_{rx4}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \Phi_{\chi_r^{4,1}} \\ J_{rx4}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) = J_{rx5}(\mathbf{Q}_t \odot \mathbf{Q}_r) \Phi_{\chi_r^{5,1}} \end{cases}$$

式中, $\Phi_{\chi_t^{2,1}} = \text{diag}[\chi_{t1}^{2,1} \chi_{t2}^{2,1} \cdots \chi_{tK}^{2,1}]$, $\Phi_{\chi_t^{3,1}} = \text{diag}[\chi_{t1}^{3,1} \chi_{t2}^{3,1} \cdots \chi_{tK}^{3,1}]$, $\Phi_{\chi_t^{4,1}} = \text{diag}[\chi_{t1}^{4,1} \chi_{t2}^{4,1} \cdots \chi_{tK}^{4,1}]$, $\Phi_{\chi_t^{5,1}} = \text{diag}[\chi_{t1}^{5,1} \chi_{t2}^{5,1} \cdots \chi_{tK}^{5,1}]$, $\Phi_{\chi_r^{6,1}} = \text{diag}[\chi_{r1}^{6,1} \chi_{r2}^{6,1} \cdots \chi_{rK}^{6,1}]$,

$\Phi_{\chi_r^{2,1}} = \text{diag}[\chi_{r1}^{2,1} \chi_{r2}^{2,1} \cdots \chi_{rK}^{2,1}]$, $\Phi_{\chi_r^{3,1}} = \text{diag}[\chi_{r1}^{3,1} \chi_{r2}^{3,1} \cdots \chi_{rK}^{3,1}]$,
 $\Phi_{\chi_r^{4,1}} = \text{diag}[\chi_{r1}^{4,1} \chi_{r2}^{4,1} \cdots \chi_{rK}^{4,1}]$, $\Phi_{\chi_r^{5,1}} = \text{diag}[\chi_{r1}^{5,1} \chi_{r2}^{5,1} \cdots \chi_{rK}^{5,1}]$, $\Phi_{\chi_r^{6,1}} = \text{diag}[\chi_{r1}^{6,1} \chi_{r2}^{6,1} \cdots \chi_{rK}^{6,1}]$ 。进一步利用
 式(9)中 E_s 和 $(Q_t \odot Q_r)$ 之间的关系, 以上关于发射
 EMVS 空间响应和接收 EMVS 空间响应的旋转不
 变关系可以进一步表示为

$$\begin{cases} P^{-1} \Phi_{\chi_t^{2,1}} P = (J_{ty3} E_s)^\dagger J_{ty4} E_s \\ P^{-1} \Phi_{\chi_t^{3,1}} P = (J_{ty3} E_s)^\dagger J_{ty5} E_s \\ P^{-1} \Phi_{\chi_t^{4,1}} P = (J_{ty3} E_s)^\dagger J_{tx3} E_s \\ P^{-1} \Phi_{\chi_t^{5,1}} P = (J_{ty3} E_s)^\dagger J_{tx4} E_s \\ P^{-1} \Phi_{\chi_t^{6,1}} P = (J_{ty3} E_s)^\dagger J_{tx5} E_s \end{cases} \quad (36)$$

$$\begin{cases} P^{-1} \Phi_{\chi_r^{2,1}} P = (J_{ry3} E_s)^\dagger J_{ry4} E_s \\ P^{-1} \Phi_{\chi_r^{3,1}} P = (J_{ry3} E_s)^\dagger J_{ry5} E_s \\ P^{-1} \Phi_{\chi_r^{4,1}} P = (J_{ry3} E_s)^\dagger J_{rx3} E_s \\ P^{-1} \Phi_{\chi_r^{5,1}} P = (J_{ry3} E_s)^\dagger J_{rx4} E_s \\ P^{-1} \Phi_{\chi_r^{6,1}} P = (J_{ry3} E_s)^\dagger J_{rx5} E_s \end{cases} \quad (37)$$

可以看出, 式(36)和式(22)具有相同的特征
 矩阵 P 。因此, 可以进一步利用 $(J_{ty1} E_s)^\dagger J_{ty2} E_s$ 特征值
 分解获得的特征矩阵 P , 然后分别利用 $P(J_{ty3} E_s)^\dagger$
 $J_{ty4} E_s P^{-1}$, $P(J_{ty3} E_s)^\dagger J_{ty5} E_s P^{-1}$, $P(J_{ty3} E_s)^\dagger J_{tx3} E_s P^{-1}$,
 $P(J_{ty3} E_s)^\dagger J_{tx4} E_s P^{-1}$, $P(J_{ty3} E_s)^\dagger J_{tx5} E_s P^{-1}$, $P(J_{ry3} E_s)^\dagger$
 $J_{ry4} E_s P^{-1}$, $P(J_{ry3} E_s)^\dagger J_{ry5} E_s P^{-1}$, $P(J_{ry3} E_s)^\dagger J_{rx3} E_s P^{-1}$,
 $P(J_{ry3} E_s)^\dagger J_{rx4} E_s P^{-1}$ 和 $P(J_{ry3} E_s)^\dagger J_{rx5} E_s P^{-1}$ 来实现
 对 $\Phi_{\chi_t^{2,1}}$, $\Phi_{\chi_t^{3,1}}$, $\Phi_{\chi_t^{4,1}}$, $\Phi_{\chi_t^{5,1}}$, $\Phi_{\chi_t^{6,1}}$, $\Phi_{\chi_r^{2,1}}$, $\Phi_{\chi_r^{3,1}}$, $\Phi_{\chi_r^{4,1}}$, $\Phi_{\chi_r^{5,1}}$ 和
 $\Phi_{\chi_r^{6,1}}$ 的估计。因此, 最终估计得到的发射 EMVS 空
 间响应和接收 EMVS 空间响应可以表示为

$$\tilde{C}_t = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \chi_{t1}^{2,1} & \chi_{t2}^{2,1} & \cdots & \chi_{tK}^{2,1} \\ \chi_{t1}^{3,1} & \chi_{t2}^{3,1} & \cdots & \chi_{tK}^{3,1} \\ \chi_{t1}^{4,1} & \chi_{t2}^{4,1} & \cdots & \chi_{tK}^{4,1} \\ \chi_{t1}^{5,1} & \chi_{t2}^{5,1} & \cdots & \chi_{tK}^{5,1} \\ \chi_{t1}^{6,1} & \chi_{t2}^{6,1} & \cdots & \chi_{tK}^{6,1} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{6 \times K} \quad (38)$$

$$\tilde{C}_r = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \cdots & 1 \\ \chi_{r1}^{2,1} & \chi_{r2}^{2,1} & \cdots & \chi_{rK}^{2,1} \\ \chi_{r1}^{3,1} & \chi_{r2}^{3,1} & \cdots & \chi_{rK}^{3,1} \\ \chi_{r1}^{4,1} & \chi_{r2}^{4,1} & \cdots & \chi_{rK}^{4,1} \\ \chi_{r1}^{5,1} & \chi_{r2}^{5,1} & \cdots & \chi_{rK}^{5,1} \\ \chi_{r1}^{6,1} & \chi_{r2}^{6,1} & \cdots & \chi_{rK}^{6,1} \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{6 \times K} \quad (39)$$

根据式(29), 然后对 $\tilde{C}_t(:, k) = [1 \ \chi_{t1}^{2,1} \ \chi_{t1}^{3,1} \ \chi_{t1}^{4,1} \ \chi_{t1}^{5,1} \ \chi_{t1}^{6,1}]^T$, $k = 1, 2, \dots, K$ 和 $\tilde{C}_r(:, k) = [1 \ \chi_{r1}^{2,1} \ \chi_{r1}^{3,1} \ \chi_{r1}^{4,1} \ \chi_{r1}^{5,1} \ \chi_{r1}^{6,1}]^T$, $k = 1, 2, \dots, K$ 分别进行矢量叉积运算可以得到相应的二维发射方向余弦和二维接收方向余弦

$$\begin{bmatrix} \tilde{u}_{tk}^{\text{coas}} \\ \tilde{v}_{tk}^{\text{coas}} \\ \tilde{w}_{tk}^{\text{coas}} \end{bmatrix} = \frac{\begin{bmatrix} 1 \\ \chi_{tk}^{2,1} \\ \chi_{tk}^{3,1} \end{bmatrix}}{\left\| \begin{bmatrix} 1 \\ \chi_{tk}^{2,1} \\ \chi_{tk}^{3,1} \end{bmatrix} \right\|} \times \frac{\begin{bmatrix} \chi_{tk}^{4,1} \\ \chi_{tk}^{5,1} \\ \chi_{tk}^{6,1} \end{bmatrix}^*}{\left\| \begin{bmatrix} \chi_{tk}^{4,1} \\ \chi_{tk}^{5,1} \\ \chi_{tk}^{6,1} \end{bmatrix} \right\|} \quad (40)$$

$$\begin{bmatrix} \tilde{u}_{rk}^{\text{coas}} \\ \tilde{v}_{rk}^{\text{coas}} \\ \tilde{w}_{rk}^{\text{coas}} \end{bmatrix} = \frac{\begin{bmatrix} 1 \\ \chi_{rk}^{2,1} \\ \chi_{rk}^{3,1} \end{bmatrix}}{\left\| \begin{bmatrix} 1 \\ \chi_{rk}^{2,1} \\ \chi_{rk}^{3,1} \end{bmatrix} \right\|} \times \frac{\begin{bmatrix} \chi_{rk}^{4,1} \\ \chi_{rk}^{5,1} \\ \chi_{rk}^{6,1} \end{bmatrix}^*}{\left\| \begin{bmatrix} \chi_{rk}^{4,1} \\ \chi_{rk}^{5,1} \\ \chi_{rk}^{6,1} \end{bmatrix} \right\|} \quad (41)$$

因此, 通过以上发射 EMVS 和接收 EMVS 的广
 义空间响应可以得到的方向余弦 $\tilde{u}_{tk}^{\text{coas}}$, $\tilde{v}_{tk}^{\text{coas}}$, $\tilde{u}_{rk}^{\text{coas}}$ 和
 $\tilde{v}_{rk}^{\text{coas}}$ 的粗估计。并且以上得到的二维发射方向余
 弦和二维接收方向余弦与式(27)得到的精估计二
 维发射方向余弦和二维接收方向余弦是一一对应
 关系。本文利用如下的精粗估计结合来实现对二
 维发射方向余弦和二维接收方向余弦的解模糊
 处理:

$$\begin{cases} \hat{v}_{tk}^{\text{fine}} = \hat{v}_{tk\hat{m}_2}, \hat{m}_2 = \argmin_{\hat{m}_2} \left| \tilde{v}_{tk}^{\text{coas}} - \tilde{v}_{tk} + \frac{\tilde{m}_2}{D_{ty}} \right| \\ \hat{u}_{tk}^{\text{fine}} = \hat{u}_{tk\hat{m}_1}, \hat{m}_1 = \argmin_{\hat{m}_1} \left| \tilde{u}_{tk}^{\text{coas}} - \tilde{u}_{tk} + \frac{\tilde{m}_1}{D_{tx}} \right| \\ \hat{v}_{rk}^{\text{fine}} = \hat{v}_{rk\hat{n}_2}, \hat{n}_2 = \argmin_{\hat{n}_2} \left| \tilde{v}_{rk}^{\text{coas}} - \tilde{v}_{rk} + \frac{\tilde{n}_2}{D_{ry}} \right| \\ \hat{u}_{rk}^{\text{fine}} = \hat{u}_{rk\hat{n}_1}, \hat{n}_1 = \argmin_{\hat{n}_1} \left| \tilde{u}_{rk}^{\text{coas}} - \tilde{u}_{rk} + \frac{\tilde{n}_1}{D_{rx}} \right| \end{cases}, k = 1, 2, \dots, K \quad (42)$$

因此,经过以上的处理过程可以得到高精度无模糊的二维发射方向余弦和接收方向余弦。进一步地,相应的2D-DOD和2D-DOA估计可以表示为

$$\begin{cases} \hat{\theta}_{ik} = \arcsin\left(\sqrt{\left(\hat{v}_{ik}^{\text{fine}}\right)^2 + \left(\hat{u}_{ik}^{\text{fine}}\right)^2}\right) \\ \hat{\phi}_{ik} = \arctan\left(\frac{\hat{v}_{ik}^{\text{fine}}}{\hat{u}_{ik}^{\text{fine}}}\right) \\ \hat{\theta}_{rk} = \arcsin\left(\sqrt{\left(\hat{v}_{rk}^{\text{fine}}\right)^2 + \left(\hat{u}_{rk}^{\text{fine}}\right)^2}\right) \\ \hat{\phi}_{rk} = \arctan\left(\frac{\hat{v}_{rk}^{\text{fine}}}{\hat{u}_{rk}^{\text{fine}}}\right) \end{cases}, k = 1, 2, \dots, K \quad (43)$$

经过以上的处理过程最终得到自动参数配对的2D-DOD和2D-DOA估计值。下面本文再进一步利用EMVS的极化旋转不变特性来实现对2D-TPA和2D-RPA的角度参数估计。

2.2 2D-TPA和2D-RPA估计

由于所设计的异点L型发射EMVS和接收EMVS的特殊结构,本文对2D-TPA和2D-RPA的求解不能采用文献[11-13]中的方法。本文进一步利用构建的广义发射EMVS空间响应和广义接收EMVS空间响应来实现对2D-TPA和2D-RPA的求解。并且,由于对2D-TPA和2D-RPA的求解过程类似,本文仅给出对2D-TPA的详细推导过程。根据式(1),对于式(38)中的 $\tilde{\mathbf{C}}_i(:,k) = [1 \ \chi_{ik}^{2,1} \ \chi_{ik}^{3,1} \ \chi_{ik}^{4,1} \ \chi_{ik}^{5,1} \ \chi_{ik}^{6,1}]^T$,可以进一步构建如下的方程:

$$\tilde{\mathbf{C}}_i(:,k) = \frac{1}{\beta_{ik}^1} \begin{bmatrix} \beta_{ik}^1 \\ \beta_{ik}^2 \\ \beta_{ik}^3 \\ \beta_{ik}^4 \\ \beta_{ik}^5 \\ \beta_{ik}^6 \end{bmatrix} = \frac{1}{\beta_{ik}^1} \mathbf{F}_i(\theta_{ik}, \phi_{ik}) \mathbf{g}_i(\gamma_{ik}, \eta_{ik}) \quad (44)$$

由于2D-DOD已经得到,故关于 $\mathbf{g}_i(\gamma_{ik}, \eta_{ik})$ 的估计可以表示为

$$\frac{1}{\beta_{ik}^1} \hat{\mathbf{g}}_i(\gamma_{ik}, \eta_{ik}) = \left(\mathbf{F}_i(\hat{\theta}_{ik}, \hat{\phi}_{ik}) \right)^\dagger \tilde{\mathbf{C}}_i(:,k) \quad (45)$$

对于估计得到的 $\frac{1}{\beta_{ik}^1} \hat{\mathbf{g}}_i(\gamma_{ik}, \eta_{ik})$,最终2D-TPA的估计可以表示为

$$\begin{cases} \hat{\gamma}_{ik} = \arctan\left[\frac{\hat{\mathbf{g}}_i(\gamma_{ik}, \eta_{ik})_1}{\hat{\mathbf{g}}_i(\gamma_{ik}, \eta_{ik})_2}\right] \\ \hat{\eta}_{ik} = \angle\left[\frac{\hat{\mathbf{g}}_i(\gamma_{ik}, \eta_{ik})_1}{\hat{\mathbf{g}}_i(\gamma_{ik}, \eta_{ik})_2}\right] \end{cases}, k = 1, 2, \dots, K \quad (46)$$

最后,经过以上处理过程,本文可以同时得到发射和接收的四维参数。从以上的理论分析可以看出,估计得到的2D-DOD和2D-DOA是高精度的,而得到的2D-TPA和2D-RPA的估计精度较低。

3 相关问题分析

3.1 克拉美罗界CRB

为有效地评价本文所提算法的参数估计性能,本文给出所提算法对于发射四维参数 $(\theta_{ik}, \phi_{ik}, \gamma_{ik}, \eta_{ik}), k = 1, 2, \dots, K$ 和接收四维参数 $(\theta_{rk}, \phi_{rk}, \gamma_{rk}, \eta_{rk}), k = 1, 2, \dots, K$ 的克拉美罗界

$$\text{CRB} = \frac{\sigma^2}{2L} \left[\text{real} \left(\left(\mathbf{D}^H \mathbf{\Pi}_Q^\perp \mathbf{D} \right) \oplus \left(\mathbf{R}_s^T \otimes \mathbf{I}_{8 \times 8} \right) \right) \right]^{-1} \quad (47)$$

式中, $\mathbf{\Pi}_Q^\perp = \mathbf{I}_{9MN} - \mathbf{Q}\mathbf{Q}^\dagger$ 为 $\mathbf{Q}$ 的投影矩阵, $\mathbf{D}$ 表示联合导数矢量矩阵。

3.2 计算复杂度

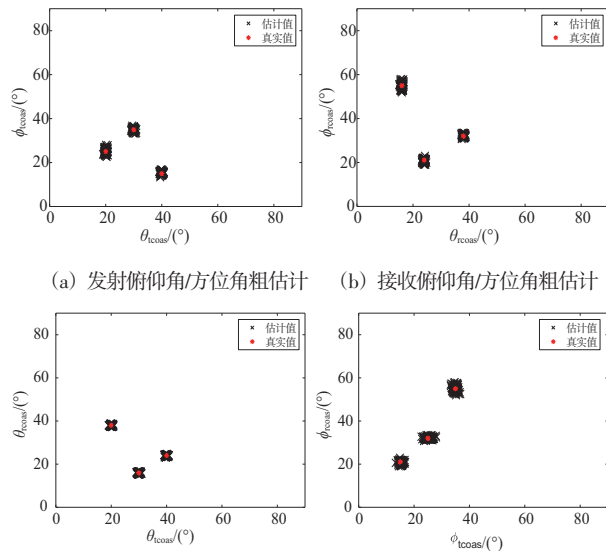
本文算法的优越性在于计算复杂度较低,为便于对比,考虑文献[11]和文献[14]的计算复杂度,因为这两种算法本质上均是旋转不变算法。文献[11]计算复杂度是 $\mathcal{O}\{36^2 M^2 N^2 T + 36^3 M^3 N^3 + 12K^2(N+M-2) + 6K^3 + 7(M+N)K^2 + 12K + 36MN(36MN-K) + (36MN-K)K^2\}$,文献[14]是 $\mathcal{O}\{36^2 M^2 N^2 T + 36^3 M^3 N^3 + K^2(72(M-1)N + 72(N-1)M + 120MN) + 49K^3\}$ 。本文方法主要是式(7)中的协方差矩阵运算,式(8)中的奇异值分解,式(22)~(25)中关于二维发射方向余弦和二维接收方向余弦旋转不变关系的构建以及式(36)~(37)中关于极化旋转不变关系的运算,计算复杂度是 $\mathcal{O}\{9^2 M^2 N^2 T\}$, $\mathcal{O}\{9^3 M^3 N^3\}$, $\mathcal{O}\{(162MNK+27K^2)(2MN-2N-2M)+8K^3\}$ 和 $\mathcal{O}\{45K(M+N)(6MN+K) + 20K^3\}$ 。因此,本文所提算法总的计算复杂度为 $\mathcal{O}\{9^2 M^2 N^2 T + 9^3 M^3 N^3 + (162MNK + 27K^2)(2MN - 2N - 2M) + 28K^3 + 45K(M+N)(6MN+K)\}$ 。

4 仿真实验

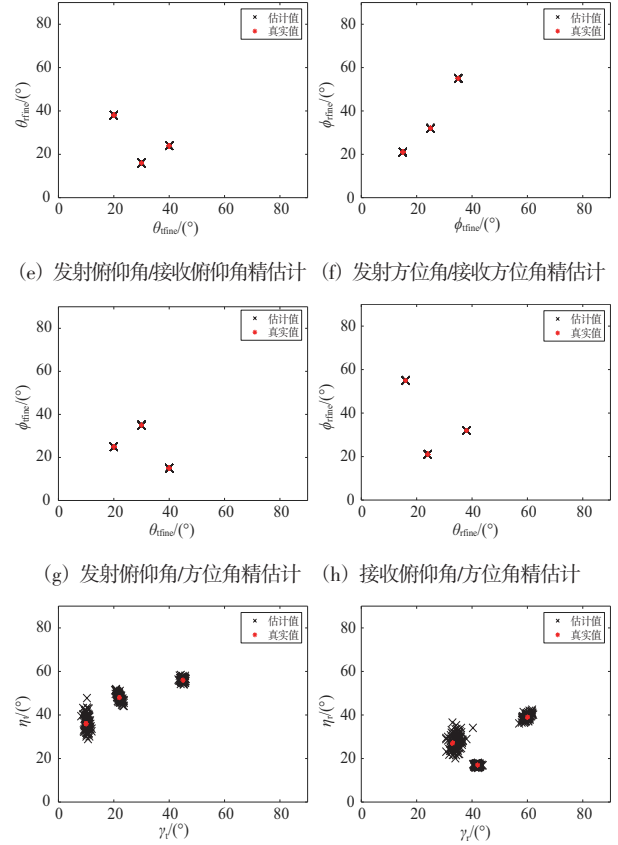
4.1 2D-DOD, 2D-DOA, 2D-TPA 和 2D-RPA 散点图配对分析

首先验证一下本文所提算法的 2D-DOD, 2D-DOA, 2D-TPA 和 2D-RPA 的参数配对情况。仿真实验中, 将异点 L 型发射 EMVS 阵列 M 设置为 8 ($M_1 = M_2 = 4$), $D_{ty} = D_{tx} = 5\lambda$, N 设置为 6 ($N_1 = N_2 = 3$), $D_{ty} = D_{tx} = 2.5\lambda$ 。假设入射信源数为 $K = 3$, 发射参数 $(\theta_t, \phi_t, \gamma_t, \eta_t)$ 分别设置为 $\theta_t = [40^\circ, 20^\circ, 30^\circ]$, $\phi_t = [15^\circ, 25^\circ, 35^\circ]$, $\gamma_t = [10^\circ, 22^\circ, 45^\circ]$, $\eta_t = [38^\circ, 48^\circ, 56^\circ]$ 。接收参数 $(\theta_r, \phi_r, \gamma_r, \eta_r)$ 分别设置为 $\theta_r = [24^\circ, 38^\circ, 16^\circ]$, $\phi_r = [21^\circ, 32^\circ, 55^\circ]$, $\gamma_r = [42^\circ, 33^\circ, 60^\circ]$ 和 $\eta_r = [17^\circ, 27^\circ, 39^\circ]$ 。假设信噪比为 10 dB, 快拍数为 200, 散点图的蒙特卡洛仿真实验次数设置为 100。

在如图 3 所示散点图的仿真实验中, 下标 coas 和 fine 分别表示粗估计和精估计结果。从图 3(a)~(d) 中的散点图可以看出, 基于 EMVS 极化旋转不变特性得到的粗估计 2D-DOD 和 2D-DOA 的参数估计性能较差。图 3(e)~(h) 中的散点图可以看出, 基于异点 L 型阵列空间旋转不变特性得到的精估计 2D-DOD 和 2D-DOA 能够精确地实现目标的参数估计。同样地, 由于 2D-TPA 和 2D-RPA 的估计也依赖于所构建的广义 EMVS 空间响应, 其对应



(c) 发射俯仰角/接收俯仰角粗估计 (d) 发射方位角/接收方位角粗估计



(i) 发射极化角/极化相位差粗估计 (j) 接收极化角/极化相位差粗估计

图 3 发射四维参数和接收四维参数散点图

的图 3(i)~(j) 中的散点图估计结果较差。从图 3 可以看出, 本文所提算法能够有效实现对 2D-DOD, 2D-DOA, 2D-TPA 和 2D-RPA 的参数配对, 并且基于所设计的异点 L 型阵列结构可以获得 2D-DOD 和 2D-DOA 的精估计。

4.2 不同算法均方误差性能对比

为验证本文所设计的异点 L 型阵列结构的多维参数估计性能, 仿真分析均方误差随信噪比和快拍数的变化。考虑文献[11]中的算法和文献[14]中的算法, 其中仿真实验中标记 Chintagunta 和 Wen 分别表示文献[11]中的算法和文献[14]中的算法。对于 2D-DOD, 2D-DOA 和 2D-TPA, 2D-RPA 的均方误差定义分别为

$$RMSE_d = \left[\frac{1}{IK} \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \left(\left(\hat{\theta}_{tk}(i) - \theta_{tk} \right)^2 + \left(\hat{\phi}_{tk}(i) - \phi_{tk} \right)^2 + \left(\hat{\gamma}_{tk}(i) - \gamma_{tk} \right)^2 + \left(\hat{\eta}_{tk}(i) - \eta_{tk} \right)^2 \right) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (48)$$

$$RMSE_p = \left[\frac{1}{IK} \sum_{i=1}^I \sum_{k=1}^K \left(\left(\hat{\gamma}_{ik}(i) - \gamma_{ik} \right)^2 + \left(\hat{\eta}_{ik}(i) - \eta_{ik} \right)^2 + \left(\hat{\gamma}_{ik}(i) - \gamma_{ik} \right)^2 + \left(\hat{\eta}_{ik}(i) - \eta_{ik} \right)^2 \right) \right]^{\frac{1}{2}} \quad (49)$$

式中, I 表示蒙特卡洛仿真次数, 本文设为 200。在图 4 中的均方误差随快拍数的仿真实验中, 快拍数范围是 $[40:40:520]$, 信噪比固定为 10 dB。同时图 5 给出不同算法的计算时间。在图 6 中的均方误差随信噪比的仿真实验中, 信噪比范围是 $[0:2:20]$ dB, 快拍数固定为 200。目标个数 K , 异点 L 型发射 EMVS 阵列和接收 EMVS 阵列与实验一相同配置。并且, 文献[11]和文献[14]所采用的发射阵列个数和接收阵列个数与本文设置相同。

从图 4 和图 6 的仿真实验可以看出, 与文献[11]和文献[14]比较, 在设置相同阵元个数的条件下, 本文方法的估计精度高于文献[11]中的算法, 略低于文献[14]算法。其原因在于, 虽然本文

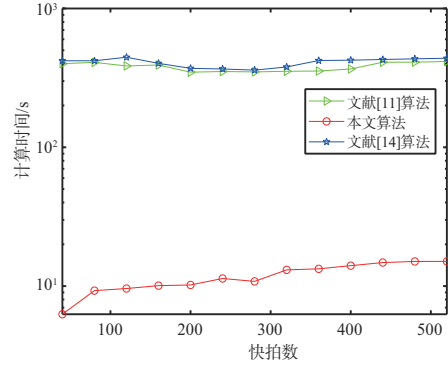
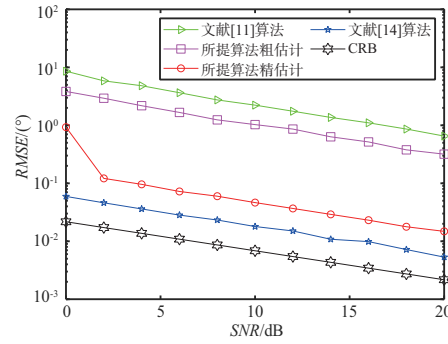
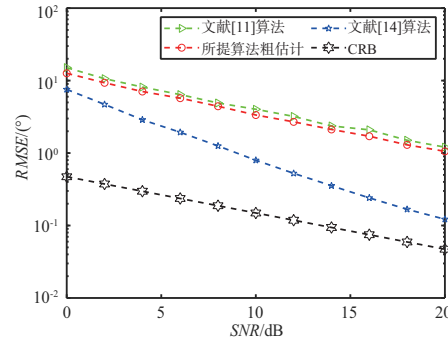


图5 计算时间随快拍数的变化

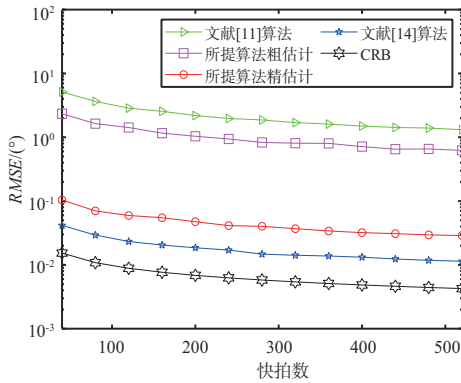


(a) 不同算法的角度均方误差

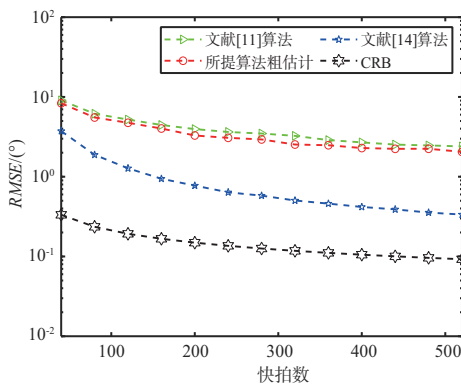


(b) 不同算法的极化均方误差

图6 均方误差随信噪比的变化



(a) 不同算法的角度均方误差



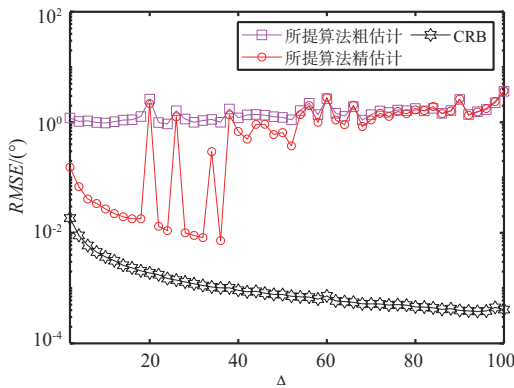
(b) 不同算法的极化均方误差

图4 均方误差随快拍数的变化

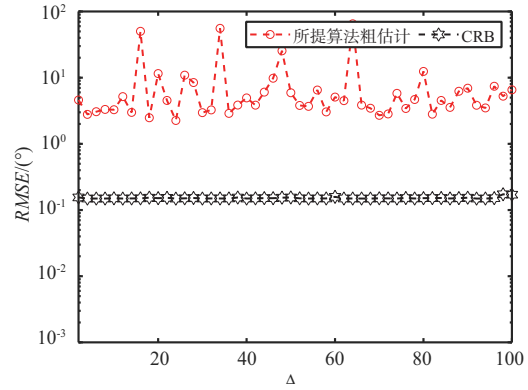
算法和文献[14]中的算法设置了相同阵元个数, 但文献[14]中的每个阵元均有三正交电偶极子和三正交磁偶极子, 对于 M 个发射 EMVS, 文献[14]中总的偶极子个数为 $6M$, 而本文所设计的异点 L 型偶极子的个数为 $3M$, 因此, 相比于文献[14], 本文算法在降低计算复杂度的同时参数估计性能稍有下降。进一步由图 4 和图 6 可知, 本文所提算法 2D-DOD 和 2D-DOA 的精估计明显好于相应的粗估计的结果。同时, 从图 5 可知, 相比于文献[11]中算法和文献[14]中算法的计算复杂度, 本文方法的计算复杂度更低。

4.3 多维参数估计性能随阵元间距的变化

在上面两个仿真实验中发射 EMVS 和接收 EMVS 的阵元间距分别设置为 $D_{ty} = D_{tx} = 5\lambda$ 和 $D_{ry} = D_{rx} = 2.5\lambda$ 。阵元间距的大小也会影响异点 L 型阵列结构对 2D-DOD, 2D-DOA, 2D-TPA 和 2D-RPA 的参数估计性能, 尤其是对 2D-DOD 和 2D-DOA 估计性能的影响。本文考虑不同的阵元间距下, 本文所设计的异点 L 型阵列结构的多维参数估计性能, 为选择一个合适的阵元间距提供相应的参考。仿真实验中令 $D_{ty} = D_{tx} = D_{ry} = D_{rx} = \Delta$, Δ 为半波长的整数倍, $\Delta = 2 : 2 : 100$ 。从图 7 的仿真实验结果可以看出, 随着阵元间距的提升, 本文所提算法的精估计性能先变好后变差。这说明在进行阵元间距的选择时并不是越大越好, 超过一定的门限值之后估计性能会急剧下降。其原因在于: 从式 (27) 中可以看出, 随着阵元间距的加大, 精估计的模糊值增多, 模糊间隔变小。但是从式 (40) 和式 (41) 中求解得到的粗估计值基本不变, 导致式 (42) 基于粗估计值的解模糊出错概率增加, 估计精度下降, 最终得到的解模糊值与实际粗估计值一致。因此, 对于阵元间距的增加, 精估计的角度参数存在一个模糊门限。故在进行异点 L 型阵列设计时需要选择一个合理的阵元间距。从图 7 的仿真实验结果进一步可以看出, 粗估计的 2D-DOD, 2D-DOA, 2D-TPA 和 2D-RPA 的参数估计结果随阵元间距的增加变化不大。其原因在于粗估计的 2D-DOD, 2D-DOA, 2D-TPA 和 2D-RPA 仅仅依赖于 EMVS 广义空间响应的极化旋转不变特性。



(a) 所提算法角度均方误差



(b) 所提算法极化均方误差

图 7 均方误差性能随阵元间距的变化

5 结束语

通过把集中式 EMVS 划分为三正交电偶极子与三正交磁偶极子, 本文利用异点 EMVS 结构设计了一种新颖的 L 型阵列来提升双基地 EMVS-MIMO 雷达中 2D-DOD 和 2D-DOA 的参数估计性能。所提出的异点 L 型 EMVS 结构通过阵元间距的稀疏排列能够实现 2D-DOD 和 2D-DOA 的精确估计。并且, 提取出的 EMVS 广义空间响应可以对 2D-TPA 和 2D-RPA 进行有效估计。相比于集中式 EMVS 结构, 所提出的异点 EMVS 结构能够显著降低接收数据的维度。因此, 本文利用所设计的异点 L 型阵列结构在实现双基地 EMVS-MIMO 雷达中 2D-DOD 和 2D-DOA 高精度估计的同时具有较低的计算复杂度。

参考文献:

- [1] XU Feng, VOROBYOV S A, YANG Xiaopeng. Joint DOD and DOA Estimation in Slow - Time MIMO Radar via PARAFAC Decomposition [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27:1495-1499.
- [2] DU Jianhe, DONG Jingyi, JIN Libiao, et al. Bayesian Robust Tensor Factorization for Angle Estimation in Bistatic MIMO Radar with Unknown Spatially Colored Noise [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2022, 70:6051-6064.
- [3] 陈金立, 蒋志军, 朱熙铨, 等. 基于矩阵因子重构的 MIMO 雷达角度估计方法 [J]. 雷达科学与技术, 2023, 21 (6):653-660.
- [4] LAI Xin, ZHANG Xiaofei, ZHENG Wang, et al. Spatially Smoothed Tensor - Based Method for Bistatic Co - Prime MIMO Radar with Hole - Free Sum - Difference Co - Array [J]. IEEE

- Trans on Vehicular Technology, 2022, 71(4):3889-3899.
- [5] GAO Sizhe, MA Hui, LIU Hongwei, et al. DOD and DOA Estimation from Incomplete Data Based on PARAFAC and Atomic Norm Minimization Method[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61:1-14.
- [6] WONG K T. Direction Finding/Polarization Estimation Dipole and/or Loop Triad(s)[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2001, 37(2):679-684.
- [7] WONG K T, YUAN Xin. Vector Cross-Product Direction-Finding with an Electromagnetic Vector-Sensor of Six Orthogonally Oriented but Spatially Noncollocating Dipoles/Loops[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(1):160-171.
- [8] CHEN Junlong, WONG K T, MORRIS Z N. Tri-Cardiod Co-Centered Co-Planar Array-Its Direction-Finding Cramer-Rao Bound and Design Guidelines[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(1):660-677.
- [9] KHAN S, WONG K T. A Six-Component Vector Sensor Comprising Electrically Long Dipoles and Large Loops—To Simultaneously Estimate Incident Sources' Directions-of-Arrival and Polarizations[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2020, 68(8):6355-6363.
- [10] 悦亚星,李天宇,周成伟,等.稀疏多极化阵列设计研究进展与展望[J].雷达学报,2023,12(2):312-331.
- [11] CHINTAGUNTA S, PONNUSAMY P. 2D-DOD and 2D-DOA Estimation Using the Electromagnetic Vector Sensors[J]. Signal Processing, 2018, 147:163-172.
- [12] LIU Tingting, WEN Fangqing, SHI Junpeng, et al. A Computationally Economic Location Algorithm for Bistatic EMVS-MIMO Radar[J]. IEEE ACCESS, 2019, 7:120533-120540.
- [13] WEN Fangqing, SHI Junpeng. Fast Direction Finding for Bistatic EMVS-MIMO Radar Without Pairing[J]. Signal Processing, 2020, 173:107512.
- [14] WEN Fangqing, SHI Junpeng, HE Jin, et al. 2D-DOD and 2D-DOA Estimation Using Sparse EMVS-MIMO Radar[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(2):2077-2084.
- [15] CHINTAGUNTA S, PONNUSAMY P. DOD and DOA Estimation Using the Spatial Smoothing in MIMO Radar with the EMVS Sensors[J]. Multidimensional Systems and Signal Processing, 2018, 29(4):1241-1253.
- [16] CHINTAGUNTA S, PONNUSAMY P. Integrated Polarisation and Diversity Smoothing Algorithm for DOD and DOA Estimation of Coherent Targets[J]. IET Signal Processing, 2018, 12(4):447-453.
- [17] PONNUSAMY P, SUBRAMANIAM K, CHINTAGUNTA S. Computationally Efficient Method for Joint DOD and DOA Estimation of Coherent Targets in MIMO Radar[J]. Signal Processing, 2019, 165:262-267.
- [18] WEN Fangqing, SHI Junpeng, ZHANG Zijing. Generalized Spatial Smoothing in Bistatic EMVS-MIMO Radar[J]. Signal Processing, 2022, 193:108406.
- [19] WEN Fangqing, SHI Junpeng, ZHANG Zijing. Joint 2D-DOD, 2D-DOA, and Polarization Angles Estimation for Bistatic EMVS-MIMO Radar via PARAFAC Analysis[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2020, 69(2):1626-1638.
- [20] 谢前朋,潘小义,陈吉源,等.基于新型阵列的双基地EMVS-MIMO雷达高分辨角度参数估计[J].电子与信息学报,2021,43(2):270-276.
- [21] 谢前朋,杜奕航,孙兵,等.基于降维变换的低复杂度双基地EMVS-MIMO雷达高分辨多维参数估计[J].系统工程与电子技术,2024,46(6):1899-1907.
- [22] 潘小义,谢前朋,孟晓明,等.基于差分阵列的双基地EMVS-MIMO雷达高分辨多维参数估计[J].电子与信息学报,2023,45(11):3860-3867.
- [23] ZHANG Lei, WANG Han, WEN Fangqing, et al. PARAFAC Estimators for Coherent Targets in EMVS-MIMO Radar with Arbitrary Geometry[J]. Remote Sensing, 2022, 14(12):2905.
- [24] MAO Chengxing, SHI Junpeng, WEN Fangqing. Target Localization in Bistatic EMVS-MIMO Radar Using Tensor Subspace Method[J]. IEEE ACCESS, 2019, 7:163119-1632127.
- [25] WANG Xianpeng, HUANG Mengxing, WAN Liangtian. Joint 2D-DOD and 2D-DOA Estimation for Coprime EMVS-MIMO Radar[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2021, 40:2950-2966.

作者简介:

孙 兵 男,博士,在站博士后,工程师,主要研究方向为阵列信号处理、雷达信号处理。

李永刚 男,硕士,正高级工程师,主要研究方向为航天测控。

刘 洋 男,博士,工程师,主要研究方向为电磁信号智能感知。

谢前朋 男,博士,工程师,主要研究方向为阵列信号处理、雷达信号处理。

郭力兵 男,硕士,高级工程师,主要研究方向为航天测控。

胡上成 男,硕士,高级工程师,主要研究方向为航天测控。

杨海民 男,博士,工程师,主要研究方向为航天测控。

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

(航天工程大学, 北京 101416)

摘要: 逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)的方位定标可确定空间目标横向尺寸,有利于目标几何特征提取与图像解译。本文提出一种基于成像投影的空间目标ISAR方位定标方法。首先,该方法对回波进行高质量运动补偿与图像增强处理以增强成像显示效果。然后,从ISAR成像原理出发,基于视线信息计算得到投影向量并确定成像平面。最后,将增强处理后的ISAR图像反投影至成像平面网格,从而实现方位定标并得到成像投影几何关系。相比于现有方位定标方法,所提方法避免了复杂的信号参数估计,因此方位定标精度不受回波信噪比影响。同时,该方法提供了成像投影几何关系,基于单次观测能生成多视角目标ISAR图像,有助于空间任务辅助决策。仿真数据实验对比验证了该方法的有效性和稳健性。

关键词: 逆合成孔径雷达; 方位定标; 成像平面; 成像投影

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0280-18

引用格式: 黎吉顺, 张雅声, 尹灿斌, 等. 基于成像投影的空间目标ISAR方位定标方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 280-297.

LI Jishun, ZHANG Yasheng, YIN Canbin, et al. A Novel ISAR Cross-Range Scaling Method for Space Target Based on Imaging Projection[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 280-297.

A Novel ISAR Cross-Range Scaling Method for Space Target Based on Imaging Projection

LI Jishun, ZHANG Yasheng, YIN Canbin, XU Can

(Space Engineering University, Beijing 101416, China)

Abstract: Inverse synthetic aperture radar (ISAR) cross-range scaling can determine the azimuth size of space target, which is beneficial to target geometric feature extraction and image interpretation. In this paper, a novel ISAR cross-range scaling method for space target based on imaging projection is proposed. Firstly, the ISAR echo is processed with high quality motion compensation and image enhancement to enhance the image display effect. Then, based on the principle of ISAR imaging, the projection vector is calculated by using the line-of-sight (LOS) information and the imaging plane is determined. Finally, the enhanced ISAR image is back-projected to the imaging plane grid, so as to realize cross-range scaling and obtain the imaging projection geometric relationship. Compared with the available cross-range scaling methods, the proposed method avoids complex signal parameter estimation, so the accuracy of cross-range scaling is not affected by the echo signal-to-noise ratio (SNR). At the same time, the proposed method provides the geometric relationship of imaging projection, and can generate ISAR images of multi-view targets based on single observation, which is helpful for space mission assistant decision-making. The effectiveness and robustness of the proposed method are verified by simulation data.

Key words: inverse synthetic aperture radar (ISAR); cross-range scaling; image plane; imaging projection

0 引言

逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)凭借其全天时、全天候的工作能力,在军事和民用领域得到广泛应用^[1-5]。ISAR通常采用距离多普勒技术实现目标的高分辨成像,通

过发射大带宽信号实现距离维高分辨,方位维分辨率则与目标和雷达之间的相对转动相关。为了更好地提取目标的尺寸特征,实现ISAR图像解译^[6],需要对ISAR图像进行定标^[7-8]。由于信号带宽已知,距离定标较容易实现。方位定标需要知道目标在成像时间内相对雷达视线的旋转角度,

因此,ISAR方位定标就是目标旋转参数估计的过程。由于目标的非合作性,旋转参数是未知的,实现准确方位定标较为困难。

现有的ISAR方位定标方法可以分为三类:图像旋转相关类^[9-11]、图像质量优化类^[8,12-13]、信号参数估计类^[14]。图像旋转相关类方法利用连续两帧ISAR图像之间的旋转匹配实现目标旋转参数的提取。这类方法需要对ISAR图像进行特征提取与匹配,旋转参数估计精度受图像特征点提取匹配精度的影响,且计算量较大。图像质量优化类方法通过补偿与目标旋转参数有关的相位误差,提高图像聚焦程度实现目标旋转参数的估计,此类方法的估计精度易受图像质量评价指标选取的影响。信号参数估计类方法则通过分数阶傅里叶变换(Fractional Fourier Transform, FRFT)^[15]、吕分布(LV's Distribution, LVD)^[16]、积分型立方相位函数(Integral Cubic Phase Function, ICPF)^[17]等方法直接估计方位回波中与目标旋转运动相关的信号参数,实现目标的方位定标,此类方法的估计精度受信噪比影响较大。不同于飞机、舰船等观测对象,空间目标的轨道运动较为平稳,可视为“半合作目标”,合理利用其轨道运动有助于方位定标^[18]。同时,上述三类方法均仅从确定ISAR图像方位尺寸的角度实现方位定标,割裂了方位定标与ISAR成像原理之间的联系,因此无法直观展示方位定标结果与目标之间的几何关系。

针对上述问题,本文提出了一种基于成像投影的空间目标ISAR方位定标方法。该方法从ISAR成像原理出发,通过视线信息计算得到ISAR成像平面,并将增强处理后的ISAR图像反投影至成像平面中的划分网格,在成像平面内重建目标的散射特性,实现空间目标的方位定标。由于该方法无需进行信号参数估计,因此定标精度不受信噪比的影响,较为稳健。同时,该方法所得定标结果可直观展示成像结果与目标之间的几何投影关系,便于用户理解。基于单次观测,还可生成同一成像平面内不同视角的目标ISAR图像,提高了数据利用率,为基于ISAR图像的图像解译、目标状态反演提供参考和支撑。通过简单散射点模型和复杂面元模型的仿真实验验证了所提方位定标方法的有效性和鲁棒性。

1 空间目标ISAR观测模型与投影成像原理

ISAR观测模型如图1所示,图中给出了5个典型的坐标系,以方便成像场景的描述。 $O_E - X_I Y_I Z_I$ 表示地心惯性坐标系(Earth Centered Inertial Frame, ECI), $O_E - X_F Y_F Z_F$ 表示地心地固坐标系(Earth Centered Earth Fixed, ECEF), O_E 为地球中心。 $O_R - X_R Y_R Z_R$ 表示雷达测站坐标系,雷达测站坐标系的原点在雷达测站所在位置 $O_R(\alpha_R, \beta_R, H_R)$, α_R 、 β_R 、 H_R 分别为雷达测站的经度、纬度和高度。 $O_s - X_s Y_s Z_s$ 表示空间目标轨道坐标系(Orbital Coordinate System, OCS), Z_s 轴从空间目标质心 O_s 指向 O_E , X_s 轴在轨道平面内并指向目标运动方向, Y_s 轴垂直轨道平面并满足右手系。 $O_s - X_B Y_B Z_B$ 表示空间目标本体坐标系,当空间目标处于三轴稳定状态时,目标姿态相对轨道坐标系保持不变,此时 $O_s - X_B Y_B Z_B$ 与 $O_s - X_s Y_s Z_s$ 重合。

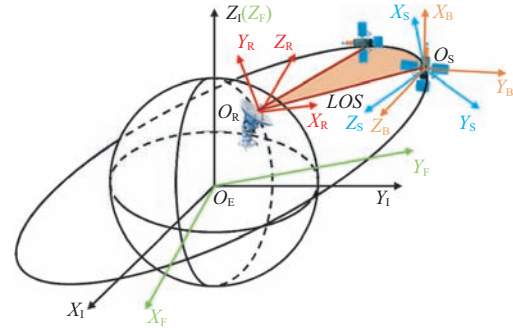


图1 ISAR成像模型

图1中, $O_R O_s$ 表示雷达视线(Line of Sight, LOS), 为方便分析, 通常在测站坐标系和轨道坐标系中表示 $O_R O_s$ 。

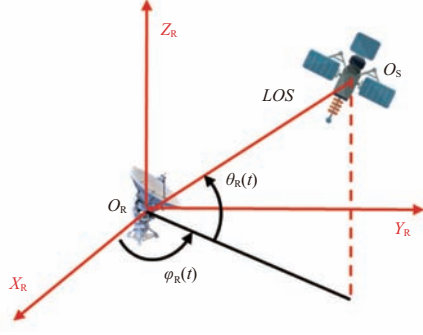
如图2所示, $O_R O_s$ 在测站坐标系和轨道坐标系中可分别表示为 $\mathbf{I}_R(t)$ 、 $\mathbf{I}_s(t)$:

$$\mathbf{I}_R(t) = \begin{bmatrix} \cos(\varphi_R(t)) \cos(\theta_R(t)), \sin(\varphi_R(t)) \cdot \cos(\theta_R(t)), \sin(\theta_R(t)) \end{bmatrix}^T \quad (1)$$

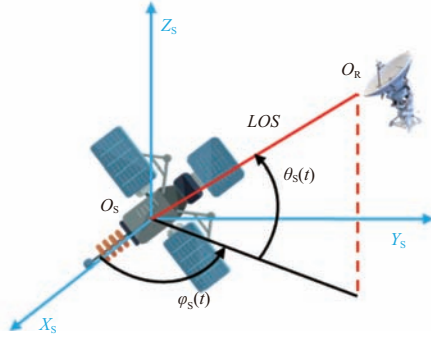
$$\mathbf{I}_s(t) = \begin{bmatrix} \cos(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)), \sin(\varphi_s(t)) \cdot \cos(\theta_s(t)), \sin(\theta_s(t)) \end{bmatrix}^T \quad (2)$$

其中: t 为观测时刻,即慢时间, $\mathbf{I}_R(t)$ 可以描述目标在测站坐标系中的方向, $\varphi_R(t)$ 和 $\theta_R(t)$ 分别为 $O_R O_s$

在测站坐标系中的方位角和俯仰角; $\mathbf{I}_s(t)$ 可描述测站在轨道坐标系中的方向, $\varphi_s(t)$ 和 $\theta_s(t)$ 分别为 $O_R O_s$ 在轨道坐标系中的方位角和俯仰角。 $\mathbf{I}_s(t)$ 和 $\mathbf{I}_R(t)$ 可通过坐标转换实现相互转化^[19-20]。



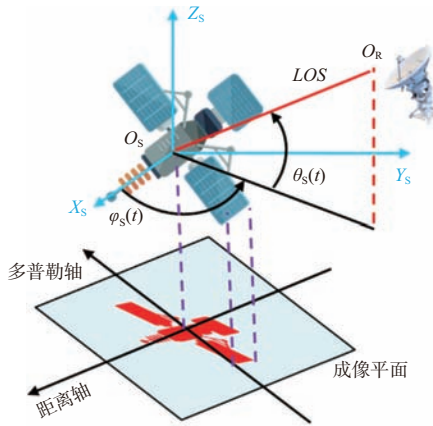
(a) 测站坐标系中的 $O_R O_s$



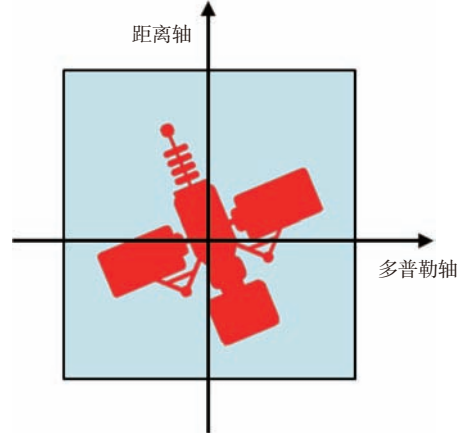
(b) 轨道坐标系中的 $O_R O_s$

图2 测站坐标系和轨道坐标系中的 $O_R O_s$

根据 ISAR 成像原理, ISAR 像为目标三维结构散射特性在由距离轴与多普勒轴构成的成像平面中的投影^[21-22], 空间目标的成像投影过程如图 3 所示。



(a) 空间目标 ISAR 成像投影过程



(b) 成像平面中的空间目标 ISAR 像

图3 空间目标 ISAR 成像投影过程及成像结果

成像平面距离轴的方向向量 $\mathbf{k}_{\text{Range}}(t)$ 可表示为

$$\mathbf{k}_{\text{Range}}(t) = -\mathbf{I}_s(t) = -\begin{bmatrix} \cos(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)), \\ \sin(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)), \sin(\theta_s(t)) \end{bmatrix} \quad (3)$$

如果 t 时刻目标质心 O_s 到雷达测站 O_R 的距离为 $r_0(t)$, 在轨道坐标系中, 雷达的瞬时位置可表示为

$$\mathbf{p}_R(t) = \begin{bmatrix} r_0(t) \cos(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) \\ r_0(t) \sin(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) \\ r_0(t) \sin(\theta_s(t)) \end{bmatrix} \quad (4)$$

由于空间目标与地基雷达测站之间的距离通常很远, 满足平面波假设。对于目标上的任意一个散射点 $\mathbf{p}_k = [x_k, y_k, z_k]^T$, 其在距离轴的投影距离可表示为

$$\tilde{r}_k(t) = \mathbf{k}_{\text{Range}}(t) \cdot (\mathbf{p}_k - \mathbf{p}_R) = \begin{cases} -x_k \cos(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) - y_k \sin(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) \\ -z_k(t) \sin(\theta_s(t)) + r_0(t) \end{cases} \quad (5)$$

$r_0(t)$ 是空间目标的平动分量, 可通过平动补偿消除其对成像的影响。平动补偿后, 目标散射点到质心 O_s 的距离可表示为

$$r_k(t) = \begin{cases} -x_k \cos(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) - y_k \sin(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) \\ -z_k(t) \sin(\theta_s(t)) \end{cases} \quad (6)$$

根据距离多普勒成像原理, ISAR 成像的两个

维度分别为距离维和多普勒维,距离维是散射点在距离轴的投影距离,多普勒维则表示目标散射

点的多普勒。由多普勒频率的定义可知,散射点 p_k 的多普勒可以表示为

$$f_k(t) = -\frac{2}{\lambda} \cdot \frac{\partial r_k(t)}{\partial t} = \frac{2}{\lambda} \left\{ \begin{aligned} & x_k \left[-\sin(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) \frac{\partial \varphi_s(t)}{\partial t} - \cos(\varphi_s(t)) \sin(\theta_s(t)) \frac{\partial \theta_s(t)}{\partial t} \right] + \\ & y_k \left[\cos(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) \frac{\partial \varphi_s(t)}{\partial t} - \sin(\varphi_s(t)) \sin(\theta_s(t)) \frac{\partial \theta_s(t)}{\partial t} \right] + \\ & z_k(t) \cos(\theta_s(t)) \frac{\partial \theta_s(t)}{\partial t} \end{aligned} \right\} \quad (7)$$

因此,成像平面多普勒轴的方向向量可以表示为

$$\mathbf{k}_{\text{Doppler}}(t) = \frac{2}{\lambda} \begin{bmatrix} -\sin(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) \omega_\varphi - \cos(\varphi_s(t)) \sin(\theta_s(t)) \omega_\theta \\ \cos(\varphi_s(t)) \cos(\theta_s(t)) \omega_\varphi - \sin(\varphi_s(t)) \sin(\theta_s(t)) \omega_\theta \\ \cos(\theta_s(t)) \omega_\theta \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

式中, $\omega_\varphi = \frac{\partial \varphi_s(t)}{\partial t}$, $\omega_\theta = \frac{\partial \theta_s(t)}{\partial t}$ 。

综上,任意散射点 p_k 在距离多普勒图像中的位置由式(9)给出:

$$\begin{bmatrix} r_k \\ d_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{k}_{\text{Range}} \\ \mathbf{k}_{\text{Doppler}} \end{bmatrix} \times \mathbf{p}_k \quad (9)$$

其中, r_k, d_k 分别为散射点 p_k 在距离多普勒图像中的距离坐标和多普勒坐标, $k = 1, 2, \dots, K$ 表示散射点下标, K 为散射点总数。 $\mathbf{k}_{\text{Range}} = \mathbf{k}_{\text{Range}}(t_k)$, $\mathbf{k}_{\text{Doppler}} = \mathbf{k}_{\text{Doppler}}(t_k)$, 分别为成像中心时刻 t_k 的距离轴和多普勒轴的方向向量, 也称为距离投影向量和方位投影向量。式(9)建立了空间目标任意散射点到距离多普勒图像中位置的成像投影模型。

确定 $\mathbf{k}_{\text{Range}}$ 和 $\mathbf{k}_{\text{Doppler}}$ 后可建立 ISAR 成像坐标系, 并在 ISAR 成像坐标系中利用转台模型对目标的 ISAR 成像进行分析。如图 4(a) 所示, $O_s - X_1 Y_1 Z_1$ 为 ISAR 成像坐标系, 沿 $\mathbf{k}_{\text{Range}}$ 方向为 Y_1 轴, 沿 $\mathbf{k}_{\text{Doppler}}$ 方向为 X_1 轴, Z_1 轴由右手系确定, Z_1 轴指向与目标有效转动 ω_e 一致。经过平动补偿后, 目标的运动可以简化为成像坐标系 $O_s - X_1 Y_1 Z_1$ 中的转台成像模型, ISAR 转台成像二维成像几何如图 4(b) 所示。

假设雷达发射线性调频信号, 并采用解调频 (dechirp) 方式进行脉冲压缩, 经过剩余视频相位 (Residual Video Phase, RVP) 补偿后的散射点 k 的时域回波及距离像可以表示为

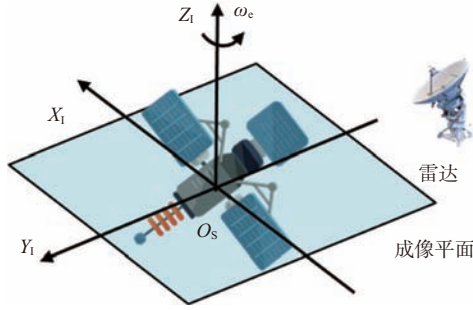
$$S_{\text{dec}}^k(t_r, t) = \sigma_k \text{rect} \left[\frac{t_r}{T_p} \right] \exp \left(-j \frac{4\pi\gamma t_r}{c} \left(y_1^k + x_1^k \omega t - \frac{1}{2} y_1^k \omega^2 t^2 \right) \right) \cdot \exp \left(-j \frac{4\pi f_c}{c} \left(y_1^k + x_1^k \omega t - \frac{1}{2} y_1^k \omega^2 t^2 \right) \right) \quad (10)$$

$$R_{\text{dec}}^k(f_r, t) = \sigma_k T_p \text{sinc} \left[T_p \left(f_r + \gamma \frac{2}{c} \left(y_1^k + x_1^k \omega t - \frac{1}{2} y_1^k \omega^2 t^2 \right) \right) \right] \cdot \exp \left(-j \frac{4\pi f_c}{c} \left(y_1^k + x_1^k \omega t - \frac{1}{2} y_1^k \omega^2 t^2 \right) \right) \quad (11)$$

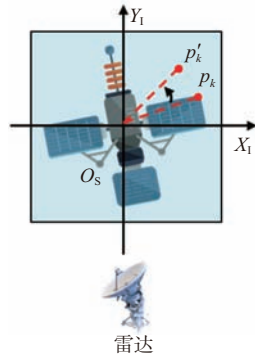
式中, σ_k 为散射点 k 的散射系数, t_r 为快时间, T_p 为发射信号脉冲宽度, γ 为发射信号调频率, c 为光速, x_1^k 和 y_1^k 分别为散射点 k 在 $O_s - X_1 Y_1 Z_1$ 中的横坐标与纵坐标, f_c 为信号载频, $\omega = |\omega_e|$ 为有效转动的大小, f_r 为距离频率。式(10)中的 $\exp \left(-j \frac{4\pi\gamma t_r}{c} \left(y_1^k + x_1^k \omega t - \frac{1}{2} y_1^k \omega^2 t^2 \right) \right)$ 为距离项, $\exp \left(-j \frac{4\pi f_c}{c} \left(y_1^k + x_1^k \omega t - \frac{1}{2} y_1^k \omega^2 t^2 \right) \right)$ 为方位项, 距离项中的线性项 $x_1^k \omega t$ 和二次项 $-\frac{1}{2} y_1^k \omega^2 t^2$ 的存在会导致越距离单元徙动 (Migration Through Resolution Cell, MTRC) 的发生, 方位项中线性项 $x_1^k \omega t$ 是方位分辨率的来源, 二次项 $-\frac{1}{2} y_1^k \omega^2 t^2$ 为空变相位误差。

由式(11)可知, 目标的方位维信号可建模为线性调频信号, 且信号调频率与目标的有效转速有关。因此, 信号参数类方位定标方法通过估计方位向信号调频率实现方位定标。值得注意的是, 同样的多普勒带宽对相位的影响往往大于其对图像像素点位置的影响, 因此 ISAR 成像中忽略

了慢时间的二次项^[23]。同时,二次项产生的 MTRC 也可忽略。



(a) ISAR 转台成像三维成像几何



(b) ISAR 转台成像二维成像几何

图 4 ISAR 转台成像示意图

忽略二次项对成像的影响并对距离像进行方位向傅里叶变换,得到散射点 k 的距离多普勒图像:

$$I_k(f_r, f_d) = \sigma_k T_p T_a \text{sinc} \left[T_p \left(f_r + \gamma \frac{2}{c} (y_I^k + x_I^k \omega) \right) \right] \cdot \text{sinc} \left[T_a \left(f_d + \frac{2x_I^k \omega}{\lambda} \right) \right] \exp \left(-j \frac{4\pi f_c}{c} y_I^k \right) \quad (12)$$

式中, T_a 表示相干处理时间, λ 表示信号波长。由式(12)可知,所得距离多普勒图像为距离频域-方位频域,为方便目标尺寸信息的提取,需要将其转化为距离-方位距离域。距离维和方位维的转化因子如下:

$$d_r = \frac{c}{2B} \quad (13)$$

$$d_{az} = \frac{\lambda}{2\omega T_a} \quad (14)$$

式中, B 为信号带宽。由于 B 为已知参数,距离维的定标较为容易。对于方位定标而言,转化因子中包含目标的有效转速,由于目标的非合作性而不易求解,因此方位定标存在较大难度。

2 基于投影成像的方位定标方法

投影成像原理从本质上揭示了 ISAR 成像的原理,也为 ISAR 方位定标提供了新的思路。因此,本文提出基于投影成像的方位定标方法,该方法的主要流程如图 5 所示。

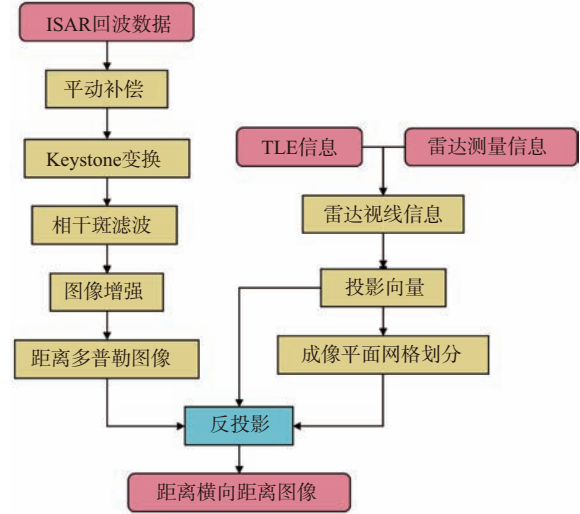


图 5 基于成像投影的 ISAR 方位定标流程图

该方法主要包括 4 个步骤:1) 高质量 ISAR 运动补偿;2) ISAR 图像增强处理;3) 投影向量计算与成像平面网格划分;4) 反投影定标。

2.1 高质量 ISAR 运动补偿

由于目标的非合作性,进行 dechirp 脉冲压缩时的参考距离与实际距离存在误差,因此会在回波中引入平动误差。平动误差对 ISAR 成像有两方面影响:一是使得距离单元错位,同一散射点的回波分布在不同单元;二是引入相位误差。二者的共同作用会使得图像散焦,因此,为实现高质量 ISAR 成像,需要进行高精度的平动补偿以消除平动对 ISAR 成像的影响^[24]。在本文中,采用最小熵包络对齐^[25]和最小熵相位补偿方法^[26]进行平动补偿,由于采用基于距离像和图像聚焦质量优化补偿平动,补偿精度较高,抗噪性能较好。

为追求较高的成像分辨率,目前的 ISAR 成像正在朝着高载频、大带宽的方向发展。随着载频的提高和带宽的增大,ISAR 成像会发生 MTRC 现象^[27],降低成像质量,因此需要对 MTRC 进行补偿校正。Keystone 变换是 MTRC 的常用补偿校正方

法,但目前文献中基本只给出了基于匹配滤波脉冲压缩体制下的Keystone变换方法^[28-30],因此,本文对基于dechirp脉冲压缩体制下的Keystone变换方法进行介绍。

忽略高次项之后,目标的时域回波可表示为

$$S_{\text{dec}}(t_r, t) = \sum_k \sigma_k \text{rect}\left[\frac{t_r}{T_p}\right] \exp\left(-j \frac{4\pi\gamma t_r}{c} (y_1^k + x_1^k \omega t)\right) \cdot \exp\left(-j \frac{4\pi f_c}{c} (y_1^k + x_1^k \omega t)\right) = \sum_k \sigma_k \text{rect}\left[\frac{t_r}{T_p}\right] \cdot \exp\left(-j \frac{4\pi(\gamma t_r + f_c)}{c} (y_1^k + x_1^k \omega t)\right) \quad (15)$$

式(15)表明,正是快时间 t_r 和慢时间 t 的耦合导致了MTRC现象的发生,因此,若能对 t_r 和 t 解耦,即可实现MTRC的校正。建立新的时间变量 t' ,使得

$$(\gamma t_r + f_c)t = f_c t' \quad (16)$$

将式(16)代入式(15),可得

$$S_{\text{dec}}(t_r, t') = \sum_k \sigma_k \text{rect}\left[\frac{t_r}{T_p}\right] \exp\left(-j \frac{4\pi(\gamma t_r + f_c)}{c} y_1^k\right) \cdot \exp\left(-j \frac{4\pi f_c}{c} x_1^k \omega t'\right) \quad (17)$$

由式(17)可知,将原有时间 t 进行替换后, t_r 和 t 之间的耦合消除,MTRC现象得到校正,式(16)中的慢时间替换过程称为一阶Keystone变换。经过一阶Keystone变换之后,对时域回波 $S_{\text{dec}}(t_r, t')$ 进行二维傅里叶变换便能得到目标的二维成像结果:

$$I(f_r, f_d) = \sum_k \sigma_k T_p T_a \text{sinc}\left[T_p\left(f_r + \frac{2\gamma}{c} y_1^k\right)\right] \cdot \text{sinc}\left[T_a\left(f_d + \frac{2\omega}{\lambda} x_1^k\right)\right] \exp\left(-j \frac{4\pi f_c}{c} y_1^k\right) \quad (18)$$

2.2 ISAR图像增强处理

在进行高质量ISAR运动补偿之后,得到了目标的初始ISAR图像,但由于电磁波的散射特性,ISAR像中存在相干斑散斑噪声,降低了目标成像质量。同时,目标各个部件散射特性的差异也会使得图像明暗差异较大。为提高ISAR图像的显示质量、提升视觉效果,需要进行图像增强成像处理。首先,本文采用相干斑滤波消除相干斑噪声

的影响,然后进行对数变换以提高ISAR图像整体的显示效果。

为抑制相干斑散斑噪声对成像质量的影响,本文选取具有良好斑点噪声抑制和边缘保持性能的Gamma MAP滤波器进行相干斑噪声抑制处理^[27]。首先对二维成像结果 $I(f_r, f_d)$ 离散化并取幅值,得到离散化图像 $Z(n, m)$, $n = 1, \dots, N$ 为距离单元数, N 为距离单元总数; $m = 1, \dots, M$ 为方位单元数, M 为方位单元总数。

根据Gamma MAP滤波器进行滤波处理后的图像可表示为

$$H = \left[(A - 2) \cdot \bar{Z} + \sqrt{D} \right] / 2A \quad (19)$$

式中, $A = (1 + C_v^2) / (C_z^2 - C_v^2)$, $C_z = \sigma_z / \bar{Z}$ 为局域方差系数, σ_z 为滤波窗口内像素的标准差, $\bar{Z}$ 为滤波窗口内像素的均值, $C_v^2 = 1/L$ 为局域方差系数, L 是视数。 $D = \sqrt{\bar{Z}^2 (A - 2)^2 + 8AZ}$, Z 为滤波窗口内图像像素。

在进行相干斑散斑噪声的抑制之后,利用对数变换对ISAR图像进行动态范围处理,以改善整体的显示效果。首先对相干斑滤波后离散化图像 H 进行第一次对数变换:

$$H_1 = \frac{1}{K \cdot \text{Maxg}} \log_2^{(H + \text{eps})} \quad (20)$$

式中, H_1 表示对数变换后的离散化图像, K 表示变换系数, Maxg 表示图像 H 的最大值, eps 表示浮点数精度,为一个非常小的值,主要用于避免对0取对数。

对 H_1 再次进行对数变换,并调整最小值以提高对比度:

$$H_2 = 255 \cdot \log_2^{\left(\frac{\text{Maxg}}{K \cdot H}\right)} \cdot \log_2^{(H_1 - \min(H_1) + 10)} \quad (21)$$

式中, H_2 表示动态范围处理后的最终成像结果。

通过上述相干斑散斑噪声抑制和动态范围的对数变换处理,ISAR图像的成像质量得到提升,目标弱散射部分得到处理,图像可视效果得到增强,更有利于后续的处理。

2.3 投影向量计算与成像平面网格划分

为实现基于成像投影的方位向定标,首先需要确定投影向量,并根据投影向量确定成像平面、

划分成像网格。

基于式(3)和式(8)可以计算距离维和方位的投影向量,然而,实际测量中斜距、方位角、俯仰角均会存在测量误差,因此在使用前还需对原始测量数据进行处理。考虑到空间目标的运动一般较为平稳,空间目标的斜距、方位角、俯仰角在成像时间内均是平滑变化的,因此,可结合目标的TLE信息,通过对原始测量数据进行多项式拟合以降低随机误差对投影向量计算的影响:

$$\mathbf{RAE}_{\text{poly}} = \text{polyfit}(\mathbf{RAE}_{\text{raw}}, p_1) \quad (22)$$

式中: $\mathbf{RAE}_{\text{raw}}$ 为斜距、方位角、俯仰角原始测量数据,是一个 $3 \times m$ 的矩阵; $\mathbf{RAE}_{\text{poly}}$ 为进行 p_1 阶多项式拟合后的斜距、方位角、俯仰角数据, p_1 为多项式拟合的阶数。为实现成像平面的准确描述,还需要将斜距、方位角、俯仰角数据从测站坐标系转换到轨道坐标系,最终得到轨道坐标系中的斜距、方位角、俯仰角测量数据 $\mathbf{RAE}_s$ 。

基于 $\mathbf{RAE}_s$,根据式(3)和式(8)可以得到 $\mathbf{k}_{\text{Range}}$ 和 $\mathbf{k}_{\text{Doppler}}$,对 $\mathbf{k}_{\text{Range}}$ 和 $\mathbf{k}_{\text{Doppler}}$ 进行归一化便能得到成像坐标系 $O_s - X_1 Y_1 Z_1$ 的 Y_1 轴和 X_1 轴的单位向量 $\mathbf{i}_y$ 和 $\mathbf{i}_x$, Z_1 轴的单位向量 $\mathbf{i}_z$ 可通过 $\mathbf{i}_y$ 和 $\mathbf{i}_x$ 叉乘得到:

$$\mathbf{i}_y = \mathbf{k}_{\text{Range}} / |\mathbf{k}_{\text{Range}}| \quad (23)$$

$$\mathbf{i}_x = \mathbf{k}_{\text{Doppler}} / |\mathbf{k}_{\text{Doppler}}| \quad (24)$$

$$\mathbf{i}_z = \mathbf{i}_x \times \mathbf{i}_y \quad (25)$$

为实现基于投影成像的方位向定标,还需要在成像平面内进行网格划分。如图6所示,为便于实现,可先在 $O_s - X_1 Y_1 Z_1$ 中的 $X_1 O_s Y_1$ 平面内根据需划分网格后再将其转换到轨道坐标系中。

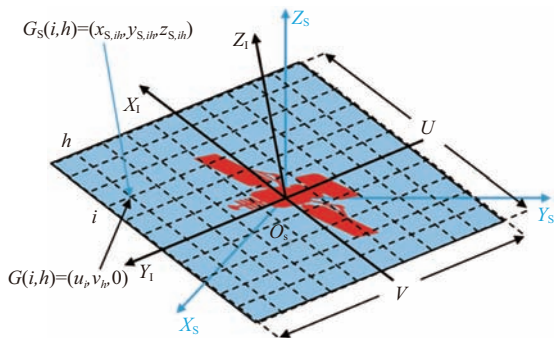


图6 成像平面网格划分示意图

根据空间目标的尺寸先验信息,可以大概确定方位维和距离维的尺寸范围,若方位维和距离

维的尺寸分别为 U 和 V ,方位维网格坐标和距离维网格坐标可表示为

$$u_i = -\frac{U}{2} + \frac{U \cdot i}{L_x - 1} \quad (26)$$

$$v_h = -\frac{V}{2} + \frac{V \cdot h}{L_y - 1} \quad (27)$$

式中, $i = 0, 1, 2, \dots, L_x - 1$ 为网格方位维序号, $h = 0, 1, 2, \dots, L_y - 1$ 为网格距离维序号, L_x 为方位维网格总数, L_y 为距离维网格总数,一共划分网格总数为 $L_x \cdot L_y$ 。则 $X_1 O_s Y_1$ 平面中划分的任意一个网格坐标可表示为

$$G(i, h) = (u_i, v_h, 0) \quad (28)$$

通过坐标转换,便能得到划分网格在轨道坐标系中的三维坐标:

$$G_s(i, h) = \mathbf{M}_{\text{rot}} \cdot [u_i, v_h, 0]^T = [x_{s,ih}, y_{s,ih}, z_{s,ih}]^T \quad (29)$$

式中, $\mathbf{M}_{\text{rot}}$ 为成像坐标系与轨道坐标系之间的坐标转换矩阵, $G_s(i, h)$ 表示划分网格 $G(i, h)$ 在轨道坐标系中的三维坐标。

2.4 反投影定标

在成像平面网格划分之后,结合投影向量便能得到每个网格点对应的距离值和多普勒值。随后,将进行距离和多普勒标定后的距离多普勒图像反投影到对应的成像平面网格当中,便能得到目标散射特性在成像平面划分网格中的分布,从而实现ISAR方位定标。反投影定标的过程如图7所示。

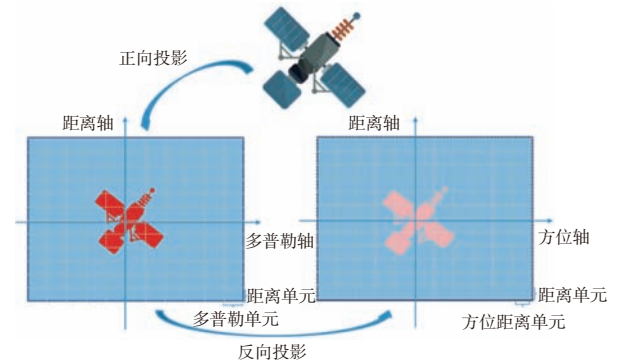


图7 反投影定标过程示意图

反投影的关键在于成像平面网格的距离和多普勒标定以及ISAR图像的距离和多普勒标定,每个网格点对应的距离和多普勒可以通过式(30)和

式(31)计算得到:

$$r(i, h) = k_{\text{Range}} \cdot G_s(i, h) \quad (30)$$

$$f_d(i, h) = k_{\text{Doppler}} \cdot G_s(i, h) \quad (31)$$

距离多普勒图像每个像素对应的距离和多普勒可以根据雷达系统参数进行标定:

$$R(n) = \left(-\frac{N}{2} + n - 1 \right) \cdot \frac{c}{2B} \quad (32)$$

$$F_d(m) = \left(-\frac{M}{2} + m - 1 \right) \cdot \frac{PRF}{M} \quad (33)$$

式中, PRF 为雷达信号的脉冲重复频率。

完成 ISAR 图像的距离和多普勒标定后, 可以将 ISAR 图像中位于 $(R(n), F_d(m))$ 处的像素反投影至具有相同距离 $r(i, h)$ 和多普勒值 $f_d(i, h)$ 的网格点 $G_s(i, h)$:

$$I_c(i, h) = \text{Interp}(R(n), F_d(m), r(i, h), f_d(i, h), H_2) \quad (34)$$

$$R(n) = r(i, h) \quad (35)$$

$$F_d(m) = f_d(i, h) \quad (36)$$

其中, Interp 表示根据数据插值的操作, $I_c(i, h)$ 表示插值后的网格点 $G_s(i, h)$ 对应的像素幅值。

当 ISAR 图像中所有像素都反投影至成像网格后, 成像网格中也会呈现目标散射特性的分布。由于成像网格的距离维、方位维都代表着实际的尺寸, 通过反投影便完成了两个维度的尺寸定标。

1) 37820U 11053A 16266.35688463 .00025497 00000-0 24137-3 0 9991

2) 37820 042.7662 24.7762 0015742 351.0529 104.2087 15.66280400 28580 8

由 TLE 可知历元时刻为 2016-09-22T08:33:54.8, 采用协调世界时 (Universal Coordinated Time, UTC) 进行描述。本文从 2016 年 9 月 22 日 20 时 0 分 0 秒预推至 2016 年 9 月 22 日 22 时 30 分 0 秒。地基 ISAR 站设置于 $(35.6^\circ \text{N}, 110.7^\circ \text{E}, 0 \text{ m})^{[32]}$ 位置, 经过可见性判断, 目标一共有两个可见弧段, 如表 1 所示。

表 1 天宫一号的可见弧段

弧段	观测时间
弧段 1	2016-09-22T20:34:33 至 2016-09-22T20:40:13
弧段 2	2016-09-22T22:10:58 至 2016-09-22T22:16:37

从两个可见弧段中共选取 4 个成像孔径进行方位定标对比实验, 这 4 个成像孔径的观测时间如表 2 所示。

同时, 如果将成像网格绕成像平面法向旋转一定角度, 还能获取目标在该视角下的成像结果, 可进一步丰富成像视角, 为图像解译提供一定程度的支撑。

3 仿真实验

为验证所提方位定标方法的有效性, 本节设计了不同的实验来验证所提算法的性能。由于无法获取空间目标的真实 ISAR 数据, 通过仿真数据进行实验验证。实验分为三部分, 一是简单散射点模型的方位定标实验, 二是复杂面元目标的方位定标实验, 三是同平面旋转成像实验。在实验一和实验二中, ISAR 图像均采用距离多普勒算法得到, 并将本文方法与 FRFT 方法^[15]、LVD 方法^[16]、ICPF 方法^[17]等方位定标方法进行对比。实验三中旋转成像结果与实际成像结果进行对比。

3.1 简单散射点目标仿真实验

为验证所提定标方法的有效性, 本文首先进行简单散射点的仿真实验。仿真采用的空间目标的轨道为天宫一号的实际轨道, 其轨道六要素由美国空间监视网络 (Space Surveillance Network, SSN) 以两行轨道根数 (Two-Line Element, TLE) 的形式提供^[31]:

表 2 天宫一号成像孔径分布

成像孔径	观测时间
孔径 1	2016-09-22T20:35:03 至 2016-09-22T20:35:17
孔径 2	2016-09-22T20:38:03 至 2016-09-22T20:38:17
孔径 3	2016-09-22T22:12:13 至 2016-09-22T22:12:27
孔径 4	2016-09-22T22:15:13 至 2016-09-22T22:15:27

实验采用的雷达仿真参数如表 3 所示。实验采用的 ISAR 成像场景及成像孔径如图 8 所示。

表 3 雷达仿真参数

参数名称	参数值	参数名称	参数值
成像时间/s	15	脉冲宽度/ μs	60
载频/GHz	20	采样率/MHz	25
带宽/GHz	2	脉冲重复频率/Hz	70

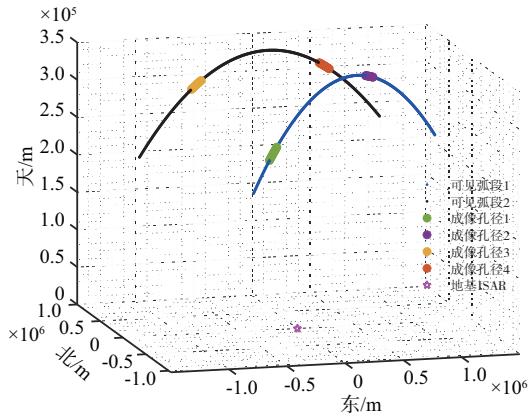
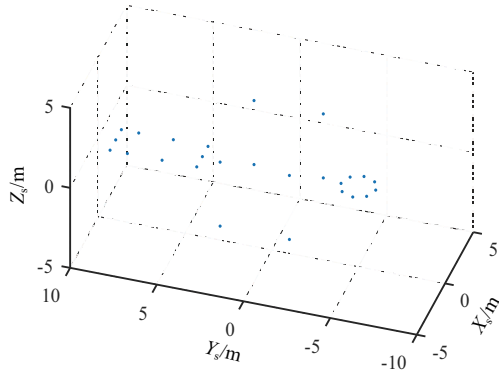
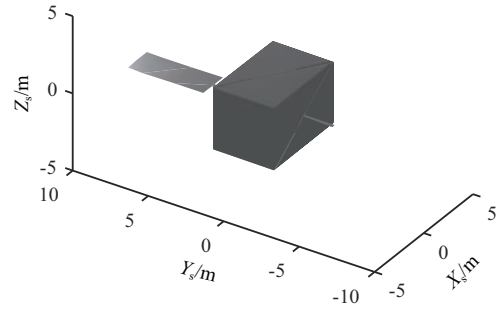


图8 ISAR成像场景及成像孔径

本节所采用的目标模型如图9(a)所示,为便于展示其三维结构,图9(b)给出了其面元模型。



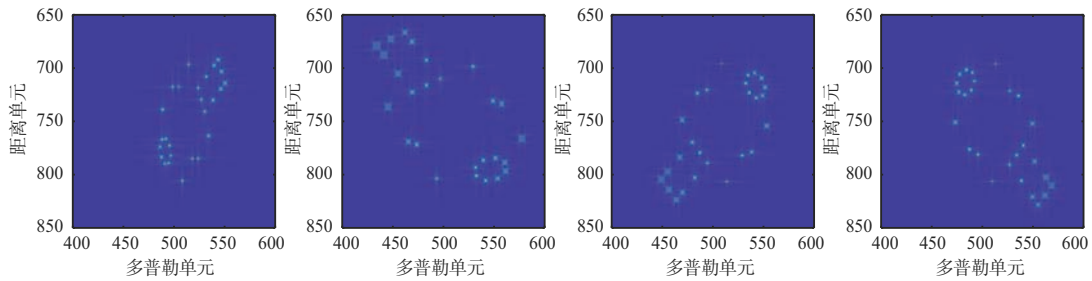
(a) 简单散射点模型



(b) 面元模型

图9 空间目标三维模型

对4个成像孔径的回波数据进行运动补偿处理,并采用距离多普勒算法进行处理得到的原始图像如图10(a)~(d)所示。从图中可以看出,由于仿真实验采用载频较高、带宽较大,成像过程中发生了MTRC现象,ISAR图像发生不同程度散焦,图10(b)散焦最为严重。因此,本文采用Keystone变换消除MTRC现象。进行Keystone变换后的成像结果如图10(e)~(h)所示,可见所有成像孔径中的MTRC现象均得到消除,散焦现象消失,实现了高质量ISAR成像。进行相干斑滤波处理和动态范围处理后的ISAR图像如图10(i)~(l)所示,从图中可以看出,经过增强处理,各散射点的显示更加均衡,ISAR图像的整体显示效果得到提升。

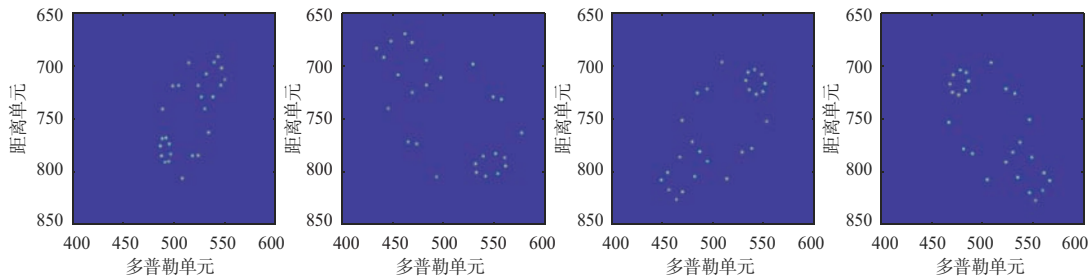


(a) 孔径1原始图像

(b) 孔径2原始图像

(c) 孔径3原始图像

(d) 孔径4原始图像

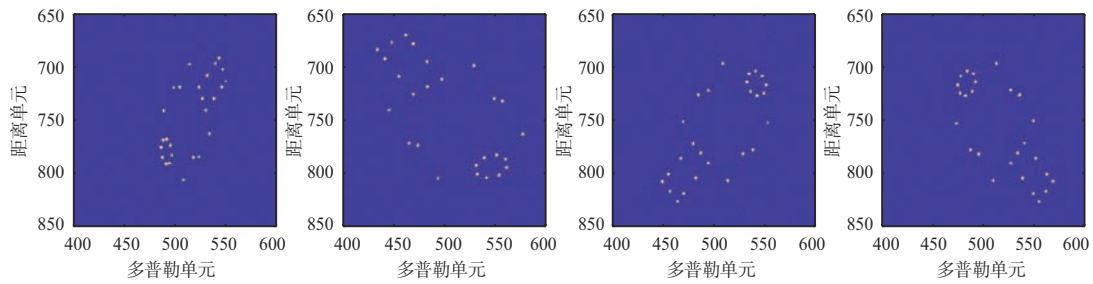


(e) 孔径1进行Keystone变换后图像

(f) 孔径2进行Keystone变换后图像

(g) 孔径3进行Keystone变换后图像

(h) 孔径4进行Keystone变换后图像

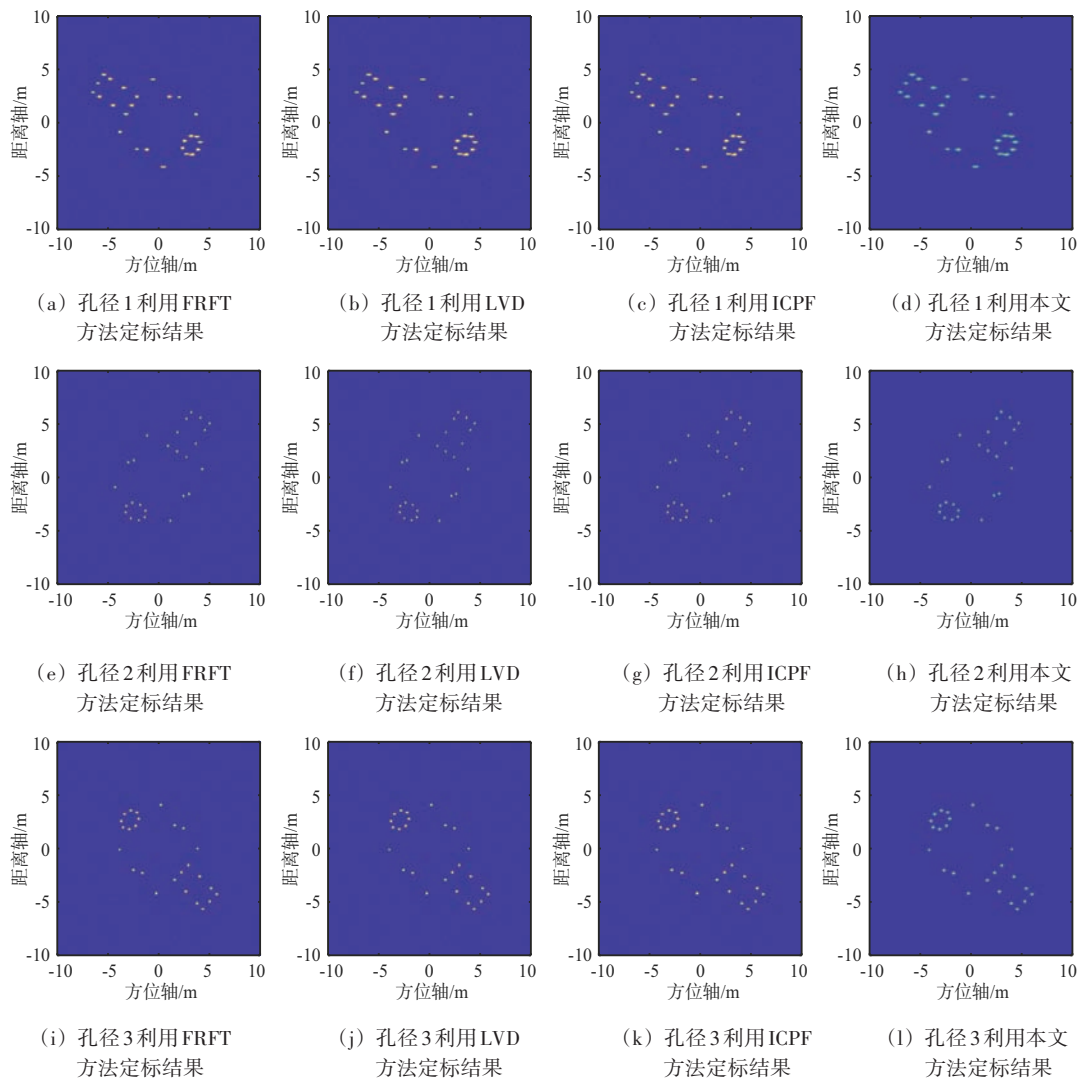


(i) 孔径1增强处理图像 (j) 孔径2增强处理图像 (k) 孔径3增强处理图像 (l) 孔径4增强处理图像

图10 各成像孔径下的ISAR成像结果

在获取目标高质量成像结果后,分别采取不同方法进行方位定标。不同方法得到的定标结果如图11所示。需要说明的是,定标采用的数据为Keystone变换后的图像对应的回波数据。动态范围处理会改变信号参数估计的精度,不会

改变方位向的分辨率,因此动态范围处理后图像仅用于展示定标的结果。图11中第1~4列从左至右分别为FRFT方法、LVD方法、ICPF方法和本文定标方法对4个成像孔径进行方位定标处理后的结果。



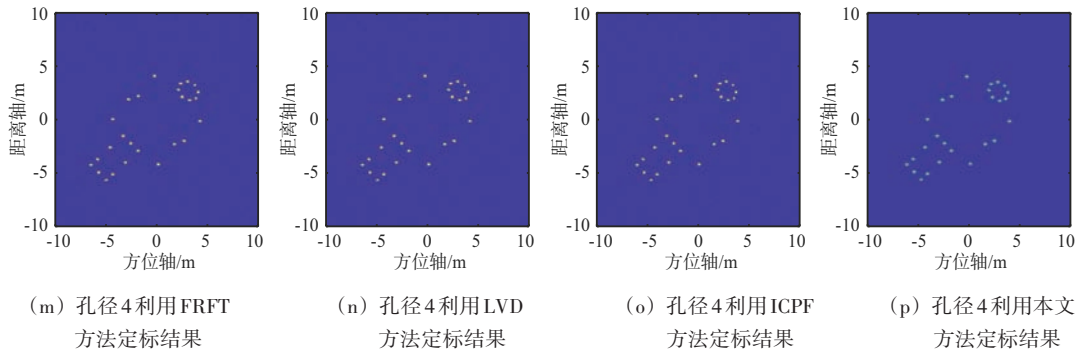


图11 不同方法定标结果对比

从图11可以看出,经过不同定标方法进行定标处理后,ISAR图像均转换为具有真实尺度的图像,可反映目标的尺寸信息。为验证不同方法定标结果的准确性,本文采用散射点方位维坐标的均方根误差对定标结果进行评价。不同定标方法的方位维坐标均方根误差如表4所示。

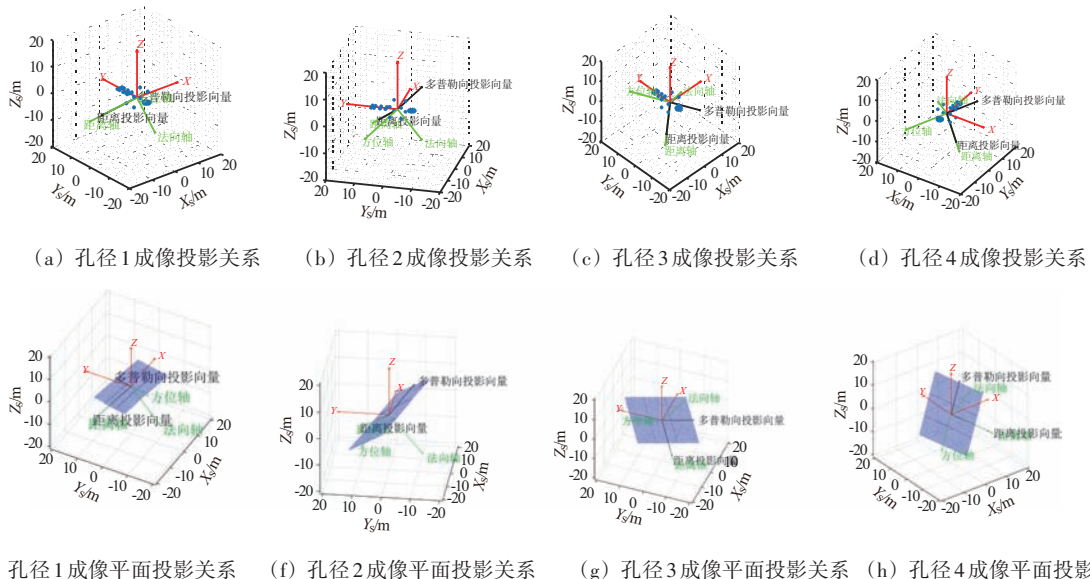
表4 方位维坐标均方根误差

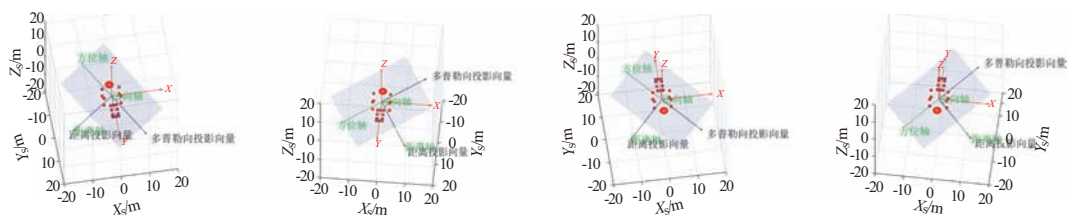
成像孔径	FRFT方法	LVD方法	ICPF方法	本文定标方法
孔径1	0.053 0	0.031 7	0.013 3	0.023 6
孔径2	0.027 1	0.021 0	0.006 9	0.014 1
孔径3	0.038 7	0.026 9	0.010 8	0.019 3
孔径4	0.046 6	0.022 7	0.018 9	0.012 5

从表4可以看出,在不同成像孔径的定标实验中,ICPF方法均表现出较好的性能,本文方法与LVD方法性能基本相当,在孔径4中,本文定标方

法性能最好。FRFT方法在不同成像孔径定标实验中效果均较差。因此,本文定标方法定标效果与现有方法基本相当,有效性得到验证。

本文定标方法的优点是可直观展示成像结果与空间目标的空间几何关系,因此,图12给出了本文定标方法所得的空间几何关系。其中,图12(a)~(d)为在轨道坐标系中目标与成像投影向量之间的关系。通过几何关系的分析可直观展示目标与投影向量之间的关系。图12(e)~(h)为成像平面网格与轨道坐标系、投影向量之间的关系,便于分析ISAR成像平面在轨道坐标系中的空间分布。图12(i)~(l)为目标三维模型与反投影定标结果的叠加显示,便于分析目标三维模型与目标成像结果之间的投影关系。从图12(i)~(l)可以看出,目标三维模型与成像平面网格上的成像分布高度重合,也验证了所提定标方法的有效性。





(i) 孔径1叠加成像投影关系 (j) 孔径2叠加成像投影关系 (k) 孔径3叠加成像投影关系 (l) 孔径4叠加成像投影关系

图12 本文方位定标方法空间几何关系

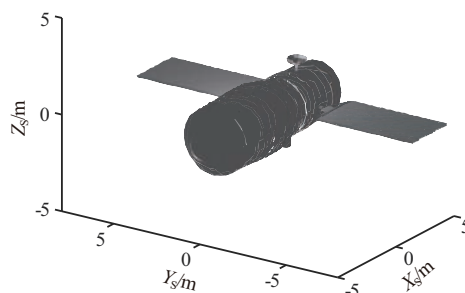
3.2 复杂面元目标仿真实验

散射点实验虽然证明了所提方法的有效性,但由于并没有考虑部件遮挡,与实际测量数据相比仍具有较大差距。为进一步验证所提方法的性能,本文结合空间目标的三维面元模型和目标轨道进行了仿真实验。实验中所采用的雷达参数、轨道参数和成像孔径均与上一小节保持一致,不同之处仅在于目标由简单散射点目标替换为复杂面元目标,并考虑电磁遮挡。采用的目标为天宫一号,其二维图片和三维面元模型如图13所示。

与上节相同,对4个成像孔径的回波数据进行运动补偿处理,并采用距离多普勒算法进行处理得到的原始图像如图14(a)~(d)所示。由于进行了电磁波遮挡和面元自遮挡的判断,成像结果更加真实。同时,从图中可以看出成像过程中发生了MTRC现象,ISAR图像发生不同程度散焦,图14(d)中帆板部分散焦最为严重。进行Keystone变换后的成像结果如图14(e)~(h)所示,可见所有成像孔径中的MTRC现象均得到消除,散焦现象消失,实现了高质量ISAR成像。进行相干斑滤波处理



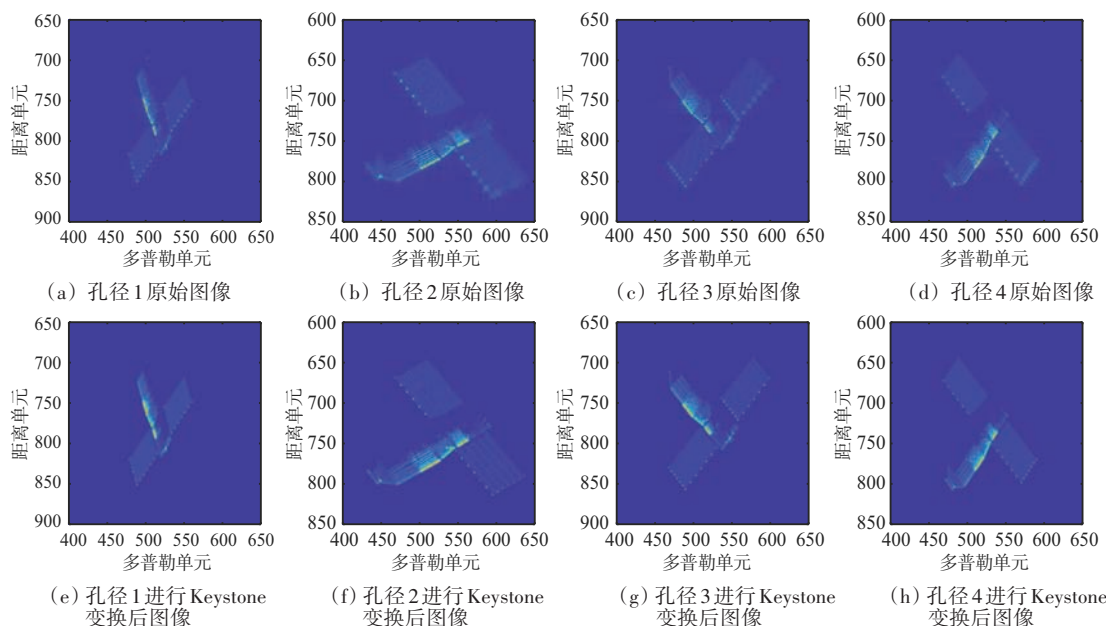
(a) 二维图片



(b) 三维面元模型

图13 天宫一号卫星图片及模型

和动态范围处理后的ISAR图像如图14(i)~(l)所示,从图中可以看出,经过增强处理,ISAR图像的整体显示效果得到明显提升。



(a) 孔径1原始图像

(b) 孔径2原始图像

(c) 孔径3原始图像

(d) 孔径4原始图像

(e) 孔径1进行Keystone变换后图像

(f) 孔径2进行Keystone变换后图像

(g) 孔径3进行Keystone变换后图像

(h) 孔径4进行Keystone变换后图像

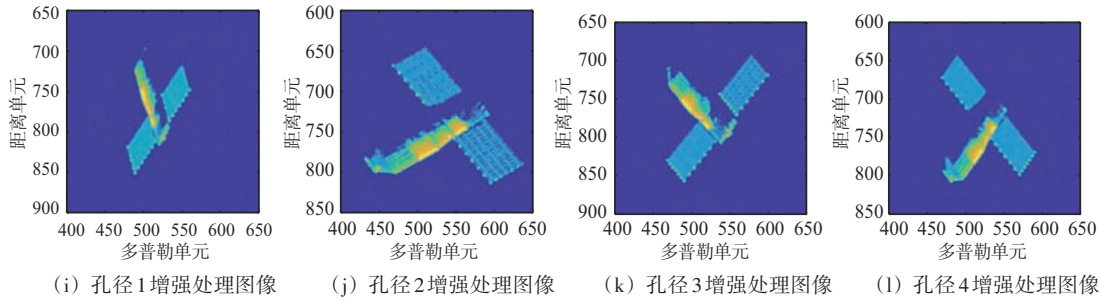


图 14 各成像孔径下的 ISAR 成像结果

在获取目标高质量成像结果后,分别采取不同方法进行横向定标。不同方法得到的定标结果如图 15 所示。图 15 中第 1-4 列从左到右分别

为利用 FRFT 方法、LVD 方法、ICPF 方法和本文定标方法对 4 个成像孔径进行定标处理后的结果。

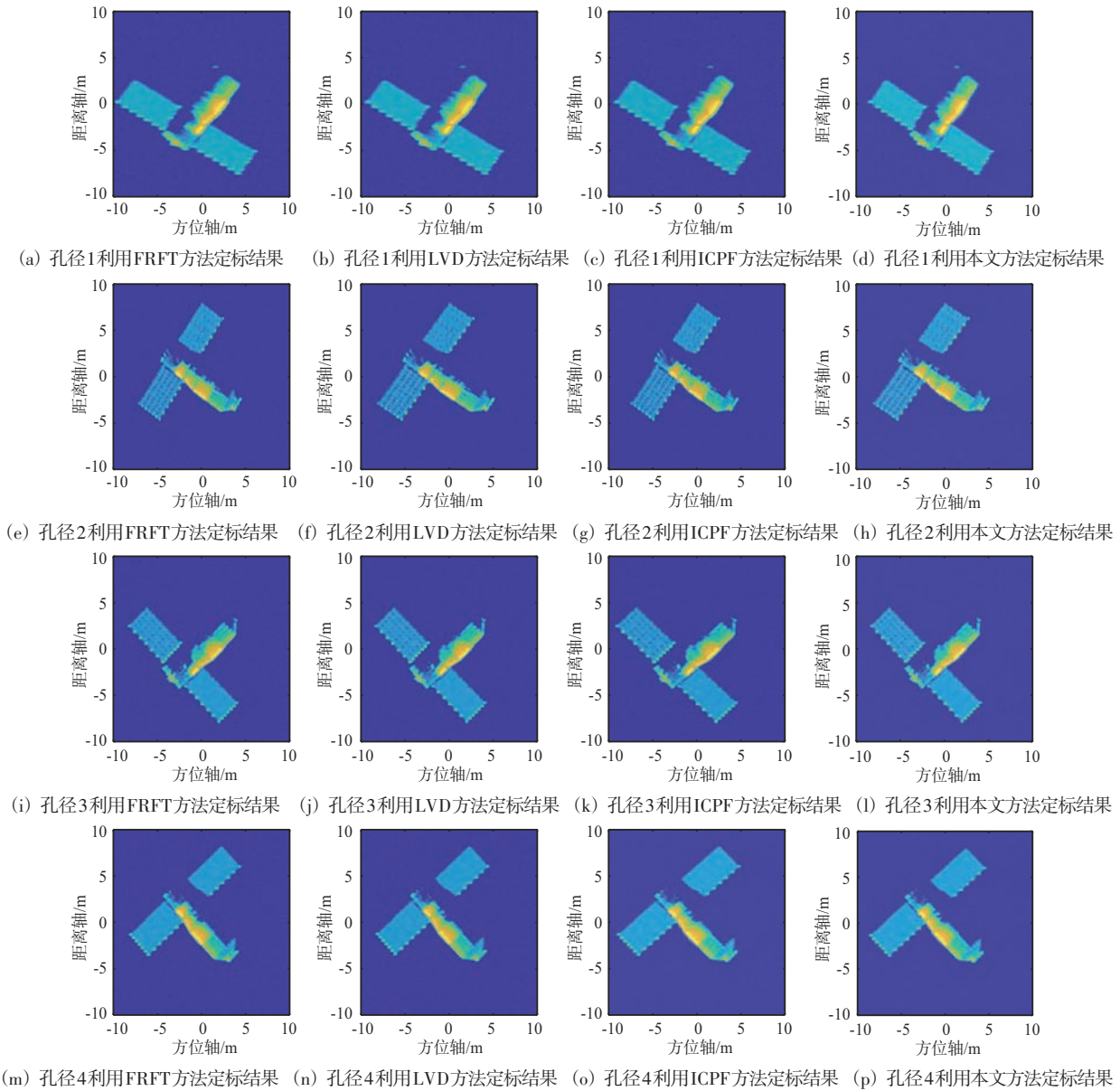


图 15 不同方法定标结果对比

由于采用的是目标的面元模型,无法从ISAR图像中准确提取独立散射点,因此,为验证所提定标方法的有效性,本节采用目标方位维尺寸计算定标误差,不同定标方法得到的目标方位维尺寸误差如表5所示。其中,单元格中的两组数据分别表示方位尺寸绝对误差和相对误差。

表5 方位尺寸误差

孔径	FRFT方法	LVD方法	ICPF方法	本文定标方法
孔径1	1.271 0/ 0.087 5	0.835 2/ 0.057 5	0.599 8/ 0.041 3	-0.629 0/ 0.043 3
孔径2	-0.777 8/ 0.074 9	0.514 0/ 0.049 5	-0.396 7/ 0.038 2	-0.433 1/ 0.041 7
孔径3	-0.743 0/ 0.055 2	-0.581 5/ 0.043 2	0.601 7/ 0.044 7	-0.590 9/ 0.043 9
孔径4	0.855 6/ 0.063 9	-0.689 6/ 0.051 5	-0.500 8/ 0.037 4	0.625 3/ 0.046 7

从表5可以看出,ICPF方法在不同成像孔径中均表现出较好的性能,本文方法与LVD方法性

能基本相当。FRFT方法在不同成像孔径定标实验中效果均较差。因此,本文定标方法定标效果与现有方法基本相当,所提方法的有效性在复杂面元目标仿真实验中得到进一步验证。

同样地,图16给出了本文定标方法所得的空间几何关系。其中,图16(a)~(d)为在轨道坐标系中目标与投影向量之间的关系。通过几何关系的分析可直观展示目标与投影向量之间的关系。图16(e)~(h)为成像平面网格与轨道坐标系、投影向量之间的关系,便于分析ISAR成像平面在轨道坐标系中的空间分布。图16(i)~(l)为目标三维模型与反投影定标结果的叠加显示,便于分析目标三维模型与目标成像结果之间的投影关系。从图16(i)~(l)可看出目标三维模型与成像平面网格上的成像分布高度重合,也进一步验证了所提定标方法的有效性。

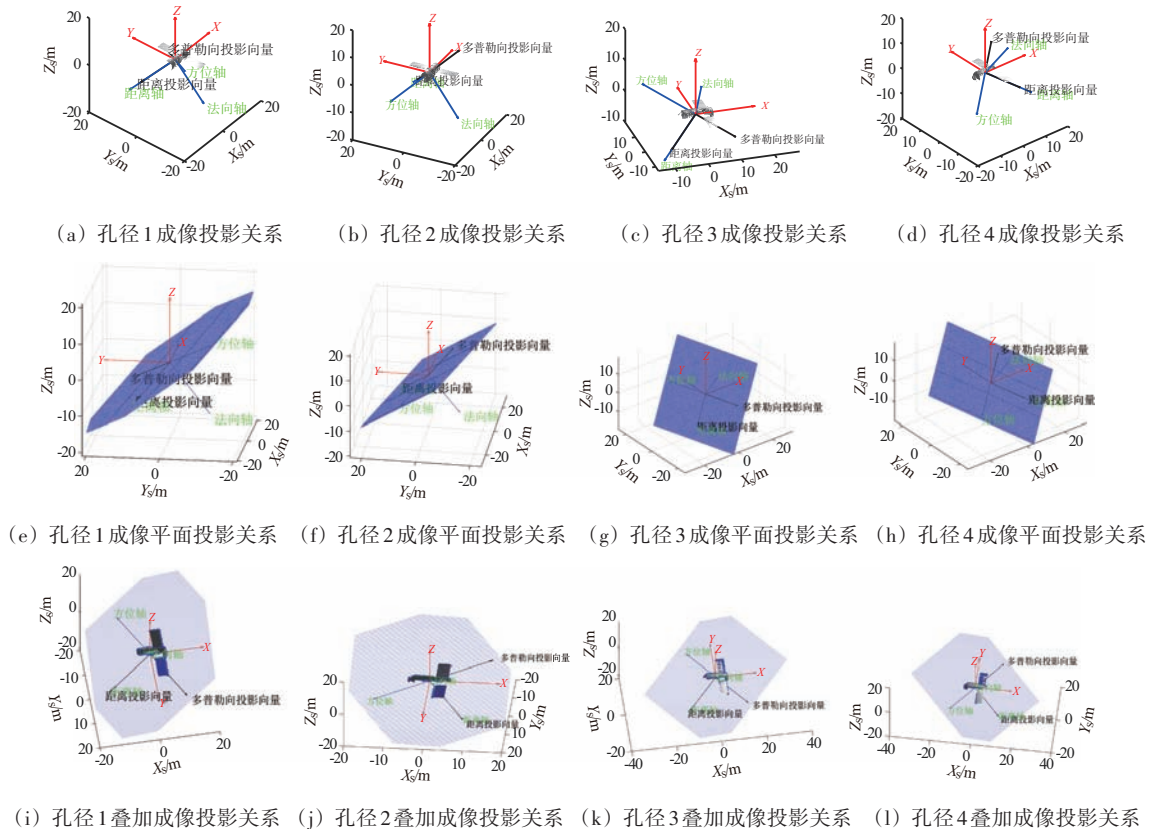


图16 本文方位定标方法空间几何关系

为验证所提方法在低信噪比条件下的定标性能,在原始信号中加入不同信噪比的高斯白噪声进行了实验。分别在孔径2的回波数据

中加入0,-3,-6和-10 dB的高斯白噪声。利用不同定标方法得到的相应定标结果如图17所示。

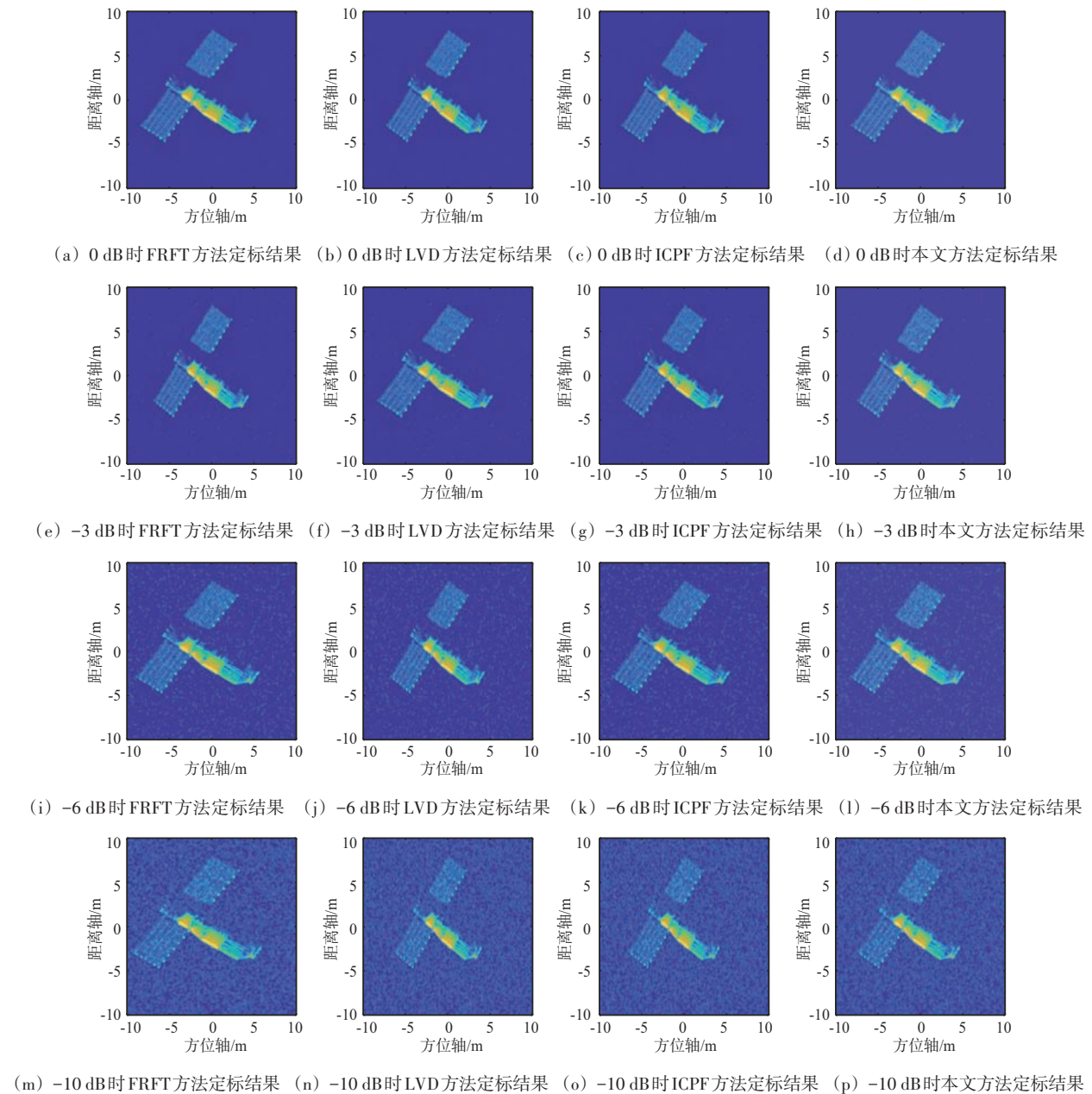


图 17 不同信噪比定标结果

不同定标方法在不同信噪比下的方位尺寸误差如表 6 所示。从表中可以看出,由于受到噪声的影响,利用 FRFT 方法、LVD 方法和 ICPF 方法得到的方位尺寸误差均有一定程度增加,且 FRFT 方法受信噪比影响最大。LVD 方法和 ICPF 方法受噪声的影响程度基本一致,ICPF 方法稍好。在 -10 dB 时,由于强噪声的影响,三类信号参数估计定标方法均出现较大尺寸误差。相反,相较于高信噪比情况,本文定标方法的尺

寸误差虽有一定程度增加,但受信噪比变化的影响较小,方位尺寸相对误差基本维持在 0.05 的水平。因此,所提定标方法具有较强的鲁棒性。

为了更好地展示所提方法的性能,对各种定标方法进行数据处理所需运算时间进行分析。数据处理均由一台 Intel Core i5-6200U 处理器的个人电脑执行,不同定标方法对数据处理 50 次的平均运行时间如表 7 所示。

表6 方位尺寸误差

信噪比/ dB	FRFT方法	LVD方法	ICPF方法	本文定 标方法
0	0.844 3/ 0.081 3	-0.620 0/ 0.059 7	-0.469 4/ 0.045 2	0.447 6/ 0.043 1
-3	-1.180 8/ 0.113 7	0.788 2/ 0.075 9	-0.656 3/ 0.063 2	-0.459 0/ 0.044 2
-6	-1.595 2/ 0.153 6	-1.244 1/ 0.119 8	0.994 9/ 0.095 8	-0.530 7/ 0.051 1
-10	2.256 7/ 0.217 3	-1.905 7/ 0.183 5	1.575 4/ 0.151 7	-0.491 2/ 0.047 3

表7 不同定标方法运行时间

方法	运行时间/s
FRFT方法	10.372
LVD方法	25.743
ICPF方法	58.629
本文定标方法	5.528

从表7可以看出,所提算法由于无须进行信号参数的估计,计算复杂度较小,运算时间相比其他方法较短。因此,所提方位定标算法运行速度更快,具有一定优势。

3.3 同平面旋转成像实验

需要指出的是,所提方法还具有生成同成像平面内不同成像角度图像的能力。为验证图像生成的能力,进行了成像实验。对4个成像孔径的成像平面分别进行如下旋转:孔径1绕法向轴顺时针旋转 30° 、孔径2绕法向轴顺时针旋转 60° 、孔径3绕法向轴逆时针旋转 30° 、孔径4绕法向轴逆时针旋转 60° ,实验结果如图18所示。

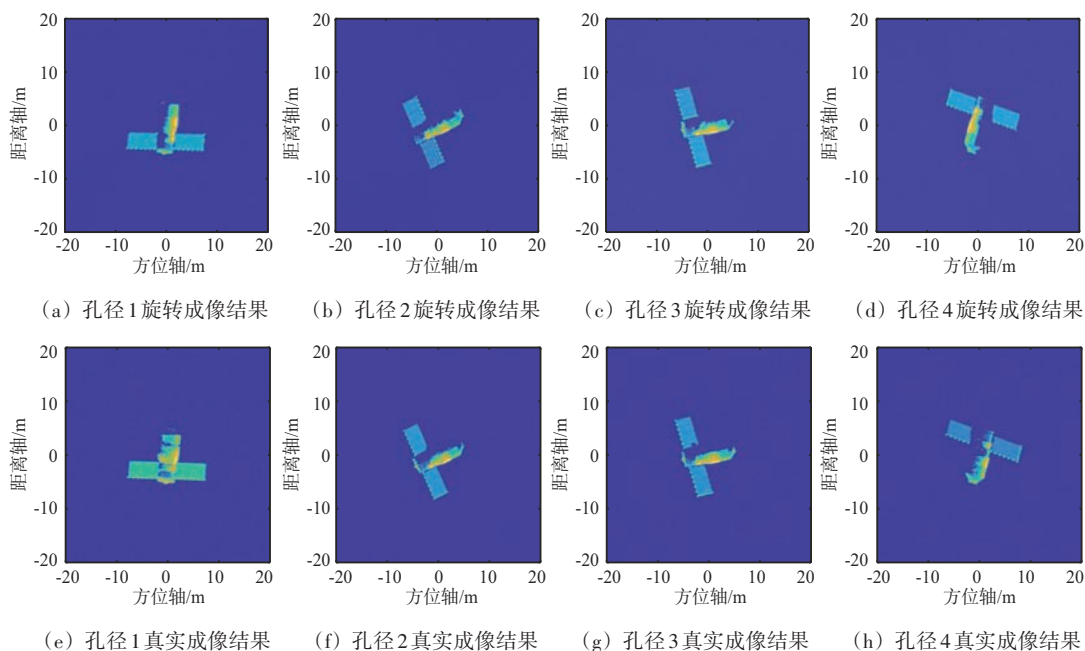


图18 平面旋转成像结果对比

图18(a)~(d)为成像平面旋转得到的成像结果,图18(e)~(h)为实际的成像结果。从图18可以看出,成像平面旋转所得的成像结果与真实成像结果基本一致。由于成像平面旋转成像过程并没有考虑电磁遮挡和自遮挡,因此孔径4的成像结果中本体部分有较大差异。总体而言,基于平面旋转成像得到的结果仍然能较好地反映目标部件分布的基本情况,可为ISAR图像解译和空间目标状态估计提供参考和辅助决策。

同样地,图19给出了平面旋转成像中的空间

几何关系。其中,图19(a)~(d)为在轨道坐标系中目标与投影向量之间的关系。图19(e)~(h)为成像平面网格与轨道坐标系、投影向量之间的关系,便于分析ISAR成像平面在轨道坐标系中的空间分布。图19(i)~(l)为目标三维模型与反投影定标结果的叠加显示,便于分析目标三维模型与目标成像结果之间的投影关系。从图19(i)~(l)可以看出,目标三维模型与所选成像平面网格上的成像分布高度重合,验证了平面旋转成像的有效性。

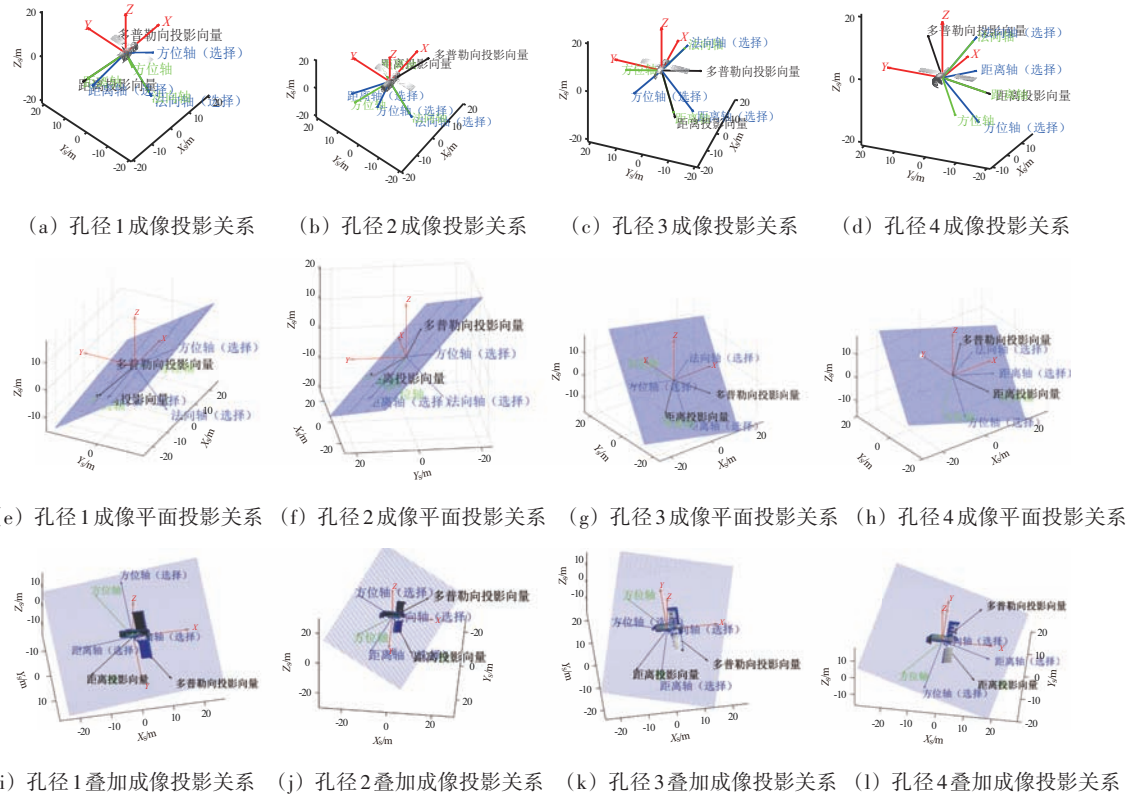


图19 平面旋转成像中的几何关系

4 结束语

准确的ISAR方位定标是空间目标尺寸估计的前提,也是特征提取、图像解译等应用的基础。本文基于ISAR成像原理,提出了一种基于成像投影的空间目标ISAR方位定标方法。该方法基于视线信息计算得到ISAR成像平面,并将ISAR图像反投影至成像平面划分网格,实现空间目标的方位定标。该方法定标精度与现有算法相当,无需进行信号参数估计,较为稳健。同时,该方法可直观展示成像结果与空间目标之间的几何关系,基于单次观测,还可生成同一成像平面内不同视角的目标ISAR图像,为ISAR图像解译、空间目标状态反演提供参考和支撑。最后,基于空间目标的轨道和模型进行了仿真对比实验,实验结果证明了本文方法的有效性和稳健性。

参考文献:

- [1] LI Chenxuan, LI Yonggang, ZHU Weigang, et al. Semisupervised Space Target Recognition Algorithm Based on In-

tegrated Network of Imaging and Recognition in Radar Signal Domain [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(1): 506-524.

- [2] LONG Bo, TANG Pengling, WANG Feng, et al. 3-D Reconstruction of Space Target Based on Silhouettes Fused ISAR-Optical Images [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 5213919.
- [3] DENG Junyuan, XIE Pengfei, ZHANG Lei, et al. ISAR-NeRF: Neural Radiance Fields for 3-D Imaging of Space Target from Multiview ISAR Images [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(7):11705-11722.
- [4] LI Jishun, ZHANG Yasheng, YIN Canbin, et al. A Novel Joint Motion Compensation Algorithm for ISAR Imaging Based on Entropy Minimization [J]. Sensors, 2024, 24(13):4332.
- [5] 胡国伟,汪玲,朱岱寅.一种联合TDCM和PFA的空间目标大转角ISAR成像方法[J].雷达科学与技术,2024,22(2):161-169.
- [6] 杜兰,吕国欣,石钰.基于GAN的ISAR图像语义分割方法[J].雷达科学与技术,2021,19(5):479-484.
- [7] LIU Qiuchen, ZHAO Bo, HUANG Lei. One - Bit Cross - Range Scaling Approach to ISAR Imaging [J]. IEEE Geo-

- science and Remote Sensing Letters, 2024, 21: 4007605.
- [8] 邵帅,张磊,刘宏伟.一种基于图像最大对比度的联合ISAR方位定标和相位自聚焦算法[J].电子与信息学报,2019,41(4):779-786.
- [9] JEONG S J, KANG B S, KANG M S, et al. ISAR Cross-Range Scaling Using Radon Transform and Its Projection [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(5):2590-2600.
- [10] HE Xingyu, TONG Ningning, LIU Tao. A Modified ISAR Cross-Range Scaling Method Based on Iterative Principle Component Analysis [J]. IET Signal Processing, 2021, 15(5):314-322.
- [11] LI Dong, ZHANG Chengxiang, LIU Hongqing, et al. A Fast Cross-Range Scaling Algorithm for ISAR Images Based on the 2-D Discrete Wavelet Transform and Pseudopolar Fourier Transform [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(7):4231-4245.
- [12] GAO Yuexin, XING Mengdao, ZHANG Zijiang, et al. ISAR Imaging and Cross-Range Scaling for Maneuvering Targets by Using the NCS-NLS Algorithm [J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(13):4889-4897.
- [13] ZHANG Shanghui, LIU Yongxiang, LI Xiang, et al. Fast ISAR Cross-Range Scaling Using Modified Newton Method [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(3):1355-1367.
- [14] LIU Zitao, JIANG Yicheng, WANG Yong, et al. A Novel ISAR Imaging and Scaling Approach for Maneuvering Targets Based on High-Accuracy Phase Parameter Estimation Algorithm [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60:5216419.
- [15] 云涛,俞翔,王军,等.基于分数阶傅里叶变换的ISAR横向定标[J].数据采集与处理,2018,33(1):106-112.
- [16] SUN Sibao, ZHANG Xinyu, ZHANG Guangpu, et al. Accurate ISAR Scaling for Both Smooth and Maneuvering Targets [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2019, 55(3):1537-1549.
- [17] DU Yuhan, JIANG Yicheng, ZHOU Wei. An Accurate Two-Step ISAR Cross-Range Scaling Method for Earth-Orbit Target [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017, 14(11):1893-1897.
- [18] 杜玉晗.地基/星载逆合成孔径雷达空间目标成像研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
- [19] 窦长勇,岳昔娟.轨道坐标系到地心固定坐标系的直接转换方法[J].航天返回与遥感,2016,37(5):86-94.
- [20] 罗青山,钟亚雪,王勇,等.空间目标激光测距轨道预报研究[J].北京测绘,2023,37(8):1069-1073.
- [21] SHAO Shuai, LIU Hongwei, WEI Jiaqi. GEO Targets ISAR Imaging with Joint Intra-Pulse and Inter-Pulse High-Order Motion Compensation and Sub-Aperture Image Fusion at ULCPI [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62:5200515.
- [22] GONG Rui, WANG Ling, WU Bin, et al. Optimal Space-Borne ISAR Imaging of Space Objects with Co-Maximization of Doppler Spread and Spacecraft Component Area [J]. Remote Sensing, 2024, 16(6):1037.
- [23] 黄鑫.逆合成孔径雷达成像横向定标方法研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
- [24] LIU Fengkai, HUANG Darong, GUO Xinrong, et al. Joint Range Alignment and Autofocus Method Based on Combined Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno Algorithm and Whale Optimization Algorithm [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61:5214617.
- [25] ZHU Daiyin, WANG Ling, YU Yusheng, et al. Robust ISAR Range Alignment via Minimizing the Entropy of the Average Range Profile [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2009, 6(2):204-208.
- [26] KANG M S, BAE J H, LEE S H, et al. Efficient ISAR Autofocus via Minimization of Tsallis Entropy [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(6):2950-2960.
- [27] GUO Xinrong, LIU Fengkai, HUANG Darong. Migration Through Resolution Cell Correction and Sparse Aperture ISAR Imaging for Maneuvering Target Based on Whale Optimization Algorithm-Fast Iterative Shrinkage Thresholding Algorithm [J]. Sensors, 2024, 24(7):2148.
- [28] 张亮,张翔宇,王国宏.Keystone变换实现方法研究[J].电子学报,2022,50(5):1218-1226.
- [29] 陈杰,赵英潇,吴琪,等.基于Keystone变换与Dechirping补偿的雷达运动目标检测跟踪算法研究[J].航空兵器,2019,26(6):17-21.
- [30] 郭晓乐,武正翔,王善松,等.联合三阶Keystone变换与相关函数的机动目标补偿算法[J].雷达科学与技术,2022,20(6):629-634.
- [31] MA Juntao, GAO Meiguo, GUO Baofeng, et al. High Resolution Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging of Three-Axis-Stabilized Space Target by Exploiting Orbital and Sparse Priors [J]. Chinese Physics B, 2017, 26(10):108401.
- [32] ZHAO Yue, ZHANG Lei, JIU Bo, et al. Three-Dimensional Reconstruction for Space Targets (下转第312页)

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

(北京建筑大学电气与信息工程学院, 北京 102616)

摘要: SAR 三维成像中, 基线分布对成像结果有很大的影响。最长基线决定成像系统的分辨率, 最短基线决定成像系统的最大不模糊高度。本文分析了基线分布对三维成像的影响, 并针对高程模糊问题, 提出了一种基于相位解缠技术的解模糊方法。该方法首先利用 SAR 幅度图像和相干系数图实现建筑提取, 获得建筑位置所对应的干涉条纹; 然后利用多基线迭代相位解缠方法获得最长基线对应的高分辨率真实相位图; 最后, 对长基线的干涉相位反演高程得到解模糊的高程点云。本文分别利用仿真实验和来自空天信息创新研究院发布的运城机载数据以及天津临港商务大厦小型无人机载数据, 对高程模糊进行了实验分析, 也验证了解模糊方法的可行性。

关键词: 合成孔径雷达; 三维成像; 高程模糊; 相位缠绕; 多基线相位解缠

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0298-15

引用格式: 赵春萌, 肖宁, 刘慧, 等. SAR 三维成像中的模糊问题研究[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3):298-312.

ZHAO Chunmeng, XIAO Ning, LIU Hui, et al. Research on the Ambiguity Problem in SAR Three-Dimensional Imaging[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3):298-312.

Research on the Ambiguity Problem in SAR Three-Dimensional Imaging

ZHAO Chunmeng, XIAO Ning, LIU Hui, SHI Hongyin, LI Fang

(School of Electrical and Information Engineering, Beijing University of Civil Engineering and Architecture, Beijing 102616, China)

Abstract: In synthetic aperture radar (SAR) three-dimensional (3D) imaging, the distribution of the baseline has a significant impact on the imaging results. The longest baseline determines the resolution of the imaging system, while the shortest baseline determines the maximum unambiguous height of the imaging system. This paper analyzes the impact of baseline distribution on 3D imaging and proposes a defuzzification method based on phase unwrapping technology for the problem of elevation ambiguity. The method firstly uses SAR amplitude images and coherence maps to extract buildings, obtaining the interference fringes corresponding to the building positions. Then, a multi-baseline iterative phase unwrapping method is used to obtain the high-resolution true phase map corresponding to the longest baseline. Finally, the unambiguous elevation point cloud is obtained by inversely propagating the interferometric phase of the longest baseline. This paper uses simulation experiments and airborne data from Yuncheng released from Aerospace Information Research Institute, as well as the small UAV-borne data from Tianjin Binhai Business Center, to experimentally analyze the elevation ambiguity and verify the feasibility of the defuzzification method.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); 3D imaging; elevation ambiguity; phase wrapping; multi-baseline phase unwrapping

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)作为主动遥感技术,在经济、民生、军事等领域都发挥着重要作用^[1-3]。SAR 成像技术的研究在早期

都是关于距离-方位的二维成像技术。干涉 SAR (Interferometric SAR, InSAR)是最早的能够获取地表高程信息的三维 SAR 成像技术^[4]。InSAR 通过两部天线或不同时刻两次航过的方式获取同一地区的 SAR 复图像对,复图像对通过配准、干涉形成

收稿日期: 2024-09-04; 修回日期: 2024-11-19

基金项目: 国家自然科学基金青年科学基金项目(No.61501019); 北京市教育委员会科技计划项目(No.KZ202210016021); 北京建筑大学培育项目专项资金(No.X24031)

干涉相位图^[5]。干涉相位包含了两部天线分别到目标的斜距之差的精确信息,再利用目标与两天线之间的几何关系就能够获得地表的高度信息。

两天线中心形成的空间距离称为基线。基线越短,相位模糊发生的可能性越小,但测高精度低;基线越长,测高精度越高,但容易产生相位模糊,干涉相位条纹密集,常常导致相位解缠绕失败。因此,在单基线干涉处理中,测高精度和相位解缠成为一对矛盾,制约着基线的选取。多基线干涉SAR技术的出现可以很好地解决基线选择的问题。

多基线干涉SAR^[6](多基线InSAR)是20世纪90年代在单基线干涉的基础上扩展而来的一种获取地表高程信息的InSAR技术。多基线InSAR的基本思想是同时利用短基线干涉相位容易解缠甚至无需解缠的优势和长基线较高的测高精度,获取性能更好的三维地形图。但是,在该技术提出初期,由于SAR数据的缺乏,对这一技术的认知并不够深入。

2007年,随着高分辨率合成孔径雷达遥感数据的激增,新的多基线干涉测量技术即层析SAR(Tomographic SAR, TomoSAR)技术出现。TomoSAR三维成像技术是采用高度维合成孔径的理论思想解决多基线干涉的问题,获得高度维的分辨能力。与早期的多基线InSAR相比,TomoSAR是对多基线InSAR更深层次的认识。在斜距垂向,TomoSAR解释了多基线InSAR的合成孔径能力,进而阐明了多基线InSAR是三维SAR成像技术的本质。InSAR或者早期多基线InSAR所能够解决的叠掩效应^[7]仅仅考虑了具有高度优势目标的高程信息获取,而TomoSAR则从成像的角度解决多个叠掩目标的分离问题,当然这得益于对多基线InSAR的深刻认识,以及压缩感知理论^[8]的提出。压缩感知理论被广泛应用于稀疏信号的重构问题当中,使得信号处理可以突破奈奎斯特(Nyquist)采样定理的限制^[9]。多基线InSAR基线数目有限,斜距垂向上的目标散射点具有稀疏性,因此,压缩感知对TomoSAR三维成像具有重大的意义。三维SAR成像技术从单基线的InSAR到多基线InSAR,再到TomoSAR,本质上是以参考影像的获取位置

为参考原点,在垂直于参考影像的斜距方向(简称斜距垂向)上,扩展出多个观测点,用这些观测点形成第三维的合成孔径(与方位向类似),提高第三维的测高精度或分辨能力。文献[10]采用互质采样子阵列增大基线孔径提高TomoSAR第三维的分辨能力以及成像信噪比。

在SAR干涉测量中,星载SAR由于数据选择的有限性,所构建的三维成像系统最短基线往往不能满足场景要求,存在高度向模糊,形成缠绕相位,引起三维点云在斜距垂向的周期性折叠,本文称之为SAR三维成像中的模糊问题。解决三维成像中的模糊问题,最直接的方法是改善基线使得成像系统的最大不模糊高度大于场景中地物的最大高度。但是,星载SAR系统可供选择使用的数据往往有限,进而阻碍SAR三维点云产品的推广和应用。机载SAR三维系统为了适应场景需求,基线要根据场景中目标的要求来设置,这对机载SAR系统带来诸多不便。文献[11]利用三维点云聚类分割重组的方法针对山地区域解模糊实现了TomoSAR三维成像。文献[12]提到建筑高度超过最大不模糊高度时,传统TomoSAR三维点云会存在模糊,通过对三维重建的解空间进行约束提高三维重建效果,同时结合图像语义信息进行三维点云聚类,实现解模糊。文献[13]提出一种自适应调整高程搜索范围的方法,以提升散射体高程估计的准确度,并改善高程模糊。

SAR三维成像当中,当基线数大于等于2时,最小的基线间距决定成像系统所能获得的最大不模糊高度,最大的基线间距决定了理论的高程分辨率。所以本文提出一种SAR三维成像解模糊的方法。首先对一组SAR图像当中不同基线长度的两幅图像进行干涉,得到一组干涉条纹密度不同的单基线干涉图;当存在高程模糊问题时,最小基线间距对应的干涉图一定会存在相位缠绕,此时,利用长短基线干涉相位之间的关系,对密集的长基线干涉条纹进行解缠绕,由于短基线所获得的干涉相位本身是缠绕的,此时对长基线干涉相位的解缠绕是相对的,它是一个被大于 2π 的相位模糊的,与最短基线的干涉相位具有相同条纹的干涉相位;然后利用传统的单基线相位解缠方法,实

现对长基线的干涉相位解缠绕;最后利用长基线解缠绕的结果估计真实高程,对层析成像结果进行解模糊。

1 单基线 InSAR

1.1 InSAR 的测高原理和平地效应

单基线 InSAR 获取地表高程的原理如图 1 所示。设 S_0 和 S_1 为获取主影像 g_0 和辅影像 g_1 的天线相位中心, b 为基线长度, 地面上点 P 的高度为 h , 相位中心 S_0 和 S_1 到点 P 的距离分别为 r_0 和 $r_0 + \Delta r$, α 为基线倾角, θ_0 为主影像观察 P 点的视角, H 为主影像的相位中心到地面的高度。

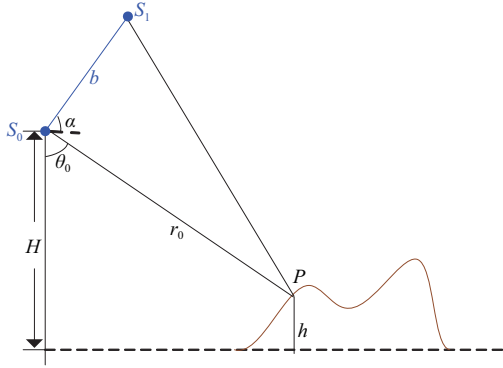


图1 单基线干涉几何模型图

根据 S_0 、 S_1 、 P 点构成的三角几何关系, 可以获得两次观测的相位差为

$$\psi = \frac{4\pi\Delta r}{\lambda} \quad (1)$$

进而可以获得路程差 Δr , 基线 b 和基线倾角 α 可以通过平台关系获得, 根据路程差和基线之间的关系, 可以求得主影像观察点 P 视角 θ_0 , 从而可以求得点 P 的高度 h 。

$$h = H - r_0 \cos \theta_0 \quad (2)$$

InSAR 获取平地效应原理如图 2 所示, P_0 和 P 是落在同一距离-方位单元内的两个点, P_0 是平面上的点, 而 P 是高度为 h 的点, 设主影像观测平地 P_0 的视角为 θ , 斜距为 r , 主、辅影像观测点 P 的斜距分别为 r_0 和 r_1 , 以主影像为参考, 根据平行波的传播方向和波阵面互相垂直的关系, 有 $S_0P_0 \perp P_0P$, 将基线 b 分解为平行 S_0P_0 方向和垂直 S_0P_0 方向, 有

$$b_{\parallel} = -b \sin(\theta - \alpha), b_{\perp} = b \cos(\theta - \alpha) \quad (3)$$

相位差 Δr 为

$$\Delta r = r_1 - r_0 \approx r_1 - r \approx -b \sin(\theta - \alpha) - \frac{b \cos(\theta - \alpha)}{r} \frac{h}{\sin \theta} = b_{\parallel} - \frac{b_{\perp}}{r} \frac{h}{\sin \theta} \quad (4)$$

根据式(4), 两个相位中心到观测点的斜距差主要由两项构成, 第一项与高程无关, 它是该距离-方位单元的平地由于平行基线的存在所产生的斜距差, 记作 Δr_f , 它的存在是干涉相位平地效应产生的原因; 第二项与高度有关, 它是该距离-方位单元内, 由于高程的存在所产生的斜距差, 记作 Δr_h 。

我们将其表示为

$$\begin{cases} \Delta r_f = -b \sin(\theta - \alpha) \\ \Delta r_h = -\frac{b \cos(\theta - \alpha)}{r} \frac{h}{\sin \theta} \end{cases} \quad (5)$$

设影像中心的距离-方位单元内平地视角为 θ_c , 其他任意距离-方位单元内的平地视角为 $\theta_c + \Delta\theta$, 视角变化量为 $\Delta\theta$, 则

$$\Delta r_f = -b \sin(\theta_c + \Delta\theta - \alpha) \approx -b \cos(\theta_c - \alpha) \Delta\theta \quad (6)$$

从式(6)可以看出, 平地效应所产生的斜距差和平地视角变化量成线性关系, 所以, 在干涉相位中, 存在一个沿距离向线性变化的相位, 经过 2π 模糊后, 呈现为有规律整齐的平行条纹。又因为 $r \gg b$, 所以 $\Delta r_h \ll \Delta r_f$ 。由此可见, 平地干涉条纹会表现得极为密集。这给相位解缠带来很大不便, 在相位解缠之前, 先要去除模糊相位中由于平地效应所产生的部分。

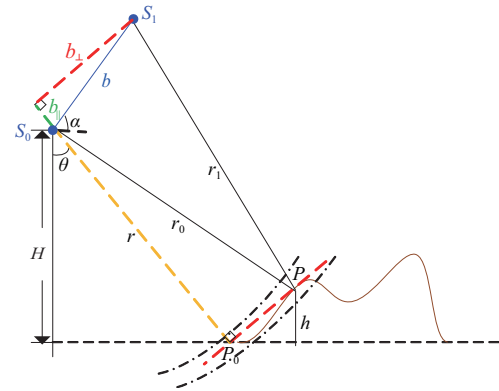


图2 平地效应几何模型

1.2 InSAR 的高程模糊和测高精度

1) 高程模糊

经过去平地效应之后, 干涉相位的剩余部分

由于 ζ_i 可以通过系统参数获得,当 ψ_{i-1} 已知,则模糊数 K_i 可以通过式(20)估计出来。当最短基线干涉相位不存在模糊时,则最长基线的干涉相位可以通过迭代估计模糊数 K_i 实现。当短基线的干涉相位是模糊的,同样可以利用式(20)迭代估计出来最长基线的干涉相位,此时最长基线的干涉相位和短基线具有相同的干涉条纹,但是相位模糊区间不再是 2π 。在重复操作的过程中,通过上一级的干涉相位,可解缠和估计出下一级干涉相位,下一级干涉相位估计的条纹与前一级干涉相位相同,但相位模糊区间由 2π 转变为 $2\pi\zeta_i$ 。

2.2 TomoSAR 三维成像

TomoSAR 中,假设有 L 幅影像,选取一幅 SAR 影像作为参考影像 g_0 ,对应的垂直基线为 $b_0 = 0$,第 i 幅影像对应的垂直基线记作 b_i 。 $s = h/\sin(\theta)$ 为斜距垂向上的距离,与距离向和方位向正交。沿高程向上的散射点到雷达相位中心的距离为斜距,记作 R_i 。则每幅 SAR 影像 g_i 的数学模型可以表示为

$$g_i = \int_a^{-a} \sigma(s) \exp(-j \frac{4\pi R_i}{\lambda}) ds, i = 0, 1, \dots, L-1 \quad (21)$$

式中, $[-a, a]$ 表示高程向成像区间, λ 表示雷达波

$$\begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ \vdots \\ g_{L-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \exp(-2\pi f_0 s_1) & \exp(-2\pi f_0 s_2) & \cdots & \exp(-2\pi f_0 s_N) \\ \exp(-2\pi f_1 s_1) & \exp(-2\pi f_1 s_2) & \cdots & \exp(-2\pi f_1 s_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \exp(-2\pi f_{L-1} s_1) & \exp(-2\pi f_{L-1} s_2) & \cdots & \exp(-2\pi f_{L-1} s_N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma(s_1) \\ \sigma(s_2) \\ \vdots \\ \sigma(s_N) \end{bmatrix} \quad (26)$$

二维 SAR 影像当中往往存在噪声,考虑噪声的影响,式(26)可以简写为

$$\mathbf{G} = \mathbf{A}_{L \times N} \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{n} \quad (27)$$

式中向量 $\mathbf{n}$ 为噪声,可以表示为

$$\mathbf{n} = [n_0, n_1, \dots, n_{L-1}] \quad (28)$$

向量 $\mathbf{G}$ 经过对 L 个二维 SAR 影像预处理后,再进行去斜得到。矩阵 $\mathbf{A}_{L \times N}$ 由 TomoSAR 系统几何模型构建。由此可以反演出目标沿高程向分布的散射强度 $\sigma(s)$ 。进而可以根据散射强度峰值、峰值个数和峰值位置计算散射体的强度、数目和高程向位置。

传统的 TomoSAR 成像方法有后向投影法以及

长, $\sigma(s)$ 表示沿高程向分布的散射体强度。式(21)没有显式的表达出斜距垂向作为变量时的数学关系。在第1节单基线干涉测高精度原理中,相对于参考影像,可以得到图3中 R_i 与 r 之间的关系为

$$R_i = r - b_{i\parallel} + \frac{b_{i\perp} h}{r \sin(\theta)} = r - b_{i\parallel} + \frac{b_{i\perp}}{r} s \quad (22)$$

将式(22)带入到式(21)中,可以得到

$$g_i = \int_a^{-a} \sigma(s) \exp(-j \frac{4\pi r}{\lambda}) \exp(j \frac{4\pi b_{i\parallel}}{\lambda}) \cdot \exp(-j \frac{4\pi}{\lambda} \frac{b_{i\perp}}{r} s) ds, i = 0, 1, \dots, L-1 \quad (23)$$

式中, $\exp(-j4\pi r/\lambda)$ 为该距离-方位单元内,参考影像的斜距所产生的相位, $\exp(-j4\pi b_{i\parallel}/\lambda)$ 为第 i 个平台平行基线的存在所产生的平地相位,这两项均与斜距垂向 s 无关,可以通过去斜操作直接去除上述两项的相位。令 $f_i = 2b_{i\perp}/\lambda r$,式(23)转化为

$$g_i = \int_a^{-a} \sigma(s) \exp(-j2\pi f_i s) ds, i = 0, 1, \dots, L-1 \quad (24)$$

由式(24)可以看出, g_i 是对后向散射系数 $\sigma(s)$ 的傅里叶变换,只不过是频率为 f_i 时的值。将 L 幅 SAR 二维图像写成向量的形式,如下:

$$\mathbf{G} = [g_0, g_1, \dots, g_{L-1}]^T \quad (25)$$

再将式(25)离散化可得

$$\begin{bmatrix} g_0 \\ g_1 \\ \vdots \\ g_{L-1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \exp(-2\pi f_0 s_1) & \exp(-2\pi f_0 s_2) & \cdots & \exp(-2\pi f_0 s_N) \\ \exp(-2\pi f_1 s_1) & \exp(-2\pi f_1 s_2) & \cdots & \exp(-2\pi f_1 s_N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \exp(-2\pi f_{L-1} s_1) & \exp(-2\pi f_{L-1} s_2) & \cdots & \exp(-2\pi f_{L-1} s_N) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma(s_1) \\ \sigma(s_2) \\ \vdots \\ \sigma(s_N) \end{bmatrix} \quad (26)$$

谱估计法等。压缩感知理论的提出,给 TomoSAR 成像提供了新的方向。由于散射体沿高程向分布是不连续的、稀疏的。压缩感知理论上可以实现采样不足条件下的 TomoSAR 超分辨成像。由 Zhu 等^[9]首次将压缩感知理论应用到 TomoSAR 成像当中,并通过实验验证了其在高分辨率数据但欠采样的条件下的超分辨能力,实现了区分高度相近的叠掩散射体。

然而, TomoSAR 在获取数据的时候往往选择性有限,构建的向量 $\mathbf{G}$ 中的最小基线往往不能满足场景的要求,当场景中存在高度超出了系统本身的最高不模糊高度的建筑等,建筑处则会产生

缠绕相位, TomoSAR 成像结果会形成沿高程向的周期性折叠。接下来, 我们从理论结合实验的角度进行分析 SAR 三维成像中第三维模糊问题。

2.3 TomoSAR 高程模糊

经过去斜距操作的 SAR 图像可以表示为

$$g_i = \int_a^{-a} \sigma(s) \exp[-j \frac{4\pi s}{\lambda r} b_{i\perp}] ds \quad (29)$$

当 $2sb_{i\perp}/\lambda r = 1$ 时, 会产生相位缠绕。也就是说, 在参考影像选定的情况下, 在斜距垂向上每经过 $s = \lambda r/2b_{i\perp}$ 的高度, 就会有相位的缠绕, 对应了高度模糊。垂直基线 $b_{i\perp}$ 决定了相位缠绕的密集程度, 垂直基线越短, 条纹越稀疏, 越不会产生模糊, 或者说斜距垂向的不模糊范围越大。在 TomoSAR 中, 最短垂直基线对应了最稀疏的相位缠绕, 也就对应了 TomoSAR 系统的最大不模糊范围。即 TomoSAR 成像系统中的最短垂直基线 $b_{0\perp}$ 决定了这套成像系统的最大不模糊高程 $S_{\max}$, 二者关系如下所示:

$$S_{\max} = \frac{\lambda r}{2b_{\min}} \quad (30)$$

式中, $b_{\min} = b_{0\perp}$ 。当物体高度超过最大不模糊高程时, 利用 TomoSAR 成像模型进行三维重建, 超出最大不模糊高度的部分, 会发生周期性的折叠, 如图4所示。

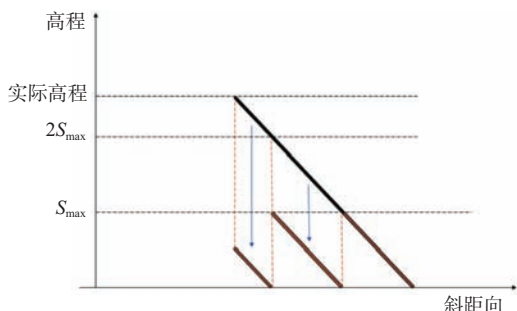


图4 高程模糊现象示意图

根据上述分析, 参考影像的斜距、最小基线长度、波长等是影响 TomoSAR 成像系统的高度模糊的关键参数。在进行 TomoSAR 高程反演过程中, 高程模糊是不可忽视的问题。为此我们提出新的 TomoSAR 高程反演流程, 具体如下:

1) 多基线干涉。对于一组 SAR 图像, 选取一幅影像作为参考影像, 进行去斜操作之后, 其他辅助影像分别相对于参考影像进行单基线干涉, 可以得到一组条纹疏密程度不同的单基线干涉图。

2) 建筑物提取。由于干涉图像经过了去斜操

作, 平地的干涉条纹已不存在, 遗留下来的是噪声相位, 干涉图中存在干涉条纹的部分只表达了斜距垂向目标的叠掩, 因此可将干涉图像当中包含干涉条纹的部分提取出来, 或者通过滤波的方式将平地的噪声相位滤除。

3) 长基线干涉相位估计。利用第2节中推导的长短基线干涉相位之间的关系, 经过逐级迭代, 将最长基线对应的干涉相位转化为与最短基线干涉相位条纹相同的稀疏程度。然后利用单基线相位解缠方法, 获得长基线干涉相位的解缠绕结果和估计目标的真实高程。

4) 高程反演。利用高程估计结果, 对 TomoSAR 的成像结果进行高度解模糊。

本文处理方法的流程如图5所示。

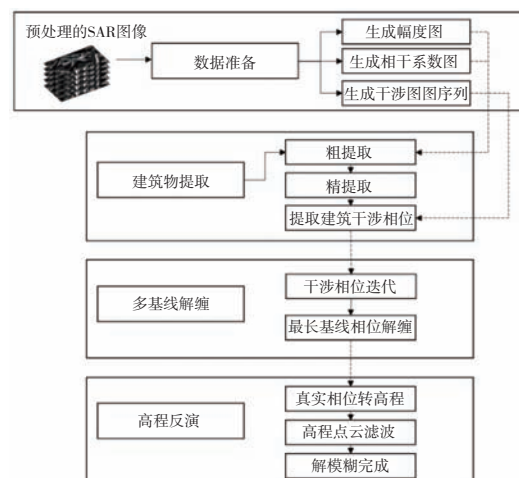


图5 解模糊方法流程图

3 实验分析

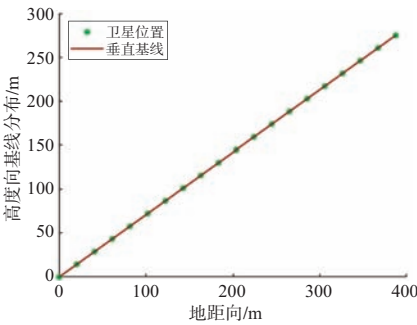
3.1 仿真实验

本节对 SAR 三维成像中的高程模糊问题进行模拟仿真分析, 仿真参数如表1所示。模拟仿真设置了理想情况下的基线均匀且等距分布的情况, 基线空间分布以及垂直基线分布如图6所示, 最小基线间隔为 25 m, 由式(30)可得此成像系统的最大不模糊高度为 375.46 m。我们设置了两组实验, 两组实验建筑物的高度分别为 100 m 和 600 m, 建筑物散射体包含地面、立面和屋顶三部分, 如图7所示。理论上, 对于高度为 100 m 的建筑物, 最短基线得到的干涉相位结果如图8所示, 可以看到干涉相位中并未发生相位缠绕现象, 因此在这种情况下

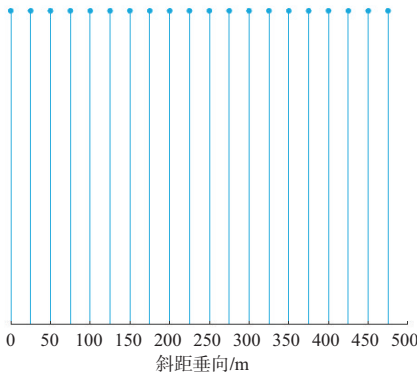
下三维成像不会出现高程模糊现象。接下来,利用压缩感知算法对其进行一个方位向切面的三维成像,三维成像结果如图 9(a)所示,图 9(b)为坐标变换后在地距向的成像结果。

表 1 仿真实验参数

仿真参数	参数值
通道数	20 个
最小基线间隔	25 m
最大基线长度	475 m
波长	0.031 1 m
斜距	603 640 m
最大不模糊高度	375.319 9 m
视角	35.368 0°

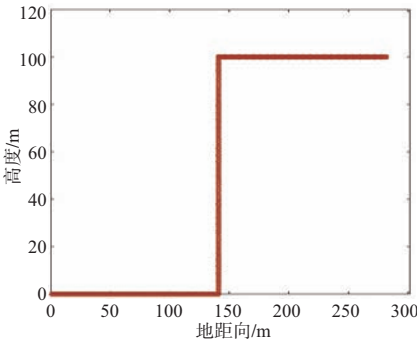


(a) 基线空间分布

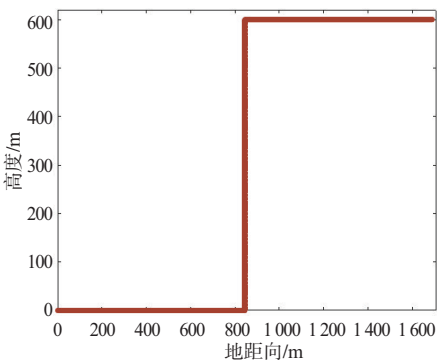


(b) 垂直基线分布

图 6 基线分布



(a) 100 m 建筑仿真



(b) 600 m 建筑仿真

图 7 建筑仿真

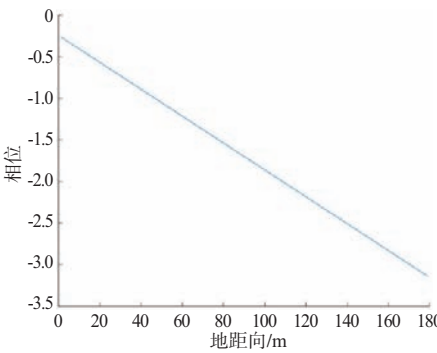
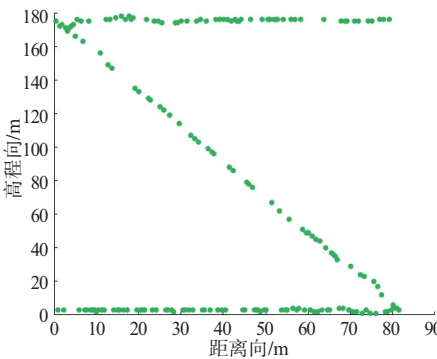
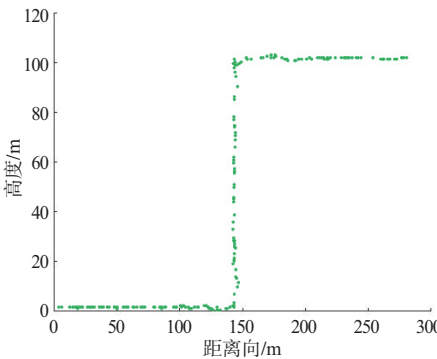


图 8 高度为 100 m 建筑的距离向最短基线干涉相位



(a) 三维成像结果



(b) 坐标变换结果

图 9 高度为 100 m 的仿真层析成像结果

对高度为 600 m 的建筑进行实验得到的最短基线干涉相位如图 10 所示,最短基线干涉相位变化超过了一个 2π 周期,产生了相位缠绕,因此存在高程向模糊。如果不考虑高程向的模糊问题,对其进行层析 SAR 三维成像,得到的成像结果如图 11(a)所示。从图 11(a)可以清楚地看到,在同一建筑立面不同高度的目标被模糊,模糊的规律和最短基线的干涉相位缠绕相关。图 11(b)为成像结果在地距向坐标系的表現。由于 SAR 斜距成像的特点,高程 s 的值与建筑的实际高度 h 由三维 SAR 成像的几何关系可得

$$s = \frac{h}{\sin \theta} \quad (31)$$

式中, θ 为参考影像的视角。因此,高度为 600 m 的建筑在高程向上的 s 值由式(31)可得,约为 1 036 m,最大不模糊高程约为 375 m。因此,成像结束之后,屋顶散射体的位置是实际高程经过两个模糊周期的值,约在 286 m 处表现为水平线;建筑立面的散射体位置经过模糊后表现为不连续的但与建筑本身具有相同倾角的有规律的局部斜线。高程解模糊就是将这些立面不连续的局部斜线以及与实际高度不相符的顶面复原到其实际的位置。

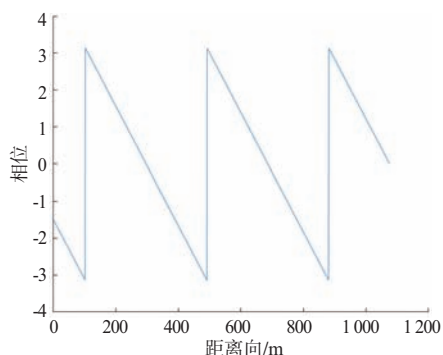
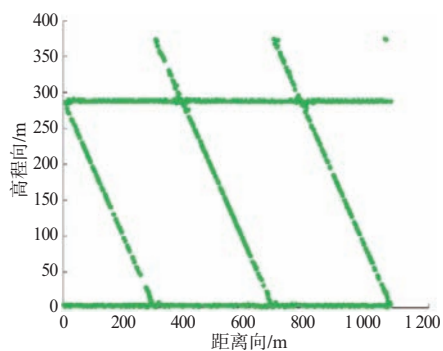
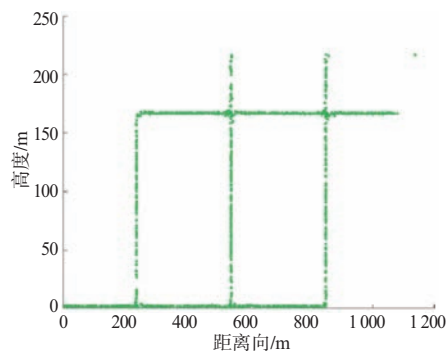


图 10 高度为 600 m 的距离向最短基线干涉相位



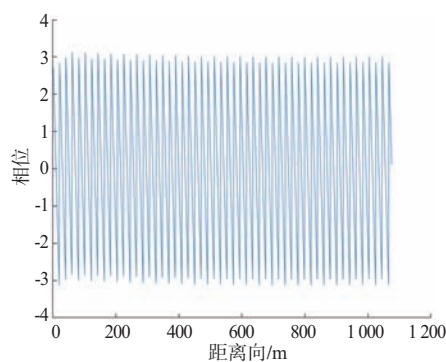
(a) 三维成像结果



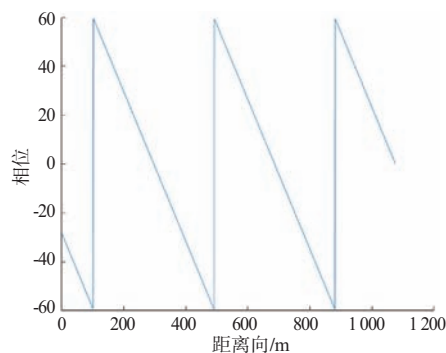
(b) 坐标变换结果

图 11 高度为 600 m 的仿真层析成像结果

仿真实验中,我们获得了最长基线的干涉相位如图 12(a)所示,从图 12(a)可以看到,长基线的相位缠绕非常密集,在实际数据中由于噪声的存在,很容易造成解缠绕的失败。根据短基线和长基线的关系,我们对其进行逐步迭代解缠绕,得到的解缠绕干涉图如图 12(b)所示,该干涉相位图的缠绕规律和最短基线一致,但模糊范围不再是 2π 。经过相位解缠绕之后,其干涉相位图如图 13(a)所示,根据公式(14)求得立面散射体的高程如图 13(b)所示。

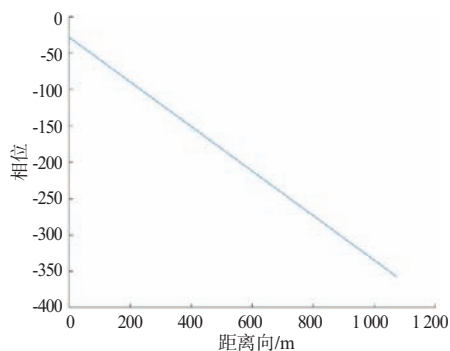


(a) 缠绕相位

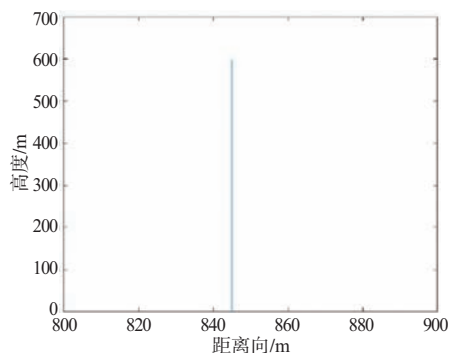


(b) 迭代解缠绕相位

图 12 最长基线干涉相位



(a) 相位解缠结果



(b) 高度反演结果

图13 高度反演

3.2 真实数据实验

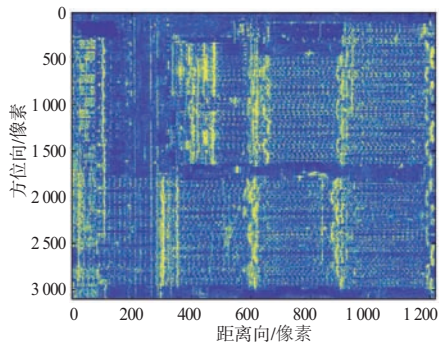
中国科学院空天信息创新研究院于2019年发布了基于机载的阵列干涉SAR系统在山西运城市获取的实验数据^[14],又于2021年发布了基于小型无人机微波视觉三维SAR(Microwave Vision Three-Dimensional SAR, MV3DSAR)实验系统获取的天津临港大厦的实验数据。利用这两组实测机载实验数据,通过实验对比验证高程模糊理论。

图14(a)和图14(b)分别为山西运城某小区光学图像以及机载数据幅度图像,实验参数如表2所示,数据集由8景SAR影像组成,空间基线均匀分布。经过计算可以得到这组实验数据所对应的最大不模糊高程为147.15 m,转换为高度约60 m。我们选取基于参考影像最短基线所对应的干涉图,如图15(a)所示,并对其进行去斜操作,其结果如图15(b)所示。从图15(b)可以看到,在建筑物处所对应的干涉相位并没有发生相位缠绕现象。之后我们利用TomoSAR的压缩感知算法反演得到层析成像结果,经过坐标变换得到最终三维成像

结果如图16所示。这组实验中,建筑物的高度约处于40~55 m之间,低于最大不模糊高度。选取三维成像结果位于方位向200 m处的切片结果,可以看到三维成像在高度提取得到了正确的结果。



(a) 光学图像

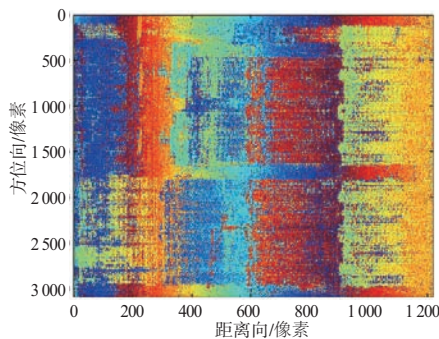


(b) 幅度图像

图14 运城数据

表2 山西运城实验参数

参数	参数值
通道数	8个
最小基线间隔	0.285 8 m
最大基线长度	2 m
波长	0.071 6 m
斜距	1 174.7 m
最大不模糊高度	147.15 m
视角	23.963 5°



(a) 未去平地

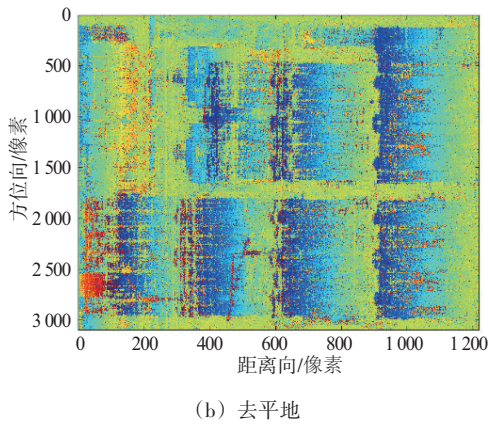


图 15 运城数据干涉相位图

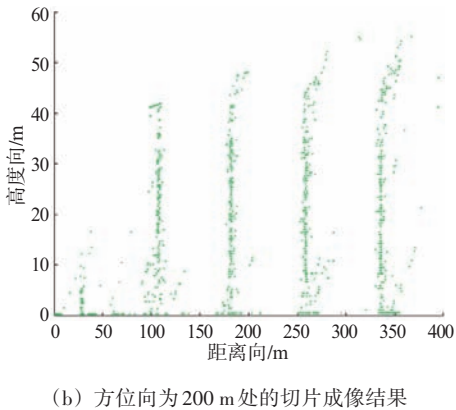
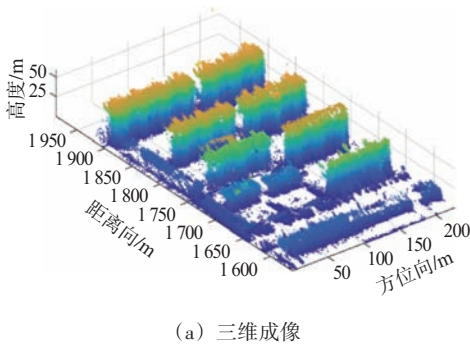


图 16 运城三维成像结果

表 3 为天津临港大厦(光学图像如图 17 所示) SAR 数据的参数,与山西运城数据相比,天津数据飞行高度更低导致斜距更短,同时最小基线间距不够小,其最大不模糊高度也低于这组数据当中的最高建筑物的高度。由于最小基线间距对应的干涉相位发生了相位缠绕,所以三维成像结果也一定会产生高程模糊现象。对天津临港商务大厦数据重复山西运城数据的处理流程,得到去平地后的干涉图如图 18 所示,可以看到建筑立面上所

对应的干涉相位有明显的条纹,距离向上存在明显的相位周期性变化。对天津数据在方位向第 500 像素处的切片进行三维成像,结果如图 19 所示。

表 3 天津临港商务大厦实验参数	
参数	参数值
通道数	4 个
最小基线间隔	0.107 1 m
最大基线长度	0.535 m
波长	0.019 7 m
斜距	482.041 3 m
最大不模糊高度	55.66 m
视角	33.240 7°



图 17 天津临港商务大厦

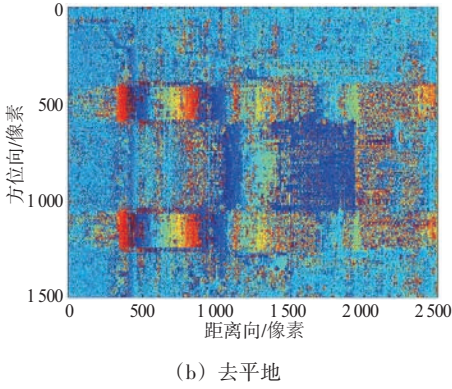
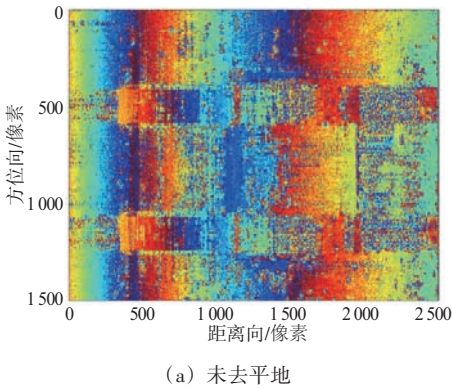


图 18 天津数据干涉相位图

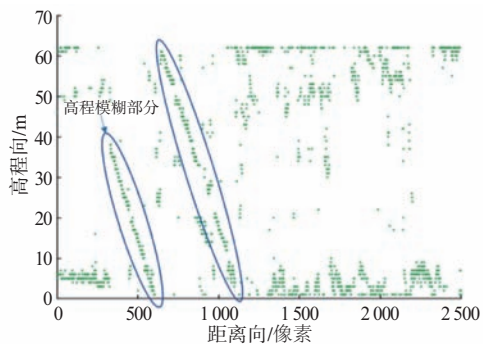
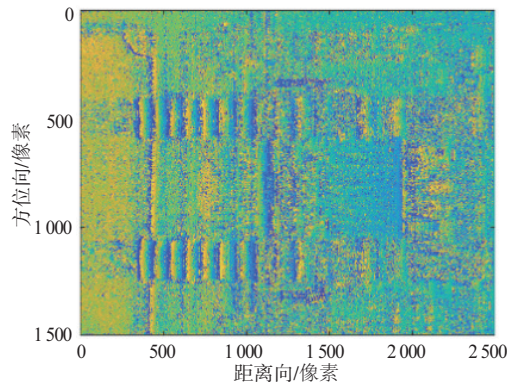


图 19 天津数据方位向第 500 像素处切片三维成像结果

3.3 解模糊实验

针对 3.2 节中天津数据的实验结果,利用第 2 节中我们提出的 SAR 的三维解模糊方法,对天津数据进行解模糊处理。首先,由天津数据的实验参数可知,选取天津数据当中的 T1R1 天线所对应的 SAR 影像作为参考影像,分别与其他影像进行干涉,得到 3 幅干涉图像。经过去斜之后得到多个基线干涉结果如图 20 所示。

本文结合幅度图像以及相干性图像来进行建

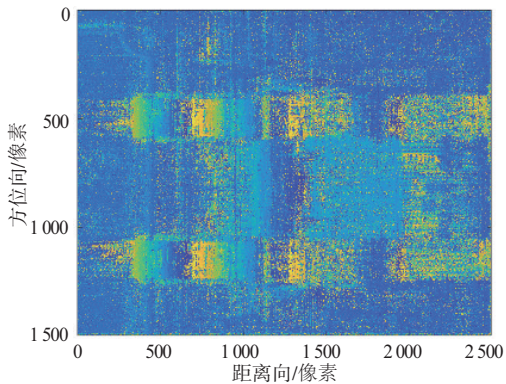


(c) T2R2 和 T1R1

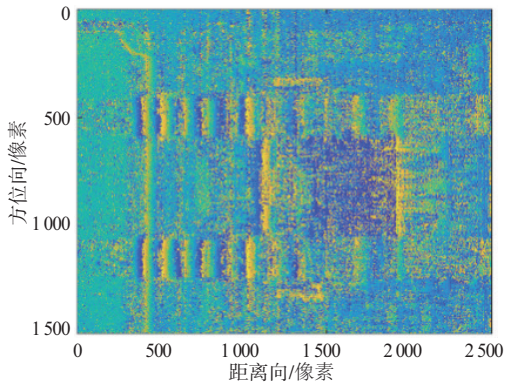
图 20 去平地后干涉相位图

筑物的提取。由于叠掩原因,SAR 图像上建筑物处的强度因地面和墙体回波信号的叠加会明显强于图像其他位置。因此,结合 SAR 幅度图像和相干系数图,我们通过设置强度阈值以及相干性阈值^[15]提取建筑物所对应的点的位置,并利用 DBSCAN 算法滤除提取结果当中的离群点。利用 DBSCAN 初步提取的点,拟合出包含所有点的矩形区域,生成矩形掩膜即可实现建筑物提取,进而对于干涉相位图中的建筑区域进行提取。

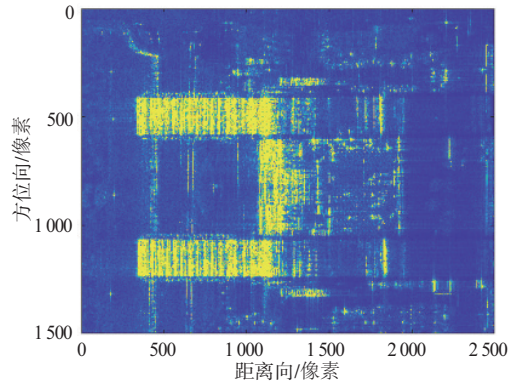
首先,取参考影像的幅值得到幅度图像,如图 21(a)所示,然后对与参考影像最短基线对应的影像对进行相干性估计,得到相干性系数图如图 21(b)所示。通过设置相应的阈值对幅度图像中的点进行提取,得到建筑粗提取结果如图 22 所示。然后利用 DBSCAN 方法,对粗提取结果进行滤波,滤除一些离群点如图 23 所示,得到最终保留下来的建筑物区域如图 24 所示,模糊相位提取结果如图 25 所示。



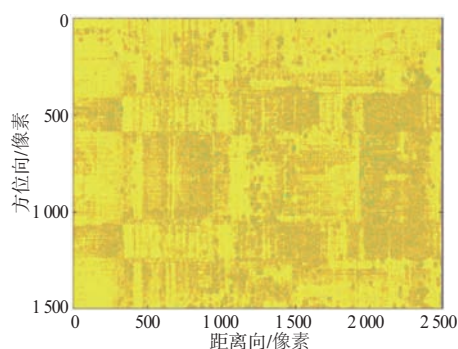
(a) T2R2 和 T2R1



(b) T2R2 和 T1R2



(a) T2R2 幅度图



(b) T2R2和T2R1 相关系数图

图21 粗提取数据准备

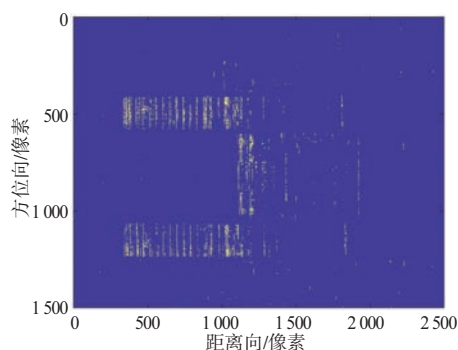
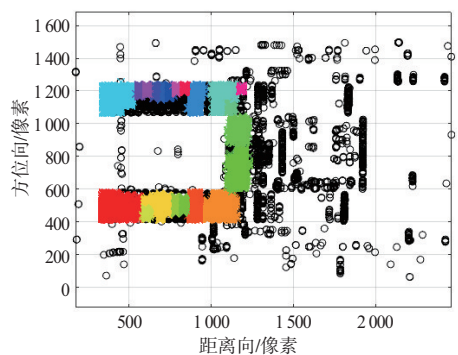
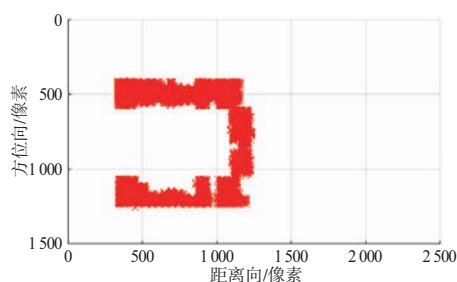


图22 粗提取结果

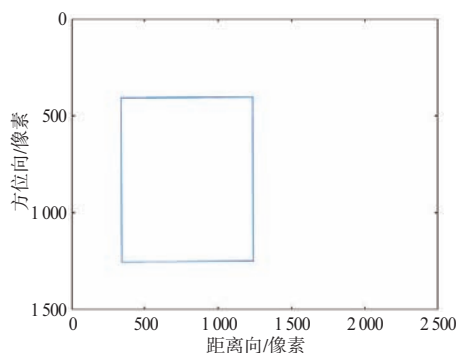


(a) DBSCAN分类结果

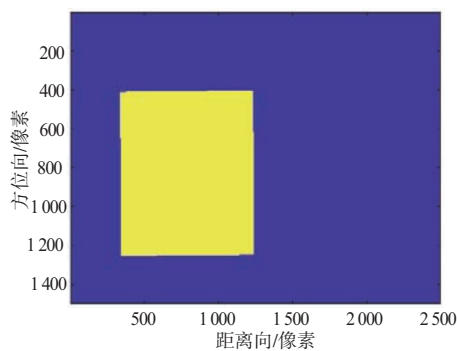


(b) 去噪结果

图23 DBSCAN精提取

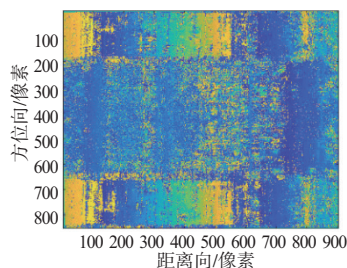


(a) 建筑区域

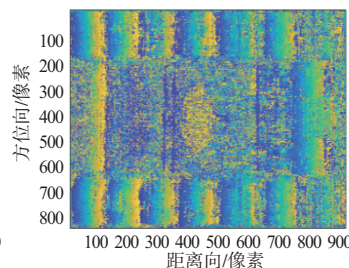


(b) 生成掩膜

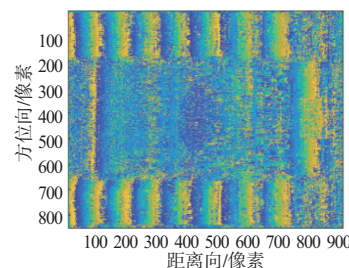
图24 建筑提取范围



(a) T2R2和T2R1



(b) T2R2和T1R2



(c) T2R2和T1R1

图25 建筑干涉相位提取结果

根据提取的建筑物的干涉相位图以及2.1节所提出的多基线干涉解缠绕方法,首先利用最短基线干涉相位对长基线干涉相位进行逐级迭代,最终使得最长基线干涉相位条纹转变为与最短基

线干涉相位条纹相同的稀疏程度。

在估计 k 值的过程中,由于干涉图像难免会存在一些噪声,在迭代过程中会导致误差的传递。在理想情况下,模糊值 k 应为连续变化的整数。利

用短基线干涉条纹估计长基线干涉条纹的模糊值 k 时,可在完成整幅图像的 k 值估计后,使用适当的滤波方法,对 k 值图像进行滤波,以避免误差传递。多基线相位解缠的过程既利用了短基线干涉相位易于解缠的特性,又实现了利用短基线干涉相位估计出长基线真实相位,提高了分辨率。最后,使用单基线相位解缠方法对最长基线稀疏干涉条纹进行解缠,得到解缠结果。

根据上述操作方法,我们对天津临港商务大厦的干涉相位进行迭代解缠绕。图26(a)和图27(a)分别为第二基线和第三基线(最长基线)的 k 值估计并滤波的结果;图26(b)和图27(b)分别为第二基线和第三基线(最长基线)的干涉相位估计的结果。最后,对最长基线的干涉相位估计结果(即图27(b))进行相位解缠绕,结果如图28所示。

基于图28的结果及式(14),进行高程反演得到建筑物的三维点云结果如图29(a)所示。由于传统相位解缠方法所导致的相位孤岛,三维点云

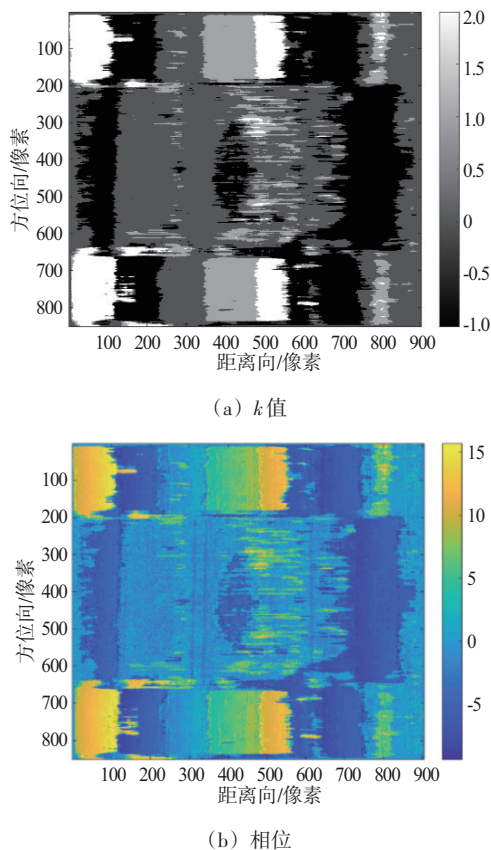


图26 T2R2和T1R2干涉相位迭代结果

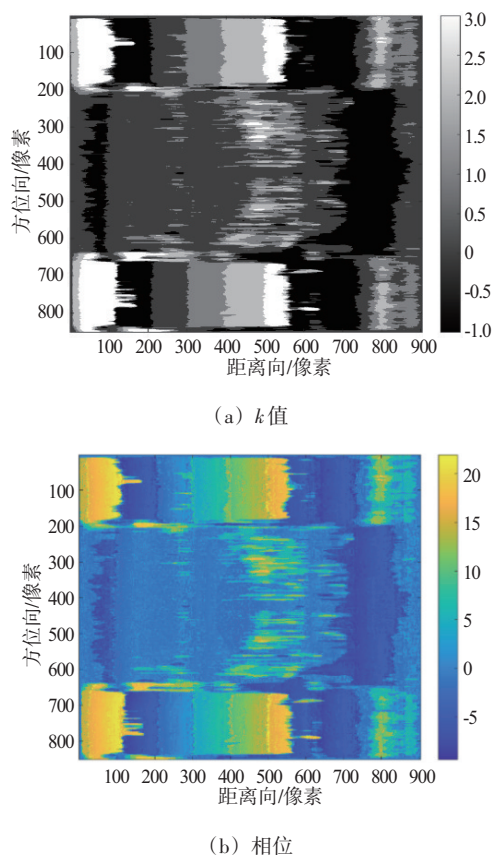


图27 T2R2和T1R1干涉相位迭代结果

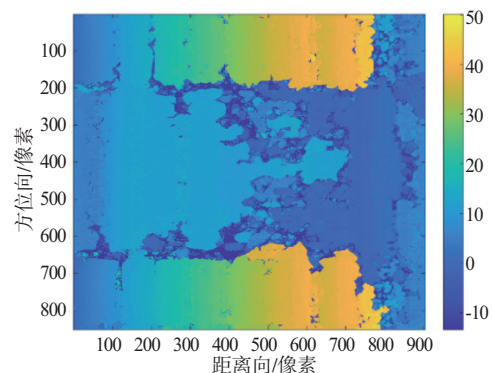


图28 T2R2和T1R1干涉相位解缠结果

中仍然不可避免地存在噪声点云。使用基于空间分布的SOR(Statistical Outlier Removal)点云去噪算法进行点云初步去噪的结果如图29(b)所示。最后,再利用DBSCAN^[16]方法去除点云当中不合理的聚类,得到最终三维成像点云结果如图29(c)所示。将图29(c)所示的点云与原SAR图像当中不包含模糊的部分三维成像点云融合,得到整幅图像的三维成像结果如图29(d)所示。

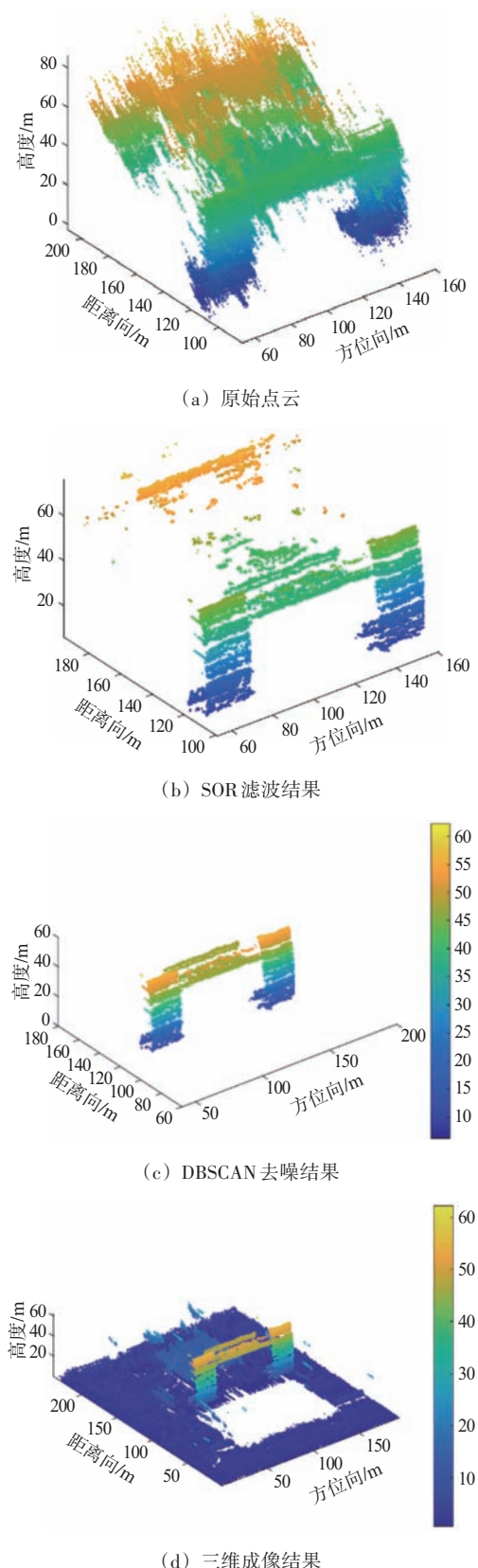


图29 高程反演结果

4 结束语

本文研究了SAR三维成像中高程模糊问题,并针对高程模糊问题提出了一种基于多基线技术的解模糊方法。SAR三维成像在高程向的模糊主要由最短基线所对应的干涉相位产生的相位缠绕所导致。论文利用SAR幅度图像和相干系数图通过设置阈值的方式,实现建筑干涉相位的粗提取,并利用二维DBSCAN技术去除离群点并拟合包含建筑点的最小矩形实现建筑物干涉相位的提取。先使用迭代的方法实现多基线干涉中长基线相位的解缠,这一工作兼顾了短基线容易解缠,同时长基线精度高的优点,但是长基线的干涉相位仍然存在缠绕;然后,采用传统的解缠绕方法对长基线的干涉相位进行最终解缠绕,得到最长基线干涉相位的真实值;最后,利用最长基线的真实相位,对高程反演得到三维点云。本文提出的方法实现了对天津临港商务大厦数据高程向解模糊,验证了本方法的可行性。

参考文献:

- [1] 李芳芳,刘宁,李新武,等.层析SAR技术研究进展[J].雷达科学与技术,2021,19(5):610-624.
- [2] 吴一戎,朱敏慧.合成孔径雷达技术的发展现状与趋势[J].遥感技术与应用,2000(2):121-123.
- [3] 杨建宇.雷达对地成像技术多向演化趋势与规律分析[J].雷达学报,2019,8(6):669-692.
- [4] GRAY A L, MATTAR K E, FARRIS-MANNING P J. Airborne SAR Interferometry for Terrain Elevation [C]// IGARSS'92 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Houston, TX, USA: IEEE, 1992: 1589-1591.
- [5] 刘杉.多基线干涉SAR高精度成像技术研究[D].成都:电子科技大学,2021.
- [6] HOMER J, LONGSTAFF I D, CALLAGHAN G. High Resolution 3-D SAR via Multi-Baseline Interferometry [C]// IGARSS'96 International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Lincoln, NE, USA: IEEE, 1996: 796-798.
- [7] FORNARO G, SERAFINO F, SOLDVIERI F. Three-Dimensional Focusing with Multipass SAR Data [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2003, 41 (3): 507-517.

- [8] DONOHO D L. Compressed Sensing [J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [9] ZHU Xiaoxiang, BAMLER R. Superresolving SAR Tomography for Multidimensional Imaging of Urban Areas: Compressive Sensing - Based TomoSAR Inversion [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(4):51-58.
- [10] REN Yexian, XIAO Aoran, HU Fengming, et al. Coprime Sensing for Airborne Array Interferometric SAR Tomography [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60:1-15.
- [11] LI Xiaowan, ZHANG Fubo, LI Yanlei, et al. An Elevation Ambiguity Resolution Method Based on Segmentation and Reorganization of TomoSAR Point Cloud in 3D Mountain Reconstruction [J]. Remote Sensing, 2021, 13(24):5118.
- [12] 仇晓兰, 焦泽坤, 杨振礼, 等. 微波视觉三维 SAR 关键技术及实验系统初步进展 [J]. 雷达学报, 2022, 11(1): 1-19.
- [13] 任子帅, 张照, 高雨欣, 等. 基于自适应高程约束的 TomoSAR 三维成像 [J]. 雷达学报, 2023, 12(5): 1056-1068.
- [14] 仇晓兰, 焦泽坤, 彭凌霄, 等. SARMV3D-1.0: SAR 微波视觉三维成像数据集 [J]. 雷达学报, 2021, 10(4): 485-498.
- [15] UEMOTO J, NADAI A, KOJIMA S, et al. Extraction and Height Estimation of Artificial Vertical Structures Based on the Wrapped Interferometric Phase Difference Within Their Layovers [J]. ISPRS Journal of Photogrammetry and Remote Sensing, 2018, 139:14-29.
- [16] GUO Ziye, LIU Hui, PANG Lei, et al. DBSCAN-Based Point Cloud Extraction for Tomographic Synthetic Aperture Radar (TomoSAR) Three-Dimensional (3D) Building Reconstruction [J]. International Journal of Remote Sensing, 2021, 42(6):2327-2349.

作者简介:

赵春萌 男, 硕士研究生, 主要研究方向为 InSAR、TomoSAR 信号处理。

肖 宁 女, 博士, 讲师, 主要研究方向为信号处理、图像处理、计算视觉。

刘 慧 女, 博士, 副教授、硕士生导师, 主要研究方向为 InSAR、TomoSAR 和雷达信号处理、图像处理。

史洪印 男, 博士, 教授、博士生导师, 主要研究方向为 SAR/ISAR 成像、目标检测与识别、微波计算成像。

黎 芳 女, 博士, 副教授、硕士生导师, 主要研究方向为涡旋电磁波成像、信号处理、图像处理。

(上接第 297 页)

with Multistatic Inverse Synthetic Aperture Radar Systems [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2019(1):40.

作者简介:

黎吉顺 男, 博士研究生, 主要研究方向为 ISAR 成像与图像解译。

张雅声 女, 博士, 研究员, 主要研究方向为航天任务分析与设计。

尹灿斌 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达成像、雷达信号处理。

徐 灿 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为空间目标特性分析与识别。

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.03.008

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

(中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088)

摘 要: 星载天线在轨热变形对天线电性能有显著影响。因此,为确保星载天线在轨可靠服役,需采取合理热变形控制措施,并对其在轨热变形进行准确预示。星载天线采取了基于游离设计的热变形控制方法,为评估该游离设计的有效性,本文结合其模块化、阵列化的特点,以缩减尺寸的天线试验件为对象,利用摄影测量系统,开展了有限工况下的热变形试验。依据试验结果,开展了天线热变形有限元模型修正,并以修正后的模型预示了天线在轨热变形。结果表明,采用游离设计可显著降低天线阵面热变形;基于热变形试验修正的有限元模型可较为准确地预示天线在轨热变形。

关键词: 星载天线; 热变形; 游离设计; 有限元仿真; 摄影测量; 模型修正

中图分类号: TN965+.2; TH122; O242.21 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-2337(2025)03-0313-04

引用格式: 李俊英, 吴文志, 任开锋, 等. 星载天线热变形游离设计的试验验证与有限元模型修正[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 313-316.

LI Junying, WU Wenzhi, REN Kaifeng, et al. Experimental Verification and Finite Element Model Updating of Thermal Deformation Free Design for Spaceborne Antenna [J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 313-316.

Experimental Verification and Finite Element Model Updating of Thermal Deformation Free Design for Spaceborne Antenna

LI Junying, WU Wenzhi, REN Kaifeng, YU Kunpeng, ZHANG Ping

(The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China)

Abstract: The on-orbit thermal deformation of the spaceborne antenna has a significant effect on the electrical performance. In order to ensure the reliable service of the antenna, it is necessary to take reasonable control measures to reduce the thermal deformation and accurately predict its thermal deformation in orbit. The thermal deformation control method based on free design is adopted for the space-borne antenna. To evaluate the effectiveness of the free design, combined with its modular and arrayed characteristics, the thermal deformation test under limited operating conditions is carried out by using the photogrammetry system with the reduced-size antenna test model as the object. The test results are used for updating the finite element model, and based on this modified model, the on-orbit thermal deformation is calculated. The results indicate that the free design can significantly reduce the thermal deformation, and by updating the finite element model through thermal deformation test, the on-orbit thermal deformation can be predicted more accurately.

Key words: spaceborne antenna; thermal deformation; free design; finite element simulation; digital photogrammetry; model updating

0 引 言

卫星天线在严酷的轨道空间环境中,受到太阳辐照变化和天线自身工作热耗等温度载荷的影响,天线阵面会产生一定程度的热变形,该热变形

超过一定程度会造成天线辐射方向畸变,导致天线波束指向误差和增益变化^[1-4],最终影响天线的电性能,降低服役可靠性。因此,卫星天线在轨热变形准确预示及控制尤为重要。但是,受限于试验经费昂贵、全天线尺寸过大、研制周期长、试验

收稿日期: 2024-11-14; 修回日期: 2025-01-04

基金项目: 国防科工局基础科研项目(No.JCKY2021210B007)

难度大等因素,通过地面模拟在轨热真空环境以获得全阵面热变形的难度很大^[5]。在实际应用中,通常在研制阶段,利用有限元软件对天线的在轨热变形进行仿真预示^[6]。由于模型简化、材料参数等效等原因,有限元仿真分析结果与天线结构真实热变形之间存在一定的差异。因此,需要对热变形有限元模型进行修正,以期获得准确的热变形值。

对于模块化、阵列式的大型卫星天线而言,可以以单模块或者少量模块模拟全阵面天线、以常压高低温箱代替真空罐模拟温度环境,开展有限元模型修正^[8-9],从而实现以较低的成本、较快的速度和较高的准确性对天线的在轨热变形进行仿真预示,以期更好地指导天线设计。

本文以模块化阵列式星载天线为对象,开展天线模块游离设计;在此基础上,开展少量模块热变形试验,验证游离设计的有效性;研究游离设计对天线阵面平面度的影响;进一步地,基于热变形试验数据,开展热变形有限元模型修正,为天线在轨热变形预示提供技术支撑。

1 天线阵面游离设计

该天线阵面由天线模块和框架组成,如图1(a)所示,数十个天线模块阵列安装在框架上。天线模块所用材料为铝合金3A21,热膨胀系数为 $2.4 \times 10^{-5}/\text{K}$;框架所用材料为碳纤维复合材料,其热膨胀系数为 $-0.5 \times 10^{-6}/\text{K}$ 。由于两者热膨胀系数相差较大,温度变化时会引起较大的热应力和热变形。为解决二者之间的热失配问题,天线模块采用游离安装设计^[10-11],如图1(b)所示。每个天线模块均通过8个螺钉安装在框架上,框架的安装孔采用1个圆孔、7个腰形孔的形式,腰形孔的长边中心线为各腰形孔中心位置与圆孔中心位置的连线。当温度变化引起较大热应力时,天线模块沿着腰形孔的长边方向游离;安装点No.1固支,安装点No.2沿X向游离,安装点No.3/5/7沿Y向游离,安装点No.4/6/8沿中心连线斜向游离。该游离设计预期通过释放面内自由度,减小天线模块与框架之间由于热失配而产生的天线阵面法向热变形。

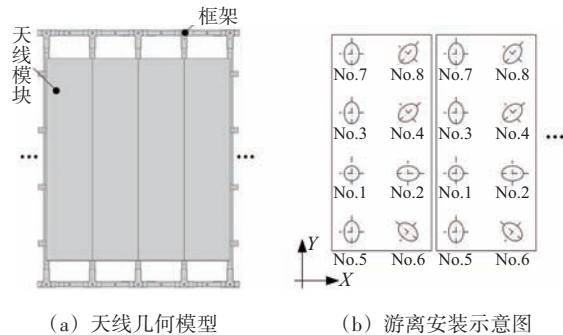


图1 天线阵面示意图

2 天线阵面热变形试验

该天线阵面的数十个天线模块的游离安装方式一致且互相独立。为准确获取典型工况下该天线阵面的热变形值,综合考虑天线阵面的结构形式,选用4个天线模块及相应的框架结构作为试验件进行热变形试验,如图1(a)所示。

搭建如图2所示的试验系统,高低温试验箱内,天线试验件吊挂在工装上,天线阵面上粘贴测量靶标与热电偶,试验件前方架设双相机摄影测量系统。试验工况如表1所示。通过热电偶监测试验件温度,温度测点连续0.5 h内温度变化不超过 1°C 即判定温度稳定,温度继续稳定0.5 h后,通过双相机摄影测量系统测量当前工况下的天线热变形。试验时,以 20°C 时的天线阵面状态作为后续各工况的参考基准。

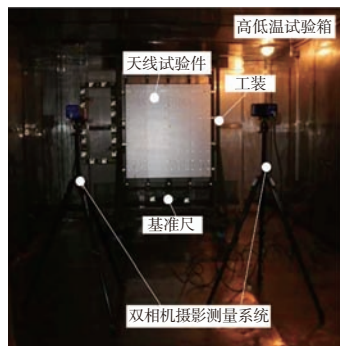


图2 天线试验件热变形试验系统

表1 热变形试验工况

序号	温度/ $^\circ\text{C}$	备注
1	20	基准
2	40	高温最恶劣工况
3	66	
4	0	低温最恶劣工况
5	-20	

试验得到天线阵面在不同工况下的热变形残差(箭头指向为测点指向拟合平面)分布趋势如

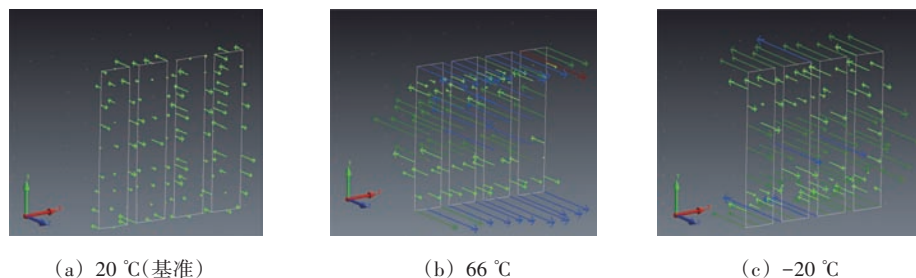


图3 基准与高低温最恶劣工况下平面拟合残差

天线阵面的面内热变形(游离点相对于固支点)和平面度测试结果分别如表2和表3所示。

表2 天线阵面面内游离变形(平均值) μm

标定区间	温度差/ $^{\circ}\text{C}$			
	-20	-40	20	46
No.2-No.1(X向)	41	161	30	182
No.7-No.1(Y向)	272	528	249	696
No.8-No.1(斜向)	280	572	272	748

表3 天线阵面平面度(4个天线模块平均值)

序号	温度/ $^{\circ}\text{C}$	平面度(P-P)/mm	RMS/mm	备注
1	20	0.37	0.11	基准
2	40	0.84	0.32	
3	66	1.16	0.44	
4	0	0.71	0.22	
5	-20	0.89	0.27	

可以看出,相对于基准状态,温度升高,天线阵面呈现出中间外凸、两端下翘的趋势;温度降低,天线阵面呈现中间内凹、两端上翘的趋势。3个标定区间在46 $^{\circ}\text{C}$ 最大温差下,分别游离了182 μm (X向)、696 μm (Y向)和748 μm (斜向)。高温和低温最恶劣工况下,天线阵面平面度相比于基准状态,分别增大了0.79 mm和0.52 mm。热变形试验结果说明,天线模块产生了有效的游离。

3 天线阵面有限元模型修正

下文将依据高温和低温最恶劣工况的热变形试验数据,开展天线阵面热变形有限元模型修正。

在建立天线阵面热变形有限元模型时,除了需要对结构模型进行简化、材料参数进行等效之外,游离关系的准确模拟是关键。热变形试验用天线试验件的有限元模型如图4所示。天线模块

图3所示。

与框架采用壳单元建模。其中,固支安装点的6个自由度全部固支约束;其余7个游离安装点沿相应的游离方向采用杆单元模拟其游离连接,非游离方向的5个自由度固支约束。进行模型修正时,以热变形试验结果为基准,通过改变杆单元的刚度来调整游离程度。边界条件设置为自由态,初始温度设置为20 $^{\circ}\text{C}$ 。



图4 天线试验件有限元模型

基于修正后的有限元模型,开展高温和低温最恶劣工况下天线阵面热变形仿真分析,分析结果如图5所示。高温和低温工况下,单个天线模块的平面度分别为0.80 mm和0.56 mm,如表4所示。对比热变形试验结果,修正后的有限元模型具有较高的预测精度,高温工况误差为1.3%,低温工况误差为7.7%。目前对于结构热变形的有限元模型修正案例较少,在文献[10]中对大型星载固面天

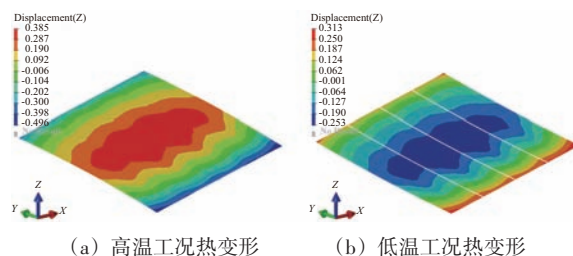


图5 模型修正后天线阵面的热变形(法向)

线的热变形修正结果误差在 13% 以内。本文修正模型的误差显著优于文献[10]误差。

表 4 单个天线模块平面度变化量对比 mm

类型	66 °C	-20 °C
热变形试验测试值	0.79	0.52
修正后的有限元仿真值	0.80	0.56

为进一步验证游离设计的有效性,分别计算了全固支和理想游离(完全释放游离方向的自由度)状态下的天线阵面热变形,计算结果分别如图 6、图 7 所示。全固支状态下,单个天线模块高温和低温工况下的平面度分别为 3.02 mm 和 2.59 mm;理想游离状态下,相应的平面度分别为 0.20 mm 和 0.19 mm。由此可见,游离设计可显著降低天线模块的热变形。对比本文采用的基于杆单元模拟游离程度的分析结果(如表 4),理想游离状态下天线结构热变形预测值更小,但与热变形试验结果差异较大。鉴于实际中不存在理想游离状态,采用杆单元模拟游离连接关系,并通过简化的热变形试验对有限元模型进行修正这一方法是可行且有效的。

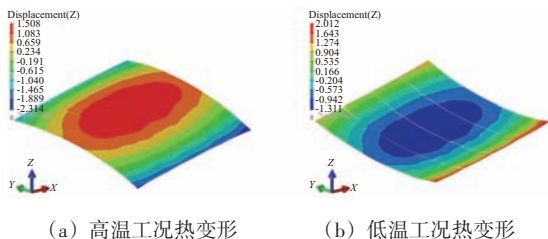


图 6 全固支约束天线阵面的热变形(法向)

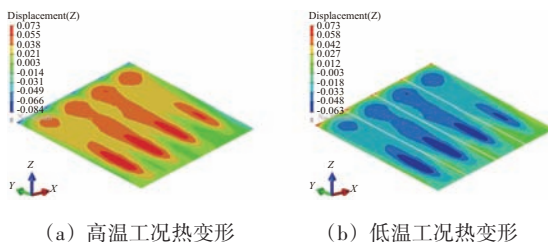


图 7 理想游离时天线阵面的热变形(法向)

依据上述修正模型参数,对具有 10 个天线模块的天线子板在高温和低温最恶劣工况下的热变形进行预示,结果如图 8 所示。

游离设计下,该天线子板在 66 °C 和 -20 °C 工况下的平面度分别为 1.13 mm、0.78 mm,相比于安装点全固支工况下的天线子板平面度为 7.61 mm、

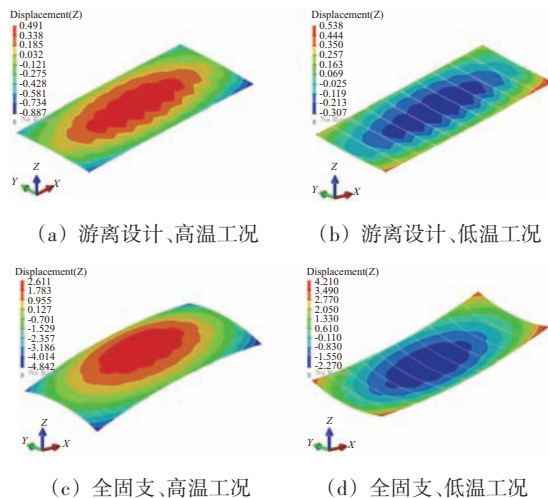


图 8 天线子板仿真预示热变形(法向)

5.83 mm,该游离设计可显著降低因天线模块与安装框架热失配所引起的热变形。

4 结束语

本文以星载天线为研究对象,采用游离设计来降低其因热失配而引起的热变形;并根据天线阵面模块化、阵列化的特点,以少量天线模块组成试验件开展了有限工况下的热变形试验,通过摄影测量系统获得了高低温最恶劣工况下的热变形数据;依据热变形试验数据,开展了热变形有限元模型修正,其仿真误差在 7.7% 以内。最后,依据修正的模型参数,仿真预示了整星天线子板的热变形值。试验与分析结果均验证了游离设计的有效性。基于热变形试验数据修正有限元模型,提高了在轨热变形有限元仿真预示的准确性,可为天线在轨热变形设计提供有效的数据支撑。

参考文献:

- [1] 赵军忠,刘越东,刘晓勇.某星载天线热变形对跟踪指向精度的影响仿真分析[J].遥测遥控,2013,34(5):1-4.
- [2] 魏田.空间可展开结构的热变形分析[D].西安:西安电子科技大学,2012.
- [3] 王朋朋,刘佳,王峰,等.大口径高精度星载天线的热变形优化设计与仿真计算[J].机械工程学报,2022,58(9):41-48.
- [4] LIU Hui, WANG Wei, TANG Dafeng, et al. Thermal Deformation Modeling for Phased Array An- (下转第 327 页)

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

(湖北工业大学太阳能高效利用及储能运行控制湖北省重点实验室, 湖北武汉 430068)

摘要: 无人机巡线作为检测电力线的重要手段,在飞行过程中准确识别障碍物是保障巡线任务可靠完成的关键。但目前对无人机巡线过程中常见障碍物如电力线、电力塔、树木的识别受恶劣天气环境干扰严重,致使误判和漏判。为此,基于毫米波雷达传感器具有不受天气、光线因素影响,在复杂环境中工作稳定等特点,本文提出基于毫米波雷达的无人机障碍物分类方法。该方法首先通过毫米波雷达采集3类障碍物的原始数据并提取其距离-速度多普勒及距离-方位角多普勒信息,接着分别通过特征值分解及共生灰度矩阵实现特征提取,最后通过蛇鹫优化算法实现对3类障碍物的目标分类。实验结果表明,本文方法对电力线、电力塔和树木的整体识别准确率达89.4%,与传统方法相比具有较高的识别准确率及鲁棒性。

关键词: 毫米波雷达; 障碍物分类; 特征提取; 蛇鹫优化算法

中图分类号: TN958; TM755

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0317-11

引用格式: 贡文新,余泽琰,杨柳旺,等.基于毫米波雷达的无人机障碍物分类方法[J].雷达科学与技术,2025,23(3):317-327.

GONG Wenxin, YU Zeyan, YANG Liuwang, et al. Millimeter-Wave Radar-Based Obstacle Classification Method for Unmanned Aerial Vehicles[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3):317-327.

Millimeter-Wave Radar-Based Obstacle Classification Method for Unmanned Aerial Vehicles

GONG Wenxin, YU Zeyan, YANG Liuwang, CHU Wenjin, WAN Xiangkui

(Hubei Key Laboratory for High Efficiency Utilization of Solar Energy and Operation Control of Energy Storage System, Hubei University of Technology, Wuhan 430068, China)

Abstract: Using drones for power line inspection is a crucial method to ensure the reliability of power line maintenance. Accurately identifying obstacles during flight is essential for the successful completion of inspection tasks. However, the recognition of common obstacles during drone inspections, such as power lines, power towers, and trees, is often compromised by adverse weather conditions, leading to false detections or missed detections. To address this, a millimeter-wave radar-based obstacle classification method for drones is proposed, leveraging the radar's stability in complex environments and immunity to weather and lighting interference. Firstly, by using millimeter-wave radar, the raw data of the three types of obstacles are collected, and the range-velocity Doppler and range-angle Doppler information are extracted. Then, the feature extraction is achieved through singular value decomposition (SVD) and gray-level co-occurrence matrix (GLCM), followed by classification of the three obstacle types using the secretary bird optimization algorithm (SBOA). Experimental results show that this method achieves an overall recognition accuracy of 89.4% for power lines, power towers, and trees, offering higher accuracy and robustness compared to traditional methods.

Key words: millimeter-wave radar; obstacle classification; feature extraction; SBOA

0 引言

随着电力系统规模的不断发展壮大,输电线路的运维和检修工作也越来越重要。无人机设备广泛应用于长距离输电线路巡检作业中。然而,

输配电系统通常建设在森林、高山等地势复杂地带,因此无人机不仅会受到输电系统自身结构设计的干扰,也会受到复杂多变的外界环境影响^[1]。而野外低空空域中无人机的主要障碍物包括树木、电力线塔与电线杆三类。巡线过程中遇到的

不同障碍物,无人机需要做出相应的避让措施。因此,准确识别上述巡线过程中常见障碍物是保障无人机实现可靠规避的关键。

目前,在障碍物识别技术上,国内外主要依赖于视觉传感器、激光雷达传感器以及多传感器融合的技术。唐友军等^[2]提出的方法是基于图像的低空无人机障碍物检测,利用改进的YOLOv5算法,通过优化位置回归损失函数和引入改进的注意力机制,提升了障碍物检测的精度和位置回归的准确性。然而,该方法对图像质量要求严格,在恶劣天气或光线条件差的情况下,对电力线这类细小目标的识别效果仍存在不足。宋谱怡等^[3]基于视觉传感器进行目标分类,提出了一种改进的YOLOv5s算法。该方法通过引入压缩-激励模块(SENet)和双锥台特征融合(BFF)结构,增强网络的特征提取能力,并将完全交并比(Complete Intersection over Union, CIoU)替换为损失函数,提升了边界框回归速率和定位精度。实验结果表明,改进后的YOLOv5s算法在平均精度(mAP)上达到了86.3%,虽然在复杂背景下无人机图像目标检测的性能有所提升,但仍受到恶劣环境的限制。另外,刘岚等^[4]基于激光雷达进行目标分类,采用了机器学习算法对点云数据进行自动分类。通过这种方法,实现了对输电线路及其周围环境的精确分类和建模。尽管该方法在障碍物检测和分类的准确性上取得了显著效果,但基于激光雷达传感器的方法面临数据处理量庞大、点云利用率低等问题,且挂载的激光雷达体积大、重量大,严重影响无人机的灵敏性^[5];樊轶伦等^[6]基于毫米波雷达和深度相机进行目标分类。使用了基于深度学习的MinkUNet模型进行自动分类和分割,结合毫米波雷达数据,通过贝叶斯概率更新和占位栅格地图的方法进行环境建模和障碍物检测。实验结果表明,该方法显著提高了小目标(如树枝和导线)的检测信噪比,检测误差在0.5 m内,满足无人机巡检的要求。尽管该方法显著提高了小目标(如树枝和导线)的检测信噪比,但在实际应用中数据的实时性及多传感器协同配合的复杂性也带来了一定的技术挑战。

综上所述,目前电力巡线过程中的障碍物识别技术在面对复杂环境时仍存在诸多不足,而毫

米波雷达作为一种新兴传感器技术,具有抗干扰能力强、全天候工作等优势,可以有效弥补视觉传感器和激光雷达的不足。因此,本文聚焦于毫米波雷达,旨在通过基于毫米波雷达的障碍物分类算法,提高无人机巡线过程中障碍物检测的准确性和鲁棒性,从而保障输电线路巡检工作的顺利进行。

1 障碍物分类方法整体框架

本文基于毫米波雷达传感器,提出一种有利于无人机巡线过程中对常见的主要障碍物(如树木、电力线以及电力塔)进行检测并分类的方法。如图1所示,该图展示了本研究障碍物分类方法的完整过程。首先,通过接收雷达发射的线性调频信号的回波信号形成包含距离、速度和角度信息的雷达数据立方体,并提取目标的距离-速度及距离-方位角的多普勒(Doppler)响应。接着,在特征提取阶段,应用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)和灰度共生矩阵(Gray-Level Co-occurrence Matrix, GLCM),从各Doppler响应中提取奇异向量特征和纹理特征。随后,使用蛇鹭优化算法(Secretary Bird Optimization Algorithm, SBOA)对支持向量机(Support Vector Machine, SVM)进行参数优化。该算法包括初始化、捕猎和逃避3个阶段优化SVM参数。初始化阶段设置初始参数和种群,生成包含多个候选解的种群,这些候选解分别对应不同的SVM参数组合,如核参数 C 和 γ 。捕猎阶段通过增强种群多样性和采用Levy飞行分布在全局和局部搜索之间平衡,优化搜索过程。该阶

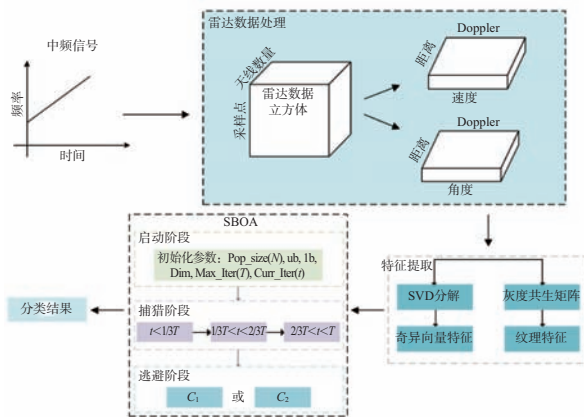


图1 整体框架流程图

段通过评估每个候选解的适应度函数(通常为交叉验证误差),并利用种群间的信息交流更新参数。逃避阶段模拟蛇鹭的逃避行为,通过环境隐藏和大范围跳跃策略,增加个体位置更新的多样性,防止陷入局部最优解。最后,SBOA迭代更新SVM参数组合,使得优化后的SVM能够在多维特征空间中实现对障碍物的高效分类。

2 毫米波雷达信号处理

2.1 毫米波雷达基本原理简述

本研究通过提取障碍物的Doppler响应特征进行目标分类。其中,毫米波雷达的基本信号处理为Doppler响应的准确提取奠定了理论基础。毫米波雷达是一种利用电磁波进行高精度目标探测和测量的设备,通过发射电磁波并接收其回波来测量目标与雷达之间的距离。常用的信号形式是线性调频连续波(Linear Frequency-Modulated Continues Wave, LFM CW)^[7-8],数学模型为

$$s(t) = A \cos\left(2\pi\left(f_0 t + \frac{1}{2} S t^2\right)\right) \quad (1)$$

式中, A 表示信号的振幅, f_0 表示起始频率, S 表示频率调制的斜率, t 表示时间。当电磁波遇到目标并反射回来时,雷达接收信号中会产生频率偏移,具体表达式为

$$f_d = \frac{2Sd}{c} \quad (2)$$

式中, c 为光速(约等于 3×10^8 m/s)。距离分辨率与系统带宽 B 直接相关,公式为

$$d_{\text{res}} = \frac{c}{2B} \quad (3)$$

系统的最大可测距离与模数转换器的采样频率有关,其关系可表示为

$$d_{\text{max}} = \frac{F_s c}{2S} \quad (4)$$

这表明,提高采样频率可以增加最大可测距离,但也要求更高的系统带宽和处理能力。

啁啾(Chirp)信号通常会以一定的重复时间发送,多个线性调频脉冲堆叠形成雷达帧。通过分析相位随时间的变化(从一个Chirp到下一个Chirp的相位变化),可以测量目标的速度^[9]。具体公式为

$$v = \frac{f_d \lambda}{2} \quad (5)$$

式中, f_d 为多普勒频移, λ 为信号波长。雷达发送至少两个间隔时间 T_c 的线性调频脉冲,经过距离傅里叶变换后,每个线性调频脉冲将在相同位置但具有不同相位的峰值。

测角方面,本研究采用多信号分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法进行高分辨率方位角估计。该算法通过对接收信号的协方差矩阵进行特征值分解,将信号空间划分为信号子空间和噪声子空间。首先,对接收天线阵列收集到的数据进行预处理,包括去除直流分量和归一化处理,以确保不同信号间的幅度差异不会影响后续分析的准确性。然后,计算接收信号的协方差矩阵。协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 的计算公式为

$$\mathbf{R} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \mathbf{x}(n) \mathbf{x}^H(n) \quad (6)$$

式中, $\mathbf{x}(n)$ 表示接收信号, N 表示快拍数, $\mathbf{x}^H(n)$ 表示 $\mathbf{x}(n)$ 的共轭转置。接着,对协方差矩阵 $\mathbf{R}$ 进行特征值分解,获得特征值及对应的特征向量。根据特征值的大小,将特征向量划分为信号子空间和噪声子空间。噪声子空间由较小特征值对应的特征向量构成。最后,通过构建MUSIC谱函数,并在假设的角度上进行搜索以寻找谱函数的峰值^[10]。MUSIC谱函数定义为

$$P(\theta) = \frac{1}{\mathbf{a}^H \mathbf{E}_n \mathbf{E}_n^H \mathbf{a}(\theta)} \quad (7)$$

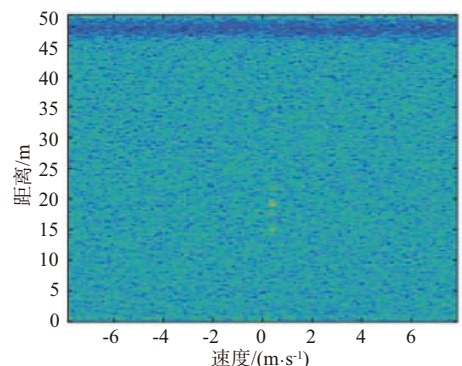
式中, $\mathbf{a}(\theta)$ 表示方向矢量, θ 表示待估计的角度。谱函数的峰值位置对应的角度即为目标的方位角。

2.2 Doppler特征提取

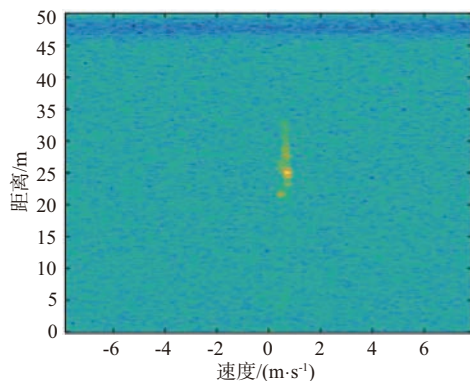
2.2.1 基于SVD的距离-速度Doppler特征提取

在雷达信号处理中,目标距离-速度Doppler的提取是一个关键步骤,其能够有效地分辨出运动目标并估计其距离和速度^[11]。本研究通过快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)处理距离维度数据,从而生成初步的距离-速度Doppler图像。整个FFT过程中对每条数据采用Hamming窗函数进行加权处理,以减小频谱泄漏的影响,并执行速度FFT变换。

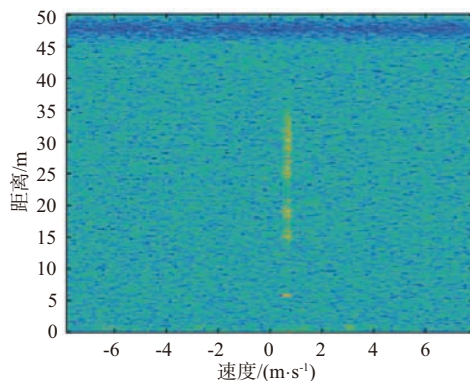
为了增强目标信号,对所有的数据进行相干积累,生成相干积累后的距离-速度 Doppler 图像。3种目标的距离-速度 Doppler 图像如图2所示。



(a) 电力线



(b) 电力塔



(c) 树木

图2 3种目标的距离-速度 Doppler 图像

图2展示了电力线、电力塔和树木在距离-速度 Doppler 图像中的表现。图2(a)中的电力线显示为较为分散的点状反射信号,显示出细长和信号较弱的特点,且信号在距离轴上分布较广。图2(b)中的电力塔回波信号呈现为一个集中的亮

斑,显示出其结构大和反射强的特点,且信号在距离轴上非常集中。图2(c)中树木回波信号在距离轴上较强且延伸较长,反映出树木结构复杂、反射多样的特性。

在特征提取的过程中,采用奇异值分解方法具有显著优势。其能够有效降维,保留距离-速度 Doppler 数据的主要特征,并压缩数据量,减少计算复杂度。通过忽略较小的奇异值去除噪声,提高信号的信噪比^[12]。此外,奇异值分解提取的特征具有良好的可解释性,便于后续分析和应用。这些优势使奇异值分解成为处理和分析复杂雷达数据的理想选择。

本研究从雷达回波数据中提取距离-速度信息,并将其构建为二维矩阵。此矩阵的每一行代表不同的距离单元,而每一列则代表不同的速度单元。通过对距离-速度 Doppler 数据应用奇异值分解来提取特征,对构建的距离-速度矩阵进行奇异值分解,如式(8)所示。

$$\mathbf{A} = \mathbf{U}\mathbf{S}\mathbf{V}^T \quad (8)$$

式中: $\mathbf{A}$ 是原始距离-速度矩阵; $\mathbf{U}$ 是左奇异向量矩阵,包含了距离维度的信息; $\mathbf{S}$ 是对角矩阵,包含了奇异值,表示数据在不同奇异向量方向上的能量; $\mathbf{V}$ 是右奇异向量矩阵,包含了速度维度的信息。

为了简化特征空间并保留主要信息,本研究选择前两个奇异值及其对应的奇异向量。将该奇异值作为特征维度并进行绘制,其结果如图3和图4所示。

在特征空间中,电力线、电力塔和树木差异显著。电力线的特征点在左特征向量图中分布较为分散,而在右特征向量图中则主要集中在右侧,密集度中等且存在一定的离散点。电力塔的特征点

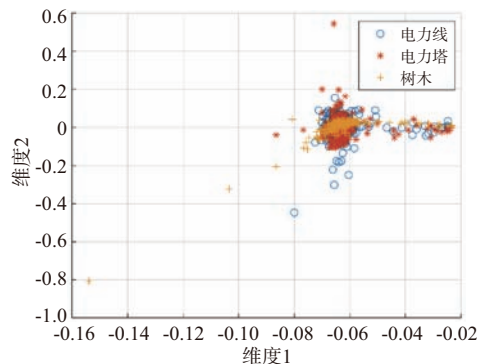


图3 左奇异向量特征

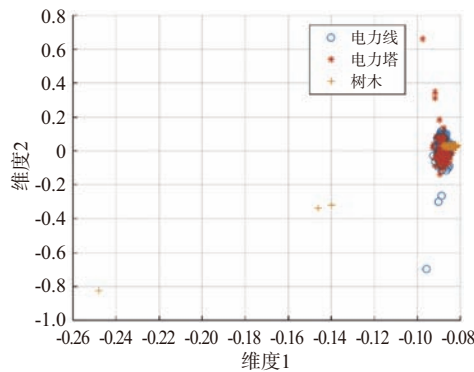
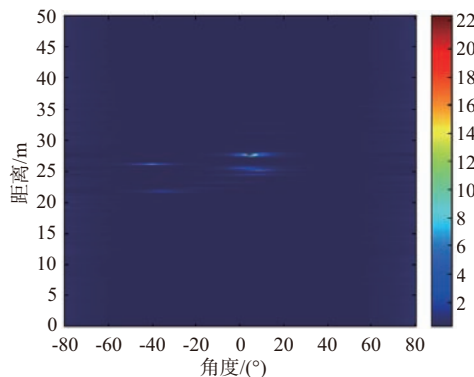


图4 右奇异向量特征

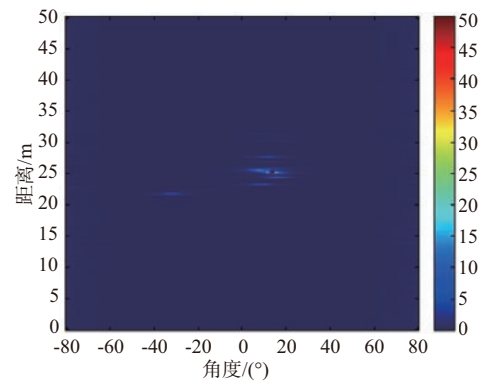
在两个图中的分布都较为集中,尤其是在右特征向量图中,与电力线有明显的重叠,显示出强聚集性和高密度。相比之下,树木的特征点在左特征向量图中分布较为分散,在右特征向量图中主要集中在右侧,且密集度较低。这些分布和密集度的差异性有助于在特征空间中有效区分这3种目标,从而进行更准确的分类和分析。

2.2.2 基于GLCM的目标距离-角度Doppler特征提取

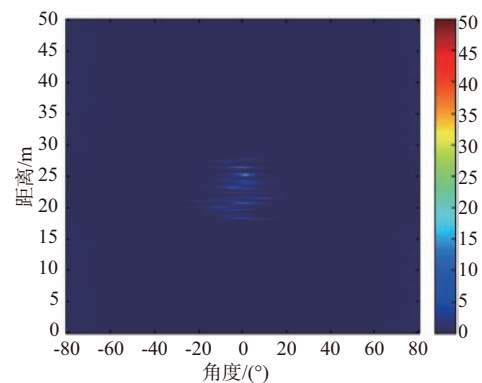
距离-方位角 Doppler 图像在雷达信号处理中的作用至关重要。它不仅能够提供目标的距离和方位角信息,还能反映目标的运动特性,为后续的目标识别、分类提供丰富的特征数据。通过高精度的距离-方位角 Doppler 图像,可以实现对复杂环境中多目标的精确检测和分辨,提升雷达系统的整体性能。距离-方位角 Doppler 图像结合了目标的距离、速度和方位角信息,使得其能够在三维空间中对目标进行全面分析^[13]。这种综合信息对于准确识别和分类目标至关重要。例如,在多目标环境中,不同目标可能具有相似的距离和速度特征,但通过方位角信息,可以有效区分这些目标。3种目标的距离-方位角 Doppler 图像如图5所示。



(a) 电力线



(b) 电力塔



(c) 树木

图5 3种目标的距离-方位角 Doppler 图像

图5展示了电力线、电力塔和树木在距离-方位角 Doppler 图像中的表现。其中,图5(a)显示了电力线的回波信号,其特征是一个窄且明确的亮斑,集中在特定的距离和方位角范围内,表明电力线的位置清晰且回波信号较弱。图5(b)展示了电力塔的回波信号,特征为一个强度更高且更集中的亮斑,反映出电力塔的结构较大且具有强反射特性,信号在距离和方位角轴上都非常集中。图5(c)中树木的回波信号表现为分散的亮斑,信号在距离和方位角轴上都有显著的扩展,表明树木的结构复杂且反射特性多变。这些图像通过展示不同目标在距离和方位角上的独特特征,为目标分类和识别提供了重要依据。

在本研究中,通过灰度共生矩阵(GLCM)方法对雷达数据中的距离-方位角 Doppler 图像进行特征提取。GLCM是一种用于描述图像纹理的统计方法,通过计算图像中灰度级别的联合概率分布来反映图像的纹理特征^[14]。本研究选择偏移方向

$[0\ 1]$ 、 $[-1\ 1]$ 、 $[-1\ 0]$ 和 $[-1\ -1]$ 作为GLCM的计算方向,旨在提供图像纹理的多样性描述。这4个方向代表了水平、对角线和垂直方向上的灰度关系,能够捕捉不同方向上的纹理特征,帮助识别图像中的结构和模式。

通过上述方式,对于归一化后的数据构建4个方向的GLCM。其公式如下:

$$GLCM(i, j, d, \theta) = \sum_{p=1}^M \sum_{q=1}^N \begin{cases} 1, & I_{(p,q)} = i, I_{(p+\Delta p, q+\Delta q)} = j \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

式中, i 和 j 是灰度级别, d 是距离, θ 是方向, $I_{(p,q)}$ 是图像在位置 (p, q) 处的灰度值, Δp 和 Δq 是相应方向上的偏移量。

基于计算得到的GLCM,提取以下4种纹理特征:对比度(Contrast)、相关性(Correlation)、能量(Energy)和均匀性(Homogeneity)。这些特征反映了图像的不同纹理属性。

1) 对比度(Contrast):反映了图像中像素灰度级别的对比强度,定义为

$$Contrast = \sum_{i,j} |i - j|^2 GLCM(i, j) \quad (10)$$

2) 相关性(Correlation):描述了灰度级别间的线性关系,定义为

$$Correlation = \sum_{i,j} \frac{(i - \mu_i)(j - \mu_j) GLCM(i, j)}{\sigma_i \sigma_j} \quad (11)$$

式中, μ_i 和 μ_j 是灰度级别的均值, σ_i 和 σ_j 是灰度级别的标准差。

3) 能量(Energy):反映了图像中纹理模式的均匀性,定义为

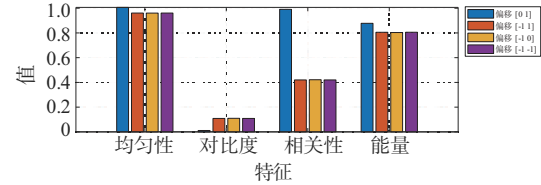
$$Energy = \sum_{i,j} GLCM(i, j)^2 \quad (12)$$

4) 均匀性(Homogeneity):描述了灰度级别对角线附近的元素分布,定义为

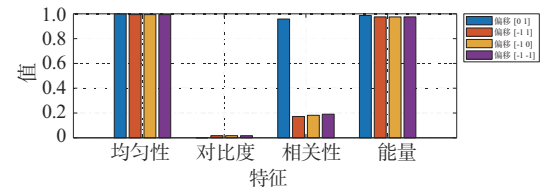
$$Homogeneity = \sum_{i,j} \frac{GLCM(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (13)$$

将上述4种纹理特征在4个方向上的计算结果进行组合,形成特征向量。这些特征向量能够有效地描述目标距离-方位角Doppler图像的纹理特性,为后续的目标分类和识别提供重要依据。图6分别展示GLCM特征提取后的结果。其中,

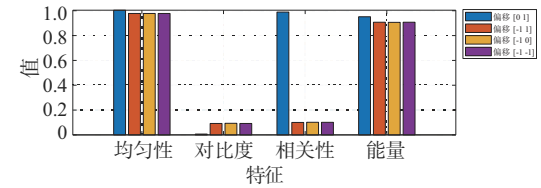
图6(a)~图6(c)分别展示各目标的4种特征:均匀性、对比度、相关性和能量。4种颜色分别表示4个偏移方向: $[0\ 1]$ (蓝色)、 $[-1\ 1]$ (橙色)、 $[-1\ 0]$ (黄色)和 $[-1\ -1]$ (紫色)。



(a) 电力线特征



(b) 电力塔特征



(c) 树木特征

图6 GLCM提取特征

电力线、电力塔和树木在不同特征上的表现存在显著差异。对于对比度和能量,电力线和电力塔在偏移方向 $[0\ 1]$ 上的值较高,而树木在所有偏移方向上的对比度和能量值相对较低。相关性在所有目标的所有偏移方向上均较高。对于均匀性,所有目标在所有偏移方向上的值均较高且相似。这些差异表明,GLCM特征在区分不同类型的目标方面具有显著的潜力。

3 基于蛇鹭优化的SVM多目标分类

蛇鹭优化算法(SBOA)是一种新提出的元启发式优化算法,其灵感来源于蛇鹭(Secretary Bird)的捕猎行为。蛇鹭是一种非洲大草原的猛禽,以其独特的捕猎策略和高效的捕食能力著称。SBOA模拟了蛇鹭在捕猎和逃避捕食者时的行为,以实现全局优化^[15]。该算法主要分为初始化、捕猎和逃避3个阶段。整体流程图如图7所示。

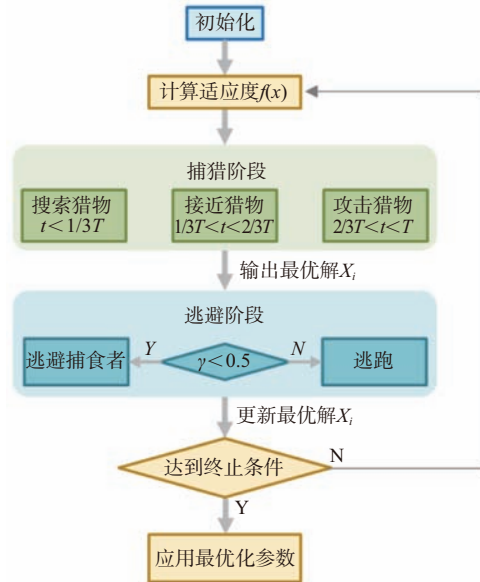


图7 SBOA算法流程图

1) 初始化阶段

在初始化阶段,算法通过在解空间内随机生成初始种群来启动优化过程。假设种群大小为 N ,每个个体的维度为 D ,种群中的每个个体 $X_{i,j}$ 表示一个可能的解,其初始化方式如下:

$$X_{i,j} = L_j + (U_j - L_j) \cdot \phi \quad (14)$$

式中, $i=1,2,\dots,N$, $j=1,2,\dots,D$, L_j 和 U_j 分别为第 j 个维度的下界和上界, ϕ 为介于0和1之间的均匀分布随机变量。初始化阶段确保种群覆盖整个搜索空间,为后续的优化过程打下基础。

2) 捕猎阶段

捕猎阶段是算法的核心部分,分为3个子阶段:搜索猎物阶段、接近猎物阶段和攻击猎物阶段。

搜索猎物阶段,蛇鹭在广阔区域内随机搜索猎物。算法通过随机选择两个个体,并在其之间进行插值来更新个体位置:

$$X_{i,\text{new}} = X_i + \alpha \cdot (X_{r_1} - X_{r_2}) \quad (15)$$

式中, X_i 为当前个体, X_{r_1} 和 X_{r_2} 为随机选择的两个个体, α 为均匀分布随机变量。此阶段的主要目的是增加种群的多样性,避免过早陷入局部最优解。

接近猎物阶段,算法通过全局最优位置和当前个体位置的指数衰减函数来更新个体位置:

$$X_{i,\text{new}} = \text{Best} + e^{(t/T)^t} \cdot (\beta - 0.5) \cdot (\text{Best} - X_i) \quad (16)$$

式中, Best 为当前全局最优位置, t 为当前迭代次数, T 为最大迭代次数, β 为均匀分布随机变量。此阶段通过逐步缩小搜索范围,提高了搜索精度。

攻击猎物阶段,蛇鹭迅速接近并捕获猎物。算法使用Levy飞行分布更新个体位置,以增加探索的多样性:

$$X_{i,\text{new}} = \text{Best} + CF \cdot X_i \cdot \text{Levy}(D) \quad (17)$$

式中, $CF = \left(1 - \frac{t}{T}\right)^{2t/T}$ 为缩放因子, $\text{Levy}(D)$ 为Levy飞行分布。Levy飞行分布是一种具有重尾性质的随机过程,能够在局部细致搜索和全局大范围跳跃之间取得平衡。

3) 逃避阶段

逃避阶段模拟蛇鹭在感知到威胁时的逃避行为,主要分为两种策略:利用环境隐藏和逃跑。

蛇鹭在利用环境隐藏时,个体位置更新时考虑局部扰动和环境的随机性:

$$X_{i,\text{new}} = \text{Best} + \left(1 - \frac{t}{T}\right)^2 \cdot (2 \cdot \gamma - 1) \cdot X_i \quad (18)$$

式中, γ 为均匀分布随机变量,此策略通过局部扰动增强了算法的局部搜索能力,同时保持了一定的随机性以防止陷入局部最优。

逃跑时,蛇鹭迅速远离威胁源,通过随机选择其他个体的位置进行更新:

$$X_{i,\text{new}} = X_i + \delta \cdot (X_\theta - \kappa \cdot X_i) \quad (19)$$

式中, X_θ 表示随机选择的个体, κ 和 δ 表示均匀分布随机变量。此策略通过大范围的跳跃行为,使得个体能够快速逃离局部最优区域。

在上述过程的每次迭代中,算法都会更新当前种群中的全局最优解。通过持续更新全局最优解,算法逐步逼近最优解。当达到最大迭代次数或找到满意的解时,算法终止。

SBOA结合随机搜索、局部探索和全局探索3种策略,提高了优化过程的平衡性和全局搜索能力。搜索猎物阶段通过增强种群多样性扩展搜索范围,接近猎物阶段逐步缩小搜索范围,攻击猎物阶段利用Levy飞行分布在局部和全局搜索之间取得平衡,避免陷入局部最优解。逃避阶段通过模拟蛇鹭的逃避行为,采用环境隐藏和大范围跳跃策略,增加个体位置更新的多样性,提升全局搜索

能力和算法稳定性。SBOA通过自适应调整搜索范围和强度,在高维、多峰和非线性问题中表现出色。在本文中,毫米波雷达信号处理和特征提取提供了高质量的基础数据,使得SVM能够进行有效的多目标分类。SBOA通过对SVM参数的优化,进一步提升了分类的准确性和稳定性。综上,SBOA凭借多阶段捕猎策略、Levy飞行分布和逃避策略,实现了高效的全局优化,这些特点使得SBOA在优化SVM模型参数时,能够充分利用雷达信号处理和特征提取所提供的数据,显著提升无人机对电力线、电力塔和树木等障碍物的分类准确性。

4 实验

4.1 实验数据

本实验的数据采集工作均在室外环境进行。实验使用德州仪器生产的IWR6843ISK毫米波雷达,其俯仰角为 $\pm 16^\circ$,水平角为 $\pm 80^\circ$,可实现50 m内的目标检测。为模拟无人机动态采集过程,采集过程中均使用滑杆给雷达硬件产生0.5~2 m/s的速度。实验采集不同场景、角度、距离下数据样本共计1 363组,其中电力线461组,电力塔470组,树木432组。所采集的雷达信号,每一帧信号周期为100 ms,含有128个Chirp,由于接收信号的Chirp间的差别很小,因此选择以帧为单位进行特征提取,采集过程中设置信噪比为15 dB。

如第2节所述,本文选取了目标回波所产生的距离-速度Doppler及距离-方位角Doppler的6种特征,包括SVD分解后的左特征向量、右特征向量,基于GLCM提取的4种纹理特征,包括对比度、相关性、能量和均匀性。特征名称如表1所示。

表1 特征名称表

特征编号	特征名称
1	左特征向量
2	右特征向量
3	对比度
4	相关性
5	能量
6	均匀性

为避免较大数字特征对较小数字特征产生支配作用,因此分别将这些特征进行归一化处理。

模型训练中,70%作为训练集,30%作为验证集。

4.2 评价指标

为客观评估分类结果,本研究使用了以下4个评价指标来评估分类结果的性能:准确率(Accuracy, Acc)、灵敏度(Sensitivity, Sen)、阳性预测值(Positive Predictive Value, PPV)和F1分数(F1)^[16]。这些指标的计算公式如下:

$$Acc = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \times 100\% \quad (20)$$

$$Sen = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (21)$$

$$PPV = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (22)$$

$$F1 = 2 \times \frac{Sen \times PPV}{Sen + PPV} \quad (23)$$

其中:TP(True Positive)为真正例,表示正确分类为正类的样本数量;TN(True Negative)为真反例,表示正确分类为负类的样本数量;FP(False Positive)为假正例,表示错误分类为正类的样本数量;FN(False Negative)为假反例,表示错误分类为负类的样本数量。式(20)Acc是分类器正确分类样本的比例,反映了分类器的总体性能;式(21)Sen,又称为召回率(Recall),是指在所有实际为正类的样本中,被正确分类为正类的比例,Sen衡量了分类器识别正类样本的能力;式(22)PPV,又称为精确率(Precision),是指在所有被分类为正类的样本中,实际为正类的比例,PPV衡量了分类器预测为正类的样本中有多少是真正例;式(23)F1是精确率和召回率的调和平均数,综合考虑了分类器的精确率和召回率,F1分数在处理类别不平衡的数据集时尤为重要。

通过以上4个评价指标的综合分析,可以全面评估分类器在不同方面的性能,从而选择出最优的分类器模型。

4.3 实验结果对比分析

除本文第3节所述的基于蛇鹭优化的参数调优方法,实验还选用基础SVM以及目前较为经典的麻雀优化算法(Sparrow Search Algorithm, SSA)进行结果对比分析。3种方式预测结果混淆矩阵如图8~图10所示。

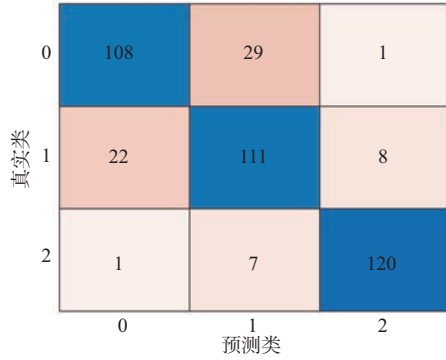


图8 基础SVM预测结果混淆矩阵

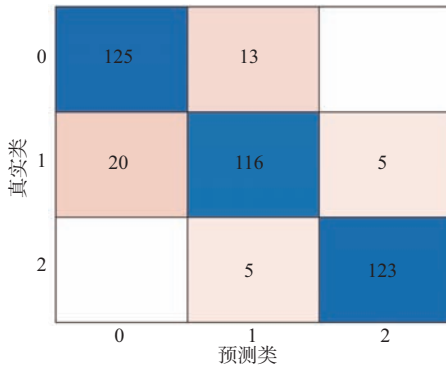


图9 SSA优化SVM预测结果混淆矩阵

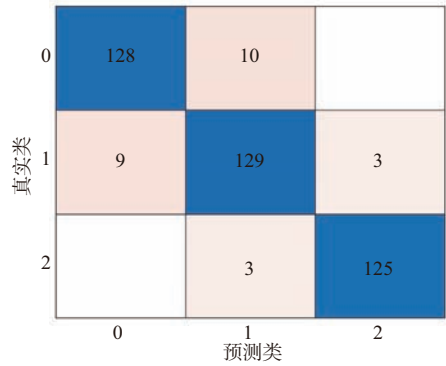


图10 SBOA优化SVM预测结果混淆矩阵

从图8~图10可以看出,SBOA优化SVM的分类性能优于基础SVM和SSA优化的SVM。具体来说,在图8中,基础SVM在电力线(0)和电力塔(1)分类上有较多的误分类;在图9中,SSA优化SVM在电力线分类上有所改善,但在电力塔分类上仍有误分类现象;相比之下,图10显示了SBOA优化SVM在各类别上的分类性能明显提升,误分类的数量显著减少,电力线和电力塔的分类准确性都有所提高。

图11展示了基础SVM、SSA优化SVM和SBOA优化SVM在100次迭代中的损失函数值变化情

况。从图中可以看出,经过SBOA优化的SVM模型在100次迭代中的损失函数值最低且最稳定,表明其分类性能优于基础SVM和SSA优化的SVM模型。这验证了SBOA优化算法在提高分类准确性和稳定性方面的有效性。

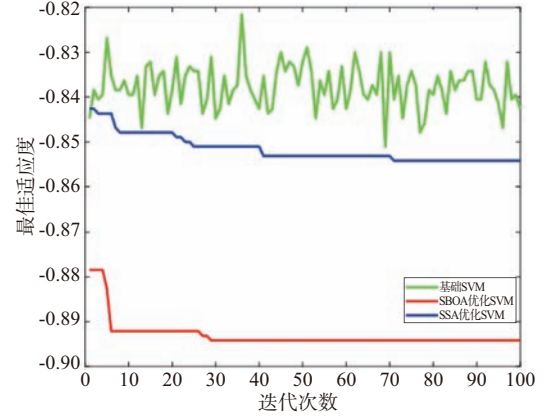


图11 基础SVM和SBOA、SSA优化SVM的性能对比

为比较不同信噪比对模型分类正确率的影响,实验选取-10~50 dB信噪比下分别进行200次蒙特卡洛(Monte Carlo)实验,并比较分类结果的平均准确率。平均准确率定义为

$$R_{\text{avg}} = \frac{1}{JN} \sum_{j=0}^{J-1} \sum_{i=0}^{N-1} Acc_{ji} \quad (24)$$

式中, J 为不同信噪比条件下的实验次数, N 为每个信噪比条件下的测试迭代次数, Acc_{ji} 表示在第 j 次实验中第 i 次测试的分类准确率。实验结果如图12所示。

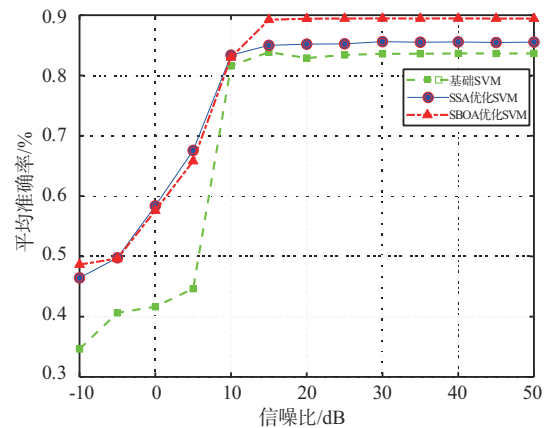


图12 不同信噪比下各模型的平均准确率

图12展示了基础SVM和SSA优化、SBOA优化SVM在不同信噪比下的平均准确率。在信噪比低于10 dB的情况下,SBOA优化SVM的表现接近

于SSA模型,但在信噪比达到15 dB后,SBOA优化SVM在分类准确率方面相较其他模型具有显著的性能提升,表现出更优异的性能并保持稳定。综上,SBOA优化SVM能够在较高信噪比下有效提升分类精度。

各模型分类结果的评价如表2所示。

表2 各模型分类结果对比

分类模型	标签	Acc	Sen	PPV	F1
基础SVM	电力线(0)		0.783	0.824	0.803
	电力塔(1)	0.833	0.787	0.755	0.771
	树木(2)		0.938	0.930	0.934
SSA优化SVM	电力线(0)		0.862	0.821	0.841
	电力塔(1)	0.855	0.773	0.813	0.793
	树木(2)		0.938	0.938	0.938
SBOA优化SVM	电力线(0)		0.891	0.891	0.895
	电力塔(1)	0.894	0.858	0.852	0.855
	树木(2)		0.938	0.938	0.938

表2对比了基础SVM、SSA优化SVM和SBOA优化SVM三种模型在电力线、电力塔和树木分类任务中的性能,使用了4个评价指标:准确率(Acc)、灵敏度(Sen)、阳性预测值(PPV)和F1分数(F1)。从表2中可以清晰地看到,SBOA优化SVM模型在所有类别上的性能都优于基础SVM和SSA优化SVM。具体表现为:SBOA优化SVM的整体准确率为0.894,相较于SSA优化SVM的0.855和基础SVM的0.833都有显著提升;在电力线和电力塔分类上的灵敏度分别为0.891和0.858,均高于SSA和基础SVM模型;在所有类别上的阳性预测值均优于其他两种模型;在电力线和电力塔分类上的F1分数分别为0.895和0.855,同样高于其他模型。相比曹瀚文等^[17]的方法,本文的方法在准确率上均有所提升,表现出了较好的电力线识别能力。

总的来说,SBOA优化SVM在电力线、电力塔和树木的分类任务中表现出更高的准确性和稳定性,进一步验证了SBOA算法在优化SVM模型参数方面的有效性。

5 结束语

本文提出的基于毫米波雷达的无人机障碍物分类方法,通过综合利用雷达信号处理、特征提取以及SBOA对支持向量机的优化,实现了对电力

线、电力塔和树木等障碍物的高效分类。实验结果表明,SBOA在参数优化方面显著优于基础SVM和SSA,在提高分类准确性和稳定性方面表现出色。具体来说,利用SVD提取距离-速度Doppler特征和GLCM提取距离-方位角Doppler纹理特征,使得分类模型能够有效捕捉不同障碍物的独特特征。SBOA通过其多阶段捕猎策略和逃避行为,进一步提升了分类模型的性能,使其在面对高维、多峰和非线性问题时具备较强的适应性和鲁棒性。本文的方法为无人机在复杂环境中识别障碍物提供了一种新的解决方案,具有广泛的应用前景。未来的研究可以进一步结合其他传感器数据,进一步提升分类精度,并验证其在实际无人机巡检任务中的实用性。

参考文献:

- [1] 梁华贵,许义,朱先启,等.基于毫米波雷达的输电线路树测距系统[J].电气技术与经济,2019(4):16-18.
- [2] 唐友军,缪存孝,张贺,等.基于位置约束与注意力的低空无人机障碍物检测方法[J].北京航空航天大学学报,2025,51(3):933-942.
- [3] 宋谱怡,陈红,苟浩波.改进YOLOv5s的无人机目标检测算法[J].计算机工程与应用,2023,59(1):108-116.
- [4] 刘岚,吴新桥,李彬,等.基于物联网的无人机智能巡线路径规划方法[J].电网与清洁能源,2024,40(3):78-83.
- [5] MA Qirong, GOSHI D S, SHIH Y C, et al. An Algorithm for Power Line Detection and Warning Based on a Millimeter-Wave Radar Video[J].IEEE Trans on Image Processing, 2011, 20(12):3534-3543.
- [6] 樊轶伦,陈蕾,张本科,等.基于多传感器的无人机配电网架空线路自主巡检和姿态控制[J].电测与仪表, 2024,61(8):186-194.
- [7] 戚浩楠,郑卓鸣,陈佳浩,等.基于77GHz毫米波雷达与工业相机的目标检测与精度分析[J].电子元器件与信息技术,2023,7(1):19-24.
- [8] 区汉东.基于毫米波雷达与视觉信息融合的目标追踪方法研究[D].西安:长安大学,2023.
- [9] 柳景斌,王泽民,吕轩凡,等.低成本毫米波雷达的室内自定位方法[J].武汉大学学报(信息科学版),2023,48(9):1399-1408.
- [10] 肖易,何梓君,李荣冰.一种4D毫米波雷达高分辨角度估计方法[J].测控技术,2024,43(6):61-68.
- [11] YANIK M E, RAO S. Radar-Based Multiple Target Clas-

- sification in Complex Environments Using 1D-CNN Models[C]//2023 IEEE Radar Conference, San Antonio, TX, USA:IEEE,2023:1-6.
- [12] 郑震,严迎建,刘燕江.基于SVD和MLP的多分类能量信息泄漏评估方法[J/OL].华中科技大学学报(自然科学版),2024:1-8[2024-07-03].<https://doi.org/10.13245/j.hust.250876>.
- [13] 磨良升,晋良念.一种车载毫米波TDM-MIMO雷达高精度成像方法[J].雷达科学与技术,2023,21(5):581-590.
- [14] 周易,卢延荣.基于模糊共生网络的SAR遥感场景分类[J].遥感信息,2023,38(6):103-109.
- [15] FU Youfa, LIU Dan, CHEN Jiadui, et al. Secretary Bird Optimization Algorithm: A New Metaheuristic for Solving Global Optimization Problems[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(5):10729.
- [16] LAMANE M, TABAA M, KLILOU A. Classification of Targets Detected by mmWave Radar Using YOLOv5[J]. Procedia Computer Science, 2022, 203:426-431.
- [17] 曹瀚文.基于毫米波雷达的无人机障碍物分类技术研究[D].哈尔滨:哈尔滨工业大学,2020.
- 作者简介:**
- 贡文新 男,硕士研究生,主要研究方向为毫米波雷达信号处理。
- 余泽琰 男,硕士研究生,主要研究方向为基于毫米波雷达的生理信号检测方法。
- 杨柳旺 男,硕士研究生,主要研究方向为生理参数检测及信号处理。
- 楚文静 女,硕士研究生,主要研究方向为基于多模态数据的睡眠分期研究。
- 万相奎 男,博士,教授,主要研究方向为毫米波雷达、智能感知与智慧医疗。
-
- (上接第316页)
- tenna Compensation Control [J]. Sensors, 2022, 22(6): 2325.
- [5] 申旭,马开锋,黄桂平,等.卫星天线高低温热变形测量技术综述[J].航天器环境工程,2022,39(3):306-315.
- [6] 张兴丽,朱德鑫,叶东.星载双反射抛物面天线热变形分析[J].航天器环境工程,2022,39(6):569-574.
- [7] ZHU Xusheng, LIU Lei, CHEN Xuemei. Accuracy Improving Deformation Measurement System for Large Components in Thermal Vacuum Using Close-Range Photogrammetry [J]. International Journal of Precision Engineering and Manufacturing, 2020, 21(7):1201-1216.
- [8] MA Kaifeng, HUANG Guiping, MENG Junzhen. Thermal Deformation Measurement of the Surface Shape of a Satellite Antenna Using High - Accuracy Close - Range Photogrammetry [J]. Sensors, 2024, 24(14):4722.
- [9] 李奇,周徐斌,杜三虎,等.大型星载固面天线热变形试验及仿真分析验证[J].航天器环境工程,2017,34(1): 40-48.
- [10] 范文杰,栗晓鹏,陈博.星载大型平板缝隙天线结构设计及热变形分析[J].空间科学学报,2014,34(6):894-898.
- [11] 董好志,江李加,张雨.某星载SAR天线阵面的游离设计与验证[J].雷达科学与技术,2022,20(5):520-523.
- 作者简介:**
- 李俊英 女,博士,工程师,主要从事雷达结构力学仿真分析工作。
- 吴文志 男,博士,高级工程师,主要从事军用电子设备的力学仿真与测试。
- 任开锋 男,硕士,高级工程师,主要从事雷达总体及雷达天线系统结构设计工作。
- 于坤鹏 男,博士,高级工程师,主要从事结构力学性能有限元仿真与试验测试工作。
- 张平 男,博士,高级工程师,主要从事复合材料力学研究工作。

基于能量预检测与时频降噪的脉冲检测方法

王国丽^{1,2}, 袁晨昊^{1,2}, 杨 箫^{1,2}, 邓志安^{1,2}

(1. 哈尔滨工程大学信息与通信工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001;

2. 先进船舶通信与信息技术工业和信息化部重点实验室, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 为了解决现有检测算法在低信噪比下因脉冲分裂而无法准确提取到达时间与脉冲宽度的问题, 本文提出基于能量预检测与时频降噪处理的脉冲检测方法。首先利用待检测信号的频谱估计出噪底功率, 用于后续计算检测阈值; 然后用能量检测粗定位可能含有目标脉冲的信号段; 再用分裂脉冲识别与合并模块处理各信号段, 将时间邻近的低信噪比信号段合并为一段信号; 再用基于同步提取变换的时频降噪方法处理低信噪比信号段, 以达到时频域降噪和去除虚警脉冲的目的; 最后用自相关检测提取各信号段的到达时间与脉冲宽度。仿真实验结果表明, 本文脉冲检测方法能够适用于线性调频、正弦调频、巴克码调相、单频与V型调频信号多种调制类型信号, 当信噪比在-1.5 dB及以上时, 该方法有95%以上的概率检测到脉冲并准确提取到到达时间与脉冲宽度。

关键词: 脉冲检测; 噪底功率估计; 分裂脉冲识别与合并; 时频降噪; 自相关检测

中图分类号: TN971

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0328-09

引用格式: 王国丽, 袁晨昊, 杨箫, 等. 基于能量预检测与时频降噪的脉冲检测方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 328-336.

WANG Guoli, YUAN Chenhao, YANG Xiao, et al. Signal Detection Method Based on Energy Pre-Detection and Time-Frequency Denoising[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 328-336.

Signal Detection Method Based on Energy Pre-Detection and Time-Frequency Denoising

WANG Guoli^{1,2}, YUAN Chenhao^{1,2}, YANG Xiao^{1,2}, DENG Zhian^{1,2}

(1. College of Information and Communication Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China;

2. Key Laboratory of Advanced Marine Communication and Information Technology, Ministry of Industry and Information Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: In order to solve the problem that existing detection algorithms cannot accurately extract the arrival time and pulse width due to pulse splitting under low signal-to-noise ratio, this paper proposes a pulse detection method based on energy pre-detection and time-frequency domain denoising processing. Firstly, the noise floor power is estimated by using its spectrum of the signal to be detected, which is used for subsequent calculation of the detection threshold. Then, the energy detection module is used to roughly locate the signal segment that may contain the target pulse. The split pulse recognition and merging module processes each signal segment, merging the low signal-to-noise ratio signal segments with adjacent time into one signal segment. Next, the time-frequency denoising method based on synchronous extraction transform is used to process the low signal-to-noise ratio signal segments to achieve the purpose of noise reduction and false alarm pulses removal in the time-frequency domain. Finally, the autocorrelation detection method is used to extract the arrival time and pulse width of each signal segment. The simulation results show that the pulse detection method proposed in this paper can be applied to various modulation types, including linear frequency modulation, sinusoidal frequency modulation, Barker code phase modulation, single frequency and V-shaped frequency modulation signals. When the signal-to-noise ratio is -1.5 dB and above, the method has a probability of over 95% to detect the pulse and accurately extract the arrival time and pulse width.

Key words: pulse detection; noise floor power estimation; split pulse recognition and merging; time-frequency denoising; autocorrelation detection

0 引言

在电子侦察中,从接收信号检测并准确提取到目标脉冲的到达时间(Time of Arrival, TOA)与脉冲宽度(Pulse Width, PW)对分析目标辐射源工作特性具有重要意义。然而近年来随着雷达技术的不断进步,出现了低截获概率(Low Probability of Interception, LPI)雷达信号^[1-5]。该信号具有低功率、大带宽、脉内调制类型多样性等特点,这使得到达侦察接收机的信号信噪比较低,从而对信号检测带来了极大挑战。因此,提高低信噪比下的脉冲检测概率具有重要意义。

被动雷达电子侦察接收信号波形具有未知性,因此多采用盲信号检测方法,常用的有包络检测^[6]、能量检测^[7-9]、自相关检测^[10-11]。包络检测计算简单,但是对信噪比要求很高;能量检测与自相关检测能检测到较低信噪比信号,检测性能与窗长有关。为了检测到更低信噪比信号,对接收信号进行降噪检测,包括频域降噪^[12-14]、时频域降噪如短时傅里叶变换^[15-16](Short-Time Fourier Transform, STFT)、小波变换^[17-18]、Wigner Ville 分布^[19](Wigner Ville Distribution, WVD)等。还有学者提出结合了以上多种方法的联合检测^[20-23]。频域降噪要达到好的降噪效果,需要已知目标脉冲信号带宽滤除其余频率的噪声,因此无法用在电子侦察中。在时频域处理信号,能够检测到时域检测不到的信号。STFT计算较为简单,但是固定窗长使得时间分辨率与频率分辨率成反比,时频域能量不够集中。小波变换采用变长窗口具有多分辨率特性,但是计算复杂,且很难选择出一个小波基适用于多种信号。WVD具有较高的时间、频率分辨率,但是在多分量下存在交叉项。尽管降噪后能够检测到低信噪比信号,但是会将一个脉冲检测为多个短脉冲,称为脉冲分裂,从而无法准确提取到TOA与PW。因此本文重点研究低信噪比下脉冲的完整检测。

检测中阈值的合理设置影响着TOA与PW的准确提取,它和噪底功率息息相关,然而电子侦察中噪底功率具有未知性,因此在接收信号中估计出噪底功率也是一大难题。现有的噪底功率^[24]估

计方法有直接替代法、均值滤波与中值滤波、形态学滤波与非线性自回归平滑滤波等。直接替代法是将上一次无信号时的接收信号作为噪声基底,需要纯噪声信号做参考,适用场合有限。均值滤波与中值滤波法采用一定窗长内的均值或中值作为噪底,但是窗长的选择较为困难。形态学滤波需要预先知道待检测信号的带宽以确定结构元素,且宽带信号会带来大量的计算。非线性自回归平滑滤波利用噪声相邻频点的差值小,而出现信号的频点与前一个噪声频点差值较大来达到滤波效果,但是无法适用于宽带信号。

为了在含有不同带宽脉冲的信号中估计噪底功率,本文提出基于排序频谱滤波的噪底功率估计方法,设置合适的阈值将含有脉冲信号的频谱滤除,只保留噪声频谱计算噪底功率。为了在低信噪比下检测到完整脉冲,本文提出基于能量预检测与时频降噪处理的脉冲检测方法。首先用较高虚警概率的能量检测到可能存在目标脉冲的信号段;估算各信号段的信噪比,如果相邻信号段时间间隔较小且信噪比较低,则将其合并为一段信号,称为分裂脉冲识别与合并(Splitting Pulse Recognition and Merging, SPRAM)。再将低信噪比信号段经过基于同步提取变换(Synchroextracting Transform, SET)^[25]的时频降噪处理,SET能够获得时频域能量集中的时频图。最后通过自相关检测提取各信号段中目标脉冲的TOA与PW。

1 基于能量预检测与时频降噪处理的脉冲检测方法

本文检测算法分为5个模块,如图1所示,分别是基于排序频谱滤波的噪底功率估计、能量预检测与脉冲定位、分裂脉冲识别与合并、基于同步提取变换的时频降噪处理、自相关检测与脉冲形成。待检测信号噪底功率估计模块利用接收信号的频谱估算出噪底功率,用于后续阈值与信噪比计算;能量预检测与脉冲定位模块找到可能存在目标脉冲的信号段;SPRAM模块估算信噪比后处理满足条件的相邻时间段;基于SET的时频降噪处理模块对低信噪比信号段进行降噪处理,并利用降噪系数大小筛选出虚警脉冲,降低虚警概率;

自相关检测与脉冲形成模块检测并提取所有信号段中脉冲的TOA与PW。为了减小计算量,以上第三和第四模块仅处理自相关检测无法处理的信号。

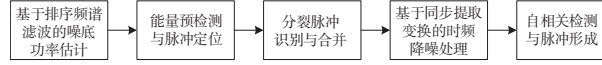


图1 基于脉冲预检测与时频降噪处理流程框架

1.1 基于排序频谱滤波的噪声功率估计

针对现有噪声功率估计方法无法同时适用于窄带信号与宽带信号的问题,本文提出基于排序频谱滤波的噪声功率估计方法。首先计算得到待检测信号的频谱,根据频谱幅度值大小排序,然后设置合适的阈值滤除可能存在目标脉冲信号的频谱,求剩余频谱的功率即为噪声功率估计。具体计算步骤如下:

首先计算得到 N_f 点的待检测信号频谱 $F(i)$, 其中 $i = 1, 2, \dots, N_f$, 将 $|F(i)|$ 从小到大排序得到 $P_{\text{sort}}(i)$, 假设目标信号带宽为 B_s , 中频采样率为 f_s , 将排序后 $P_{\text{sort}}(i)$ 分成 Num 段, Num 满足如下条件: $Num = \text{floor}(f_s/B_s)$ 且 $Num \geq 3$ 。如果待检测信号中含目标脉冲, 则目标脉冲频谱出现在 $P_{\text{sort}}(i)$ 的最后一段, 去除该段频谱; 如果没有目标脉冲, 仅去除最后一段频谱使得噪声功率偏小, 因此将 $P_{\text{sort}}(i)$ 中第一段频谱也去除。最后取剩余 $P_{\text{sort}}(i)$ 均值作为阈值 λ :

$$\lambda = \frac{\sum_{i=1}^{N_f - N_f/Num} P_{\text{sort}}(i)}{(N_f - 2N_f/Num)} \quad (1)$$

比较 $|F(i)|$ 与阈值 λ , 如果存在区间 $[i_{\text{start}}, i_{\text{end}}]$ 满足以下条件:

$$\begin{cases} |F(i)| \leq \lambda, i = i_{\text{start}} - 1 \\ |F(i)| > \lambda, i = i_{\text{start}} : i_{\text{start}} + N_c - 1 \\ |F(i)| > \lambda, i = i_{\text{end}} - 1 \\ |F(i)| \leq \lambda, i = i_{\text{end}} : i_{\text{end}} + N_c - 1 \end{cases} \quad (2)$$

即连续出现 N_c 个点满足 $|F(i)| > \lambda$, 则认为该段频谱是目标信号频谱。为了适应低信噪比信号, 在区间 $[i_{\text{start}}, i_{\text{end}}]$ 前后多滤除 k_f 个频谱点, 最终得到滤波后的频谱 $F_{\text{filter}}(i)$:

$$F_{\text{filter}}(i) = \begin{cases} 0, i \in [i_{\text{start}} - k_f, i_{\text{end}} + k_f] \\ F(i), \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

记 $F_{\text{filter}}(i)$ 中非零频谱点数为 N_{filter} , N_{filter} 满足 $N_{\text{filter}} = N_f - (i_{\text{end}} - i_{\text{start}} - 2k_f + 1)$, 则噪声功率 σ_w^2 为

$$\sigma_w^2 = \left(\sum_{i=1}^{N_f} |F_{\text{filter}}(i)|^2 \right) / N_{\text{filter}} \quad (4)$$

通过式(4)即可得到待检测信号中的噪声功率 σ_w^2 , 用于后续阈值计算与信噪比估计。

1.2 能量预检测与脉冲定位

得到噪声功率后, 就可以根据表达式计算检测阈值, 定位到可能存在目标脉冲的信号段。本文做能量预检测与脉冲定位的原因有3个: 一是能量检测计算简单, 且在允许较高虚警概率的情况下可定位到低信噪比信号中含目标脉冲的信号段; 二是仅处理可能含目标脉冲的信号段, 能够减小计算量; 三是SET时频降噪处理中的阈值计算依赖于脉冲脉宽。能量检测原理如下, 首先建立待检测信号采样后的离散表达式:

$$x(n) = \begin{cases} w(n), H_0 \\ s(n) + w(n), H_1 \end{cases} \quad (5)$$

式中, $n = 1, 2, \dots, N$ 表示采样点, H_0 代表待检测信号中不存在目标脉冲, H_1 代表存在目标脉冲, $w(n)$ 表示噪声, $s(n)$ 表示脉冲信号。能量检测法的检测量是一段时间内的能量和, 表示如下:

$$T(n) = \sum_{n}^{n+k-1} |x(n)|^2 \quad (6)$$

式中, k 为窗口长度。步长为1个采样点时可以根据 $T(n)$ 与 $T(n-1)$ 的关系将表达式简化为

$$T(n) = T(n-1) + |x(n+k)|^2 - |x(n-1)|^2 \quad (7)$$

本文中仅用能量检测作为预检测, 选择较大的步长 N_{move} 减小计算量, 可得

$$T(j) = T(j-1) - \sum_{1+(j-2) \times N_{\text{move}}}^{(j-1) \times N_{\text{move}}} |x(n)|^2 + \sum_{1+(j-2) \times N_{\text{move}}+k}^{(j-1) \times N_{\text{move}}+k} |x(n)|^2 \quad (8)$$

式中, $j = 1, 2, \dots, \text{round}((N - N_{\text{move}})/N_{\text{move}})$, 对应的时刻为 $(1 + (j-1) \times N_{\text{move}})/f_s$ 。

假设待检测信号为纯噪声, 则检测量 $T(n)$ 服从卡方分布, 当样本数量无穷大时, 可以看作高斯

分布 $N(k\sigma_w^2, 2k\sigma_w^4)$, 根据分布函数可推导得到阈值表达式为

$$th_{\text{energy}} = \sqrt{2k} \sigma_w^2 Q^{-1}(p_f) + k\sigma_w^2 \quad (9)$$

式中, σ_w^2 为噪声功率, Q^{-1} 为互补累计分布函数的反函数, p_f 为虚警概率。

如图2所示, 比较 $T(j)$ 与 th_{energy} 大小, 考虑到噪声对 $T(j)$ 的影响, 采用多点连续检测获得起止时间 S 、 E 作为下一模块的输入。

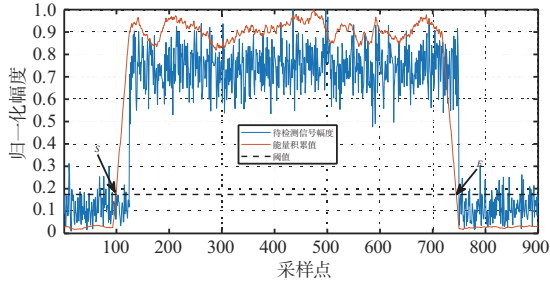


图2 能量预检测示意图

1.3 分裂脉冲识别与合并

为了消除噪声随机性对检测量的影响, 1.2节能量检测采用多点连续检测法。但是随着信噪比降低, 容易出现脉冲分裂问题。如图3所示, 真实起止时间对应的采样点为125、749, 连续值较小会形成多个小脉冲, 连续值增大, 脉冲数量减小, 但是起始时间滞后, 因此改变连续值大小会影响着 TOA 与 PW 的测量。本文考虑到分裂形成的短脉冲具有信噪比低、时间邻近的特点, 设置信噪比阈值与相邻脉冲时间间隔阈值, 将 1.2 节得到的时间紧邻且信噪比低的信号段合并为一段信号。

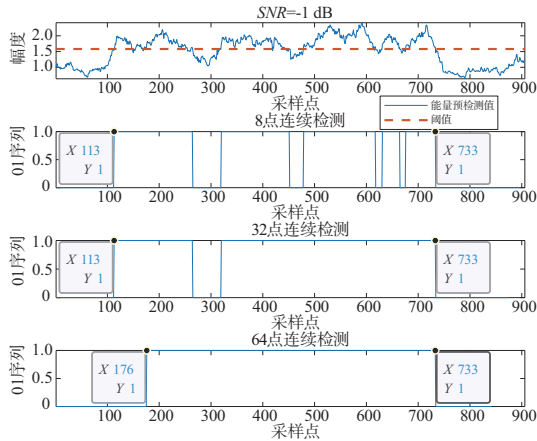


图3 多点连续检测示意图

1.2节得到的信号段为 $[S:E]$, 将多个信号段对应的 S 与 E 分别记为 $S(u)$ 、 $E(u)$, $u = 1, 2, \dots, U$, U 表示 1.2 节中得到的信号段数, SPRAM 处理过程如下, 首先计算 $[S(u):E(u)]$ 段信号功率:

$$Power_x(u) = \frac{\sum_{S(u)}^{E(u)} |x(n)|^2}{S(u) - E(u) + 1} \quad (10)$$

根据 1.1 节得到的噪声功率估计 σ_w^2 即可得到信噪比:

$$SNR(u) = 10 \lg \left(\frac{Power_x(u) - \sigma_w^2}{\sigma_w^2} \right) \quad (11)$$

相邻信号段时间间隔 $T_{\text{interval}}(u)$ 记为

$$T_{\text{interval}}(u) = (S(u+1) - E(u)) / fs \quad (12)$$

记信噪比阈值为 SNR_{th} , 时间间隔阈值为 T_{th} , 如果相邻脉冲时间间隔与信噪比满足下式:

$$\begin{cases} T_{\text{interval}}(u) < T_{\text{th}} \\ SNR(u) < SNR_{\text{th}} \\ SNR(u+1) < SNR_{\text{th}} \end{cases} \quad (13)$$

则将合并后新脉冲的起止时间记为 $S(u)$ 、 $E(u+1)$ 。能量积累在起止时间处存在 k 点的上升沿与下降沿, 并且为了在低信噪比下定位到含完整脉冲的信号段, 将合并后的各信号段前后多保留 $2k$ 个采样点数据作为下一模块的输入。

1.4 基于同步提取变换的时频降噪处理

该模块对 1.3 节得到的各信号段做基于 SET 的时频域降噪处理, 共包括 3 个步骤: 第一步是时频变换获得时频系数; 第二步是用同步提取算子保留满足一定条件的时频系数, 再做时频域降噪; 第三步是计算降噪系数, 将降噪系数小于阈值的信号段去除, 重构其余信号段的信号。SET^[25] 的表达式如下:

$$TFS(\tau, \tilde{w}) = TF(\tau, \tilde{w}) \cdot SEO(\tau, \tilde{w}) \quad (14)$$

式中, $TF(\tau, \tilde{w})$ 为时频系数, $SEO(\tau, \tilde{w})$ 为同步提取算子, 分别表示为

$$\begin{aligned} TFS(\tau, \tilde{w}) &= \int x(t) g(t - \tau) \exp^{-j\tilde{w}(t - \tau)} dt \\ g(t) &= \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma} \exp \frac{t^2}{2\sigma^2} \\ SEO(\tau, \tilde{w}) &= \begin{cases} 1, & \left| \text{Re} \left(j \frac{TF^*(\tau, \tilde{w})}{TF(\tau, \tilde{w})} \right) \right| < \frac{\Delta \tilde{w}}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \end{aligned} \quad (15)$$

实验结果显示,在 $TFS(\tau, \tilde{w})$ 中,仍然存在大量噪声系数,因此本文在 SET 的基础上再做一次基于幅值大小的时频域降噪:

$$TFSF(\tau, \tilde{w}) = \begin{cases} TFS(\tau, \tilde{w}), & |TFS(\tau, \tilde{w})| \geq \frac{E}{2} \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

式中, E 表示目标脉冲信号在 $|TFS(\tau, \tilde{w})|$ 中的均值。记 $TF(\tau, \tilde{w})$ 是大小为 $N_w \times N_\tau$ 的矩阵。本文仅考虑单分量信号检测,降噪前的信号已经经过预检测,因此可将输入信号时长近似为目标信号脉宽,对 $|TF(\tau, \tilde{w})|$ 降序排序,取前 N_τ 个值的均值即得 E 。最后对 $TFSF(\tau, \tilde{w})$ 重构即得到降噪信号 $s(t)$:

$$s(t) = \frac{1}{2\pi g(0)} \int TFSF(\tau, \tilde{w}) d\tilde{w} \quad (17)$$

使用式(16)滤波时,如果含有目标信号,则 $E/2$ 大于大部分的噪声 $|TFS(\tau, \tilde{w})|$, 因此能够滤掉大量噪声;如果输入为纯噪声信号,则滤波后依然存在大量时频系数。为了区分目标信号与噪声信号,统计 $TFSF(\tau, \tilde{w})$ 中 0 的个数 N_0 , 定义降噪系数 $NRC = N_0 / (N_w \times N_\tau)$ 来表示降噪效果,设置阈值 th_{NRC} , 如果 NRC 小于 th_{NRC} , 则认为无目标信号存在;反之则认为含有目标信号,再通过自相关检测提取 TOA 与 PW。

1.5 自相关检测与脉冲形成

自相关检测利用信号的相关性与噪声的不相关性,能够检测并提取到较低信噪比脉冲信号的 TOA 与 PW。为了减小计算量,仅将自相关检测无法处理的信号段经过 1.3 节与 1.4 节处理,以达到更低信噪比信号的检测。自相关检测量表示为 $T(n) = |y(n)|$, 根据 $y(n)$ 与 $y(n-1)$ 的关系,可以表示为

$$y(n) = y(n-1) + \frac{z(n + M_{\text{corr}} - 1, \Delta n)}{M_{\text{corr}}} - \frac{z(n-1, \Delta n)}{M_{\text{corr}}} \quad (18)$$

式中, M_{corr} 表示自相关时间对应的采样点数, Δn 表示时延, $y(n) = \frac{1}{M_{\text{corr}}} \sum_{m=n}^{m=n+M_{\text{corr}}-1} z(m, \Delta n)$, $z(m, \Delta n) =$

$$x(n - \Delta n)x^*(n)。$$

待检测信号为纯噪声时, $y(n)$ 的实部与虚部相互独立且都服从均值为 0, 方差为 $\sigma_w^4/2M_{\text{corr}}$ 的高斯分布, 因此 $T(n)$ 服从瑞利分布, 均值为 $\mu_{\text{corr}} = 0.5\sqrt{\pi/M_{\text{corr}}}\sigma_w^2$, 方差为 $\sigma_{\text{corr}}^2 = \sigma_w^4(4-\pi)/4M_{\text{corr}}$, 根据瑞利分布函数表达式可推导得到虚警概率为 p_t 时的阈值 $th_{\text{corr}} = \sqrt{-2\ln(p_t)}\sigma_w^4/2M_{\text{corr}}$ 。

比较 $T(n)$ 与 th_{corr} , 结合多点连续检测法可得到起止时间, 然而窗口内自相关累积和使得 $T(n)$ 存在上升时间与下降时间。如图 4 所示, 真实的脉冲起止时间为 B, G , 而阈值测得的起止时间为 D, J , 可根据三角形的数学关系 $BC/DE = AB/AD$ 修正。修正后可得起始时间 B :

$$B = D + DB = D + (AB - AD) \quad (19)$$

其中 $AB = FG = M_{\text{corr}}$, 可得结束时间 G 的修正结果:

$$G = J + JG = J + \frac{FJ \times IJ}{HF} \quad (20)$$

修正后可得 TOA 为 B , PW 为 $G-B$ 。

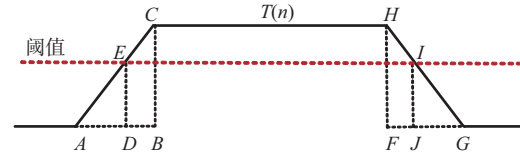


图4 自相关检测简化示意图

2 实验结果与分析

简单起见,本文仅考虑单分量信号的检测效果,设采样率为 62.5 MHz, 目标脉冲的脉宽设为 10 μs , 下变频后基带频率设为 12.5 MHz, 噪声为复高斯白噪声, 功率为 1。如涉及到不同信噪比下的仿真, 则信噪比为 -4 dB 到 4 dB, 步进为 0.5 dB, 蒙特卡洛试验次数为 2 000。

2.1 噪底功率估计方法性能分析

为了验证本文噪底功率估计算法对不同带宽、不同信噪比信号的适应性, 在每个信噪比下仿真单频信号以及带宽为 2, 5 和 10 MHz 的线性调频信号。单次信号总时长为 50 μs , 脉冲起始时间为 20 μs , 频域点数为 2 048。

如图 5 所示, 信噪比为 2 dB 以下时, 相较于宽

带信号,单载频信号的估计功率误差较大,这是因为噪声使得单频信号频谱无法满足连续几个点都大于阈值,误将信号频谱认为是噪声频谱,从而使得估计值大于真实值。当待检测信号中有带宽为2.5和10 MHz的线性调频信号时,估计值与真实值相差较小。但是当带宽增大到15 MHz时,低信噪比下估计值大于真实值,这是因为信噪比相同时,带宽越大频谱幅度值越小,将目标信号频谱当作噪声频谱的概率越大,因此估计值偏大。从整体来看宽带信号与窄带信号的噪底功率估计均在0.992至1.025之间,可以用于后续的阈值与信噪比计算。

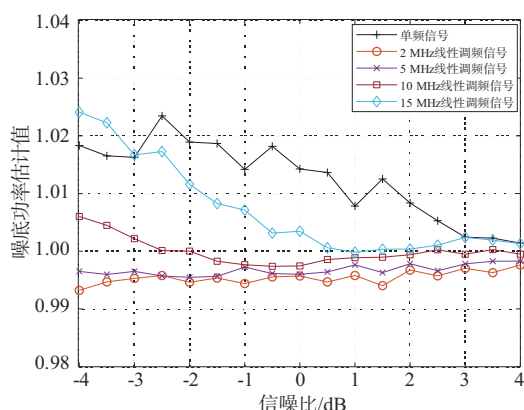
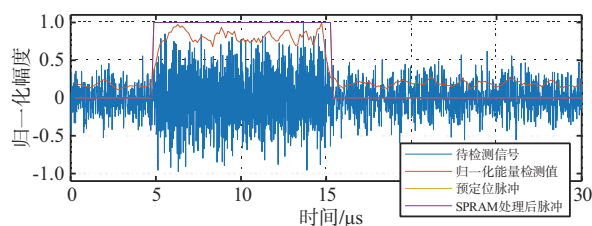


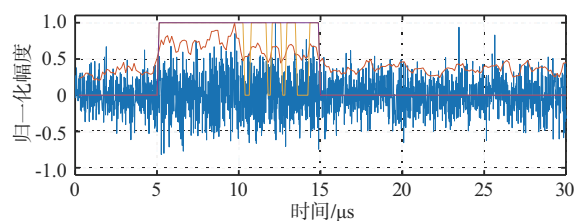
图5 不同信噪比下的噪底功率估计仿真图

2.2 能量预检测与SPRAM处理性能分析

由于无法提前得知脉宽,假设电磁环境中最短脉宽为 $0.5 \mu\text{s}$,将能量检测窗长设为32,步长为8,设单点虚警概率为0.1,采用两点连续检测得到预处理脉冲的起止时间。仿真信噪比为0和5 dB、带宽为10 MHz的线性调频信号,起始时间为 $5 \mu\text{s}$ 。仿真结果如图6(a)所示,当信噪比为5 dB时,经过能量积累可以将目标信号与噪声区分开,预检测可以定位到完整的目标脉冲。当信噪比降低为0 dB时,如图6(b)所示,能量预检测得到多个短脉冲,经过SPRAM处理后才能定位到完整脉冲。



(a) 信噪比为5 dB



(b) 信噪比为0 dB

图6 能量预检测与SPRAM处理仿真图

在上述仿真条件下,当信噪比在3 dB及以上时,100%不会出现脉冲分裂的情况。设置信噪比阈值为3 dB,为了验证SPRAM处理的有效性,设置时间间隔阈值分别为0、0.5、1和 $1.5 \mu\text{s}$,统计虚警概率与脉冲定位准确率,定义脉冲定位准确率=定位准确次数/总次数 $\times 100\%$ 。定位准确的认定条件为:SPRAM处理后的信号段中包含真实脉冲,且信号段的起始时间与真实脉冲的TOA差值、信号段的结束时间与真实脉冲的结束时间差值均小于 $1 \mu\text{s}$ 。

如图7所示,随着时间间隔阈值的增大,脉冲定位概率与虚警概率均增大。时间间隔阈值依次增大 $0.5 \mu\text{s}$,虚警概率分别增加0.05%、0.33%、0.8%;当信噪比为-2 dB时,脉冲定位准确率依次为16.8%、71.2%、96%、99%,相较于不做SPRAM处理,脉冲定位概率分别增加54.4%、79.2%、82.2%。脉冲定位准确率比虚警概率增大得更为明显,验证了SPRAM处理的可行性。

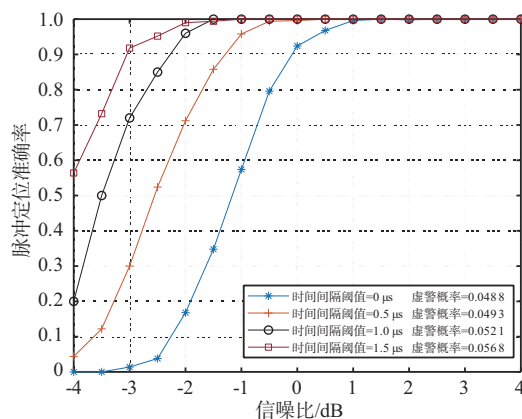


图7 不同时间间隔阈值下的脉冲定位准确率

2.3 基于SET的时频降噪处理分析

仿真设置窗口的时间分辨率为 $0.3 \mu\text{s}$,频域间隔为0.25 MHz,信号总时长为 $15 \mu\text{s}$,目标信号起始时间为 $2 \mu\text{s}$,信噪比为0 dB。仿真信号一是带宽

10 MHz的线性调频信号,二是码元宽度为 $0.5 \mu\text{s}$ 的五位巴克码调相信号,三是带宽为5 MHz、周期为 $5 \mu\text{s}$ 的正弦调频信号。如图8所示,信号经过SET后,目标信号的时频能量更加集中,但是依然存在大量的噪声时频系数,再经过时频降噪,得到的时频图基本只保留了目标信号的时频系数,降噪效果非常明显。纯噪声经过SET时频降噪处理如图9所示,降噪后依然存在大量系数;通过仿真实验得到结果:时频降噪后,纯噪声的降噪系数在0.76至0.88之间,而含目标信号的降噪系数均大于0.98。

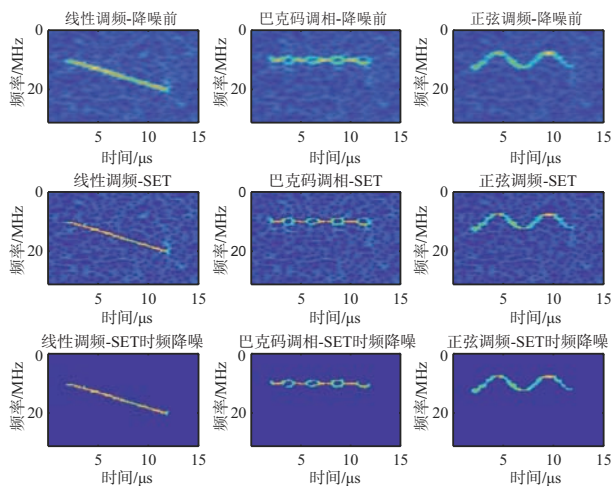


图8 不同信号时频图

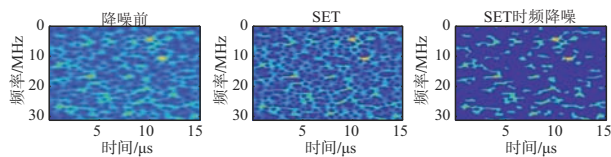


图9 纯噪声时频图

2.4 本文脉冲检测方法性能分析

仿真设置能量预检测单点虚警概率为0.1,窗口长度为32,步长为8,连续检测点数为2;SPRAM中信噪比阈值为3 dB、时间间隔阈值为 $1 \mu\text{s}$;SET窗口时间分辨率为 $0.3 \mu\text{s}$,降噪系数阈值为0.98;自相关检测窗口长度为32点,时延点数为1,降噪前单点虚警概率为 10^{-7} ,降噪后自相关阈值为0.01,连续检测点数为8。记脉冲检测概率=准确检测次数/总实验次数 $\times 100\%$,准确检测的认定条件为:提取到的TOA与真实脉冲起始时间的差值小于 $0.2 \mu\text{s}$,且提取到的PW与真实脉宽的差值小

于 $0.4 \mu\text{s}$ 。

2.4.1 不同调制类型信号检测概率计算

为了验证本文所提检测算法对不同调制类型信号的适用性,分别计算单频信号、带宽10 MHz的线性调频信号,周期 $5 \mu\text{s}$ 、带宽10 MHz的正弦调频信号、带宽5 MHz的V型调频信号、码元宽度为 $0.5 \mu\text{s}$ 的巴克码调相信号的脉冲检测概率。如图10所示,在相同信噪比下,5种不同调制类型信号的脉冲检测概率基本一致。 -3 dB 时检测概率均大于50%;在 -1.5 dB 及以上检测概率达到90%以上,验证了本文检测算法对多种调制类型信号的适用性,并且仿真结果显示虚警概率从原来的 0.05 降至 10^{-7} 。

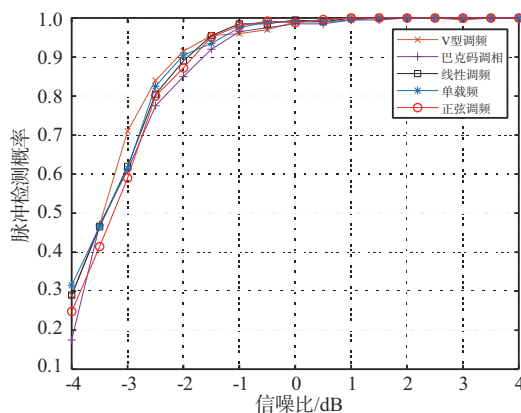


图10 不同调制类型信号检测概率

2.4.2 时间邻近信号的检测概率

SPRAM处理可能将两个时间邻近信号合并为一个脉冲,但是经过SET时频降噪处理后有可能将两脉冲分开。为了得到本文检测算法对时间邻近脉冲信号间隔的限制条件,设置相邻信号时间间隔为0.6、0.7、0.8和 $0.9 \mu\text{s}$,第一个信号为线性调频信号,第二个信号为V型调频信号。

如图11所示,在相同信噪比下,间隔增大检测概率也增大。虽然SPRAM处理将两个相邻 $1 \mu\text{s}$ 以内的脉冲合并为一个脉冲,但是当间隔为 $0.7 \mu\text{s}$ 时,信噪比在 -1 dB 及以上可达到90%的检测概率;当间隔在 $0.8 \mu\text{s}$ 及以上时,信噪比在 -1.5 dB 及以上可达到90%的检测概率;但是当间隔为 $0.6 \mu\text{s}$ 时,降噪处理后仅有70%至80%的概率将两个信号分开。因此本文检测算法要求相邻信号时间间隔至少为 $0.7 \mu\text{s}$ 。

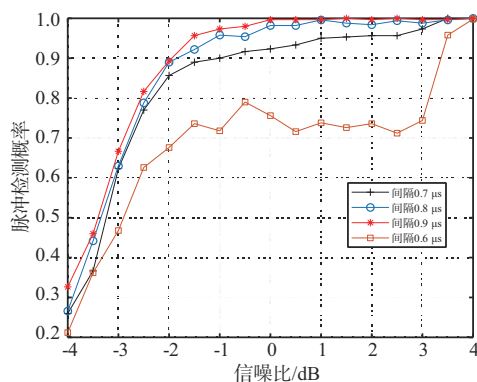


图11 时间邻近信号对检测概率的影响

2.4.3 对比实验

为了更客观地评价本文检测算法的性能,在相同的虚警概率下,仿真计算已有检测算法的检测概率。设虚警概率为 10^{-7} ,对比算法包括自相关检测、能量检测、STFT检测、频域降噪检测。目标信号是带宽为10 MHz的线性调频信号。

如图12所示,在相同信噪比下,检测概率由小到大依次为能量检测、自相关检测、频域降噪检测、STFT检测和本文检测。能量检测通过一段时间内的能量积累,对3 dB及以上的信号具有95%的检测概率;自相关检测利用信号的强相关性与噪声的不相关性,相较于能量检测,具有1 dB的增益;频域降噪检测通过滤除目标信号带宽以外噪声,降低了噪声功率,相较于未降噪的能量检测,具有2 dB的增益;STFT检测联合时域与频域信息,具有更好的检测效果,有80%概率检测到0 dB信号;本文检测算法通过SET时频域降噪去除了时频脊线以外的噪声,有95%的概率检测到-1.5 dB的信号,且当信噪比降低至-4 dB时依然具有30%的概率提取到TOA与PW。

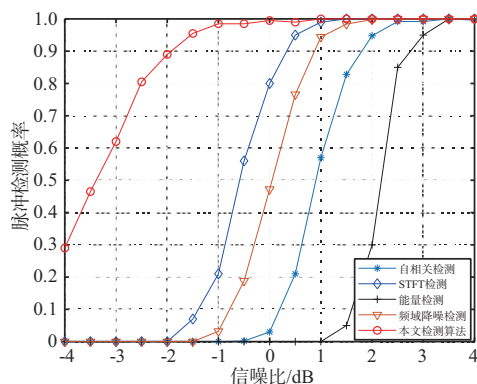


图12 不同检测算法对比实验

3 结束语

针对已有检测方法在低信噪比下无法检测到完整脉冲的问题,本文提出基于脉冲预检测与时频降噪处理的信号检测方法。仿真结果表明,本文所提噪底功率估计方法对不同带宽信号均具有适用性。SPRAM处理虽然会提高虚警概率,但是脉冲定位准确率提高更为明显,且在后续可以通过降噪系数大小降低虚警概率。基于SET的时频降噪处理能够达到较好的降噪效果,且有可能将SPRAM处理为一段信号的两个不同脉冲分开。本文脉冲检测算法对单载频、线性调频、V型调频、巴克码调相与正弦调频信号均具有适用性;当信噪比在-1.5 dB以上时,检测概率可达到95%以上;如果存在两个时域邻近脉冲,要求两脉冲至少相隔 $0.7 \mu\text{s}$ 。最后通过对比实验表明,在相同虚警概率下,当信噪比为-2 dB时,对比实验的脉冲检测概率均为0,而本文检测算法可达到89%,验证了本文检测算法的优越性。

参考文献:

- [1] BANG J H, PARK D H, LEE W, et al. Accurate Estimation of LPI Radar Pulse Train Parameters via Change Point Detection[J]. IEEE Access, 2023, 11:12795-12806.
- [2] LIU Xinyu, YUAN Ye, ZHANG Tianxian, et al. LPI Radar Signal Design Resistant to Identification by ESM Systems [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(6):9233-9246.
- [3] ZHANG Ziwei, ZHU Mengtao, LI Yunjie, et al. JDMR-Net: Joint Detection and Modulation Recognition Networks for LPI Radar Signals [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2023, 59(6):7575-7589.
- [4] LIAO Jingyi, WAN Tao, TANG Bin. An Approach of LPI Radar Signal Detection Based on Visibility Graph [C]// 2020 IEEE 3rd International Conference of Safe Production and Informatization, Chongqing, China: IEEE, 2020: 611-615.
- [5] 魏嵩, 张磊, 马岩, 等. 低信噪比下离散频率编码波形脉冲信号联合积累检测算法[J]. 电子与信息学报, 2023, 45(3):977-986.
- [6] 曲绍君, 李方军, 裴建勋, 等. 雷达发射脉冲包络检测及波形参数分析[J]. 气象灾害防御, 2020, 27(4):41-44.

- [7] 霍帅,吕鹏.一种基于FPGA的塔康信号实时检测技术分析[J].电子技术,2024,53(7):26-27.
- [8] WANG Wenyan, WANG Jinming, LI Chaoqun. A Signal Detection Method Based on Hybrid Energy Detection[C]//2022 4th International Conference on Intelligent Control, Measurement and Signal Processing, Hangzhou, China: IEEE, 2022:695-700.
- [9] 王胜华,邓宇坤,赵晨博,等.低信噪比下信号联合参数测量与识别方法[J].雷达科学与技术,2024,22(5):507-514.
- [10] 赵峙岳,李洪鑫.基于复杂环境的TACAN信号自适应检测技术[J].无线电工程,2023,53(4):831-836.
- [11] HAO Kaiyou, LI Yang. A Method and Implementation of Impulse Pulse Echo Signal Detection[C]//2023 20th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing, Chengdu, China: IEEE,2023:1-4.
- [12] 赵忠凯,弓浩,张然.基于顺序统计滤波和二元积累的辐射源信号检测方法[J].系统工程与电子技术,2022,44(4):1085-1092.
- [13] GUO Rui, ZHANG Yue, LIN Qianqiang, et al. A Channelization-Based DOA Estimation Method for Wideband Signals[J]. Sensors, 2016, 16(7):1031.
- [14] GERNOT C, O'KEEFE K, LACHAPPELLE G. Combined L1/L2 Kalman Filter-Based Tracking Scheme for Weak Signal Environments [J]. GPS Solutions, 2011, 15 (4): 403-414.
- [15] 王平安,吴卫,马若飞,等.一种基于STFT的频域检测方法及其FPGA实现[J].雷达与对抗,2021,41(3):19-23.
- [16] 周蕾蕾,孙世林,张宗堂,等.基于STFT-FRFT的声纳脉冲信号实时检测和参数估计[J].电子信息对抗技术,2023,38(6):37-44.
- [17] LI Jing, LI Hong, LEI Zhiyong. Research on the Weak Signal Detection Based on Adaptive Filtering of Wavelet Transform [J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 2583 - 2587.
- [18] HUANG Weiyang, WANG Ren. Low False Alarm and Narrow-Wide Band Compatible Signal Detection Algorithm Combining the Multiscale Wavelet Transform Extremum Detection with the Spectrum Energy Detection [J]. IEEE Access, 2023, 11:98039-98049.
- [19] 孙霄杰,刘凯,刘宝勇,等.基于WVD的DVB-S2信号时频域检测方法[J].工业控制计算机,2020,33(6):91-94.
- [20] NIE Donghu, XIE Kai, ZHOU Feng, et al. A Correlation Detection Method of Low SNR Based on Multi-Channelization [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2020, 27: 1375-1379.
- [21] HU Yanyang. Underwater Transient Signal Detection Under Two Noise Reduction Methods [C]//2024 IEEE 4th International Conference on Electronic Technology, Communication and Information, Changchun, China: IEEE, 2024:929-932.
- [22] LIANG Zeng, SONG Caixia. DNLS: A Detection Method Based on Normalized Short-Time Fourier Transform-Radon Transform for Low Frequency Sonar Pulse Signal [J]. IEEE Access,2022, 10:7025-7041.
- [23] VIJAY C, LAKSHMI V B, MOUNIKA P, et al. Study of False Alarm Using Sliding Window for Pulse Detection Radar System[C]//2024 IEEE Wireless Antenna and Microwave Symposium, Visakhapatnam, India:IEEE, 2024: 1-5.
- [24] 金鹏飞,叶江峰,胡茂海,等.用于非合作信号噪底估计的改进自回归算法[J].电讯技术,2017,57(5):575-579.
- [25] YU Gang, YU Mingjin, XU Chuanyan. Synchroextracting Transform [J]. IEEE Trans on Industrial Electronics, 2017, 64(10):8042-8054.

作者简介:

王国丽 女,硕士,主要研究方向为电子侦察雷达信号检测、分布式协同信号检测。

袁晨昊 男,硕士,主要研究方向为无源定位、定位阵型优化。

杨 箫 女,硕士,主要研究方向为雷达信号调制识别与对抗攻击。

邓志安 男,教授、博士生导师,主要研究方向为网络协同电子侦察与人工智能应用。

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

(中国航空工业集团公司雷华电子技术研究所, 江苏无锡 214082)

摘要: 高压线因其体积小、发现难的特性, 目前已成为低空飞行时的首要威胁。为应对低空复杂场景中传统高压线检测算法性能下降的问题, 研究了一种基于TX2的高压线智能检测技术。该技术以卷积神经网络(CNN)为核心, 构建了深度梯度网络模型(DGNET)和分组池化卷积神经网络模型(GPCNN)分别用于图像分割和峰值检测。以雷达回波数据为输入进行模型推理, 通过后处理策略融合推理结果并提取高压线。基于TX2硬件平台和不同的任务调度机制完成了该高压线智能检测技术在机载毫米波雷达上的工程应用, 试验结果表明该技术下的高压线检测性能稳健, 有很好的实时性, 能够满足工程应用的需求。

关键词: 高压线检测; 深度学习; 毫米波雷达; 任务调度

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0337-06

引用格式: 周砚龙, 何晨阳, 厉梦雪. 基于TX2的机载毫米波雷达高压线检测技术实现[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 337-342.

ZHOU Yanlong, HE Chenyang, LI Mengxue. Implementation of High Voltage Line Detection Technology for Airborne Millimeter Wave Radar Based on TX2[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 337-342.

Implementation of High Voltage Line Detection Technology for Airborne Millimeter Wave Radar Based on TX2

ZHOU Yanlong, HE Chenyang, LI Mengxue

(AVIC Leihua Electronic Technology Research Institute, Wuxi 214082, China)

Abstract: High voltage lines, due to their small size and difficulty to detect, have become the primary threat to low-altitude flight in recent years. Due to performance decline of traditional high voltage line detection algorithms in complex low-altitude scenarios, an intelligent detection technology based on TX2 is developed to address the problem in this paper. This technology centers around a convolutional neural network (CNN) and constructs two models: the deep gradient network (DGNET) for image segmentation processing and the grouped pooling convolutional neural network (GPCNN) for peak detection processing. The models utilize radar echo data as input for inference, employing a post-processing strategy to merge the inference results and extract high voltage lines. Engineered for airborne millimeter wave radar, this intelligent detection technology has been implemented on TX2 hardware platform with various task scheduling mechanisms. Experimental results demonstrate that the detection performance of high voltage lines is robust and exhibits excellent real-time capabilities, which can meet the demands of practical engineering applications.

Key words: high voltage line detection; deep learning; millimeter wave radar; task scheduling

0 引言

低空飞行器无论是在军用领域的战场侦察、低空突防还是民用领域的地形勘探、抢险救灾, 均发挥着重要作用。但是低空环境中存在着复杂的障碍物, 如山丘、树林、建筑物、电线杆以及高压线等, 对飞行安全造成了严重的威胁。其中, 由于高压线体积小、危险性高, 且在很多情况下难以被肉眼发现, 成为了威胁低空飞行安全的首要因素。

毫米波雷达具备体积小、功耗低、波束宽度窄、分辨率高等特点, 且不受雨雾、尘霾等恶劣天气环境的影响, 具备全天时全天候的工作能力^[1-2]。因此, 将毫米波雷达应用于高压线检测成为近年来提升低空飞行安全的优先选择。

传统的高压线检测方法有恒虚警检测(CFAR)、角度模型匹配检测(APM)、基于特征分

类器的检测(SVM)等^[3],但对于场景多样、复杂多变的高压线难以保证其可靠的检测性能。深度学习作为目前人工智能(AI)中的一个研究热点,已在图像处理、自动驾驶、文本识别等领域取得了较大进展。同时,已有实验证明了基于深度学习的雷达信号处理在目标识别、场景分类等方面应用的可行性^[4-7],这为低空复杂环境下高压线检测性能的提提供了新的解决思路。

本文研究了一种基于深度学习网络模型的高压线智能处理方法,基于英伟达(NVIDIA)TX2嵌入式平台对机载雷达实时系统中的高压线检测处理进行了软件开发和验证,结果表明了该平台下算法的有效性,为后续在工程实践中的进一步应用提供帮助。

1 总体方案实现

1.1 雷达系统组成

机载雷达系统组成框图如图1所示,其中智能处理模块主要采用TX2,外部通过网线与信号处理模块通信。当雷达工作时,信号处理模块负责接收雷达控制信息和回波数据,并对数据进行预处理(如信号脉压、校正、积累等),然后将预处理后的数据发送给智能处理模块;智能处理模块在接收数据的过程中进行心跳包应答回复,在数据接收完成后基于深度学习网络模型的智能处理算法对高压线进行检测,再将结果发送给信号处理模块。该方案对原有机载雷达系统改动小,仅增加智能处理模块,便能够很好地实现基于深度学习的高压线探测技术。

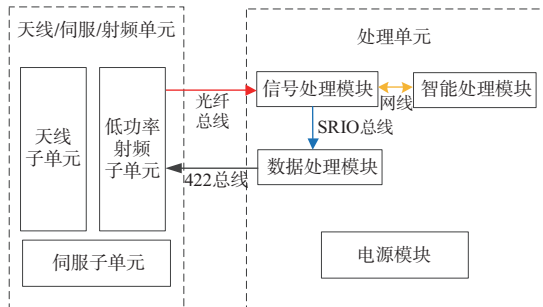


图1 雷达系统组成框图

1.2 TX2硬件结构

基于深度学习网络模型的高压线智能检测算

法对硬件平台的计算量和存储量都有着非常高的要求,本文采用技术成熟的TX2模块工业板及配套底板。TX2是一款人工智能高性能嵌入式计算平台,其核心芯片是Tegra Parker SOC,采用ARM+GPU的架构,如图2所示。其中,CPU集群由双核Denver2处理器和四核ARM Cortex A57通过高速一致性结构连接;GPU由两个英伟达Pascal架构的多数据流处理器(SM)组成,每个SM具有128个CUDA内核。另外,芯片还包含一个128位的内存控制器,集成了8 GB LPDDR4板载内存供CPU和GPU同时使用、32 GB eMMC闪存用于快速读写,功耗在7.5~15 W之间^[8-9]。

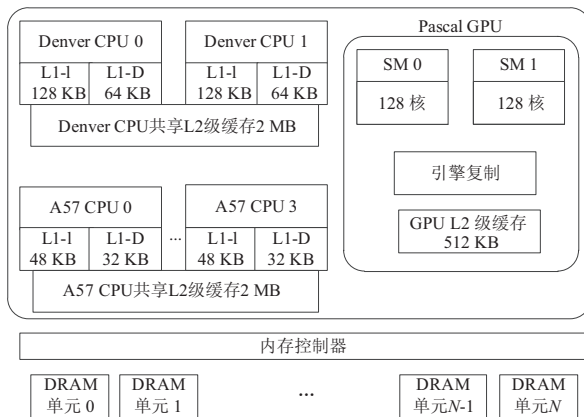


图2 TX2硬件结构图

1.3 软件实现流程

智能处理软件基于Ubuntu操作系统采用Python语言进行开发,其软件实现架构如图3所示。

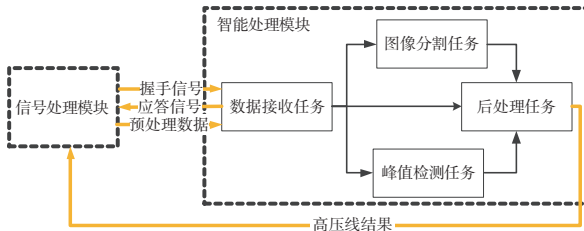


图3 智能处理软件架构图

数据接收任务:负责接收来自信号处理模块的数据,并进行握手判断和心跳应答、数据解析和存储,在天线扫描换向时将存储的数据发送给图像分割任务、峰值检测任务和后处理任务,其具体处理流程如图4所示。

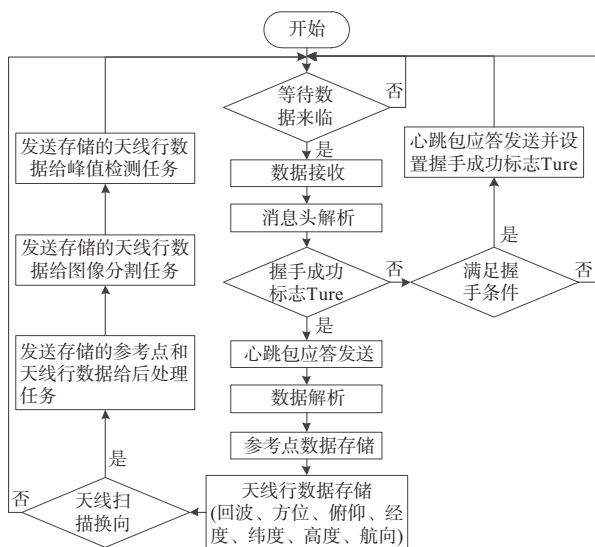


图4 数据接收任务处理流程图

图像分割任务和峰值检测任务:负责初始化各自的模型参数并进行模型加载,对接收到的数据进行预处理,然后输入模型进行推理,将推理后的结果发送给后处理任务,其具体处理流程如图5所示。

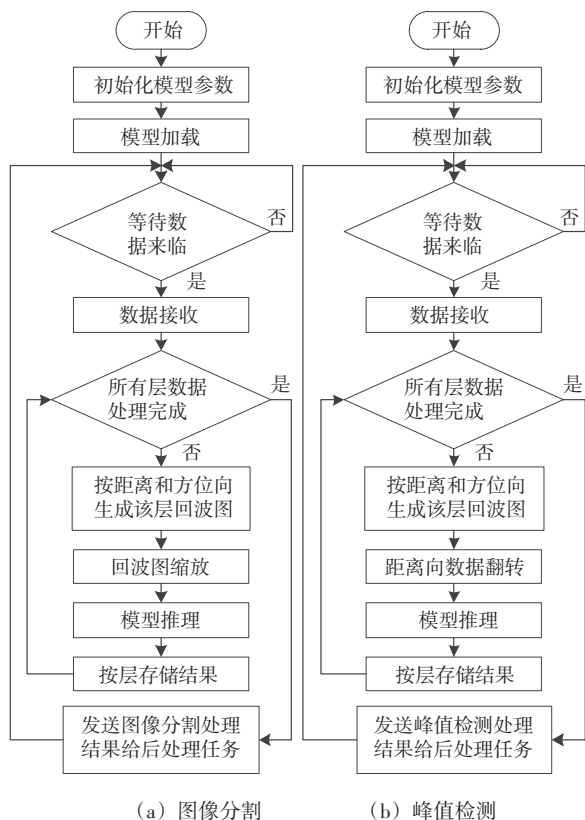


图5 图像分割和峰值检测任务处理流程图

后处理任务:负责接收来自数据接收任务的数据、图像分割和峰值检测任务的结果,然后基于后处理策略进行高压线检测,再将结果发送给信号处理模块,其具体处理流程如图6所示。

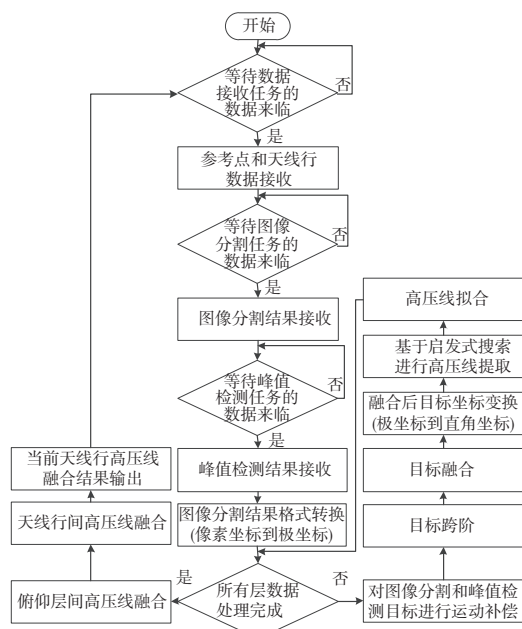


图6 后处理任务处理流程图

2 算法原理描述

2.1 图像分割

基于深度学习的语义分割网络框架和高压线的特点,设计了一种深度梯度网络模型(DGNET)用于图像分割处理^[10-13],模型结构如图7所示,其中输入和输出的图像大小都是 256×256 ,模型主要包含卷积、池化、采样等处理。

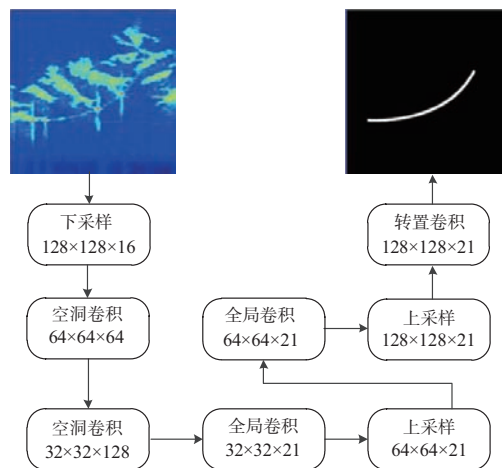


图7 图像分割网络模型结构

图像分割算法主要步骤:首先对信号预处理后的回波数据逐层按照方位向进行拼接,形成方位距离图;为满足网络模型的要求,对方位距离图进行缩放及归一化处理;最后通过已训练的网络模型进行图像分割处理,得到二维的黑白像素点语义分割结果。

2.2 峰值检测

传统 CFAR 检测通过滑窗的方式对信号回波数据进行遍历来判断是否有目标存在,可利用卷积神经网络模型替换 CFAR 检测,将对信号的检测问题转换为识别问题。同时,为了解决检测过程中不同样本间的大量数据重复计算问题,设计了一种分组池化卷积神经网络模型(GPCNN)用于峰值检测处理,其模型结构如图 8 所示。该模型首先对回波信号进行第一层的卷积与池化;接着对第一层中 2 个长度减半的池化结果分别进行第二层的卷积与池化,共得到 4 个长度为原输入数据 1/4 的池化结果;然后通过拉直展开方式对池化结果进行全连接;最后计算概率得到目标类型。

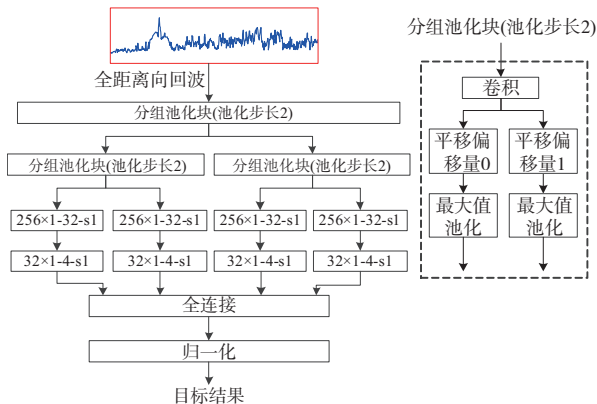


图 8 峰值检测网络模型结构

峰值检测算法主要步骤:逐层并按照方位将信号预处理后的回波数据输入已训练的网络模型进行目标点检测,从而得到不同类型的目标点数据。

2.3 后处理

高压线后处理算法主要包含如下步骤:

1) 目标点数据坐标转换:将图像分割结果按照比例关系从像素点坐标系转换为和峰值检测相同的极坐标系。

2) 单俯仰层高压线提取:分别对图像分割和峰值检测的目标进行运动补偿、目标跨阶,在一定的方位、距离范围对两者进行融合去除虚警,再基于启发式搜索法对高压线进行提取。

3) 俯仰层间高压线融合:对多个俯仰层之间的高压线构造封闭结构模型,计算闭合面积判断高压线是否可以合并,通过多项式拟合得到合并后的高压线参数。

4) 天线行间高压线融合:将当前天线行检测出的高压线和之前天线行积累的高压线进行融合,仍采用闭合面积的计算方法。

3 仿真结果验证

3.1 模型训练

选用某雷达在不同场景(包括平原、城区、山谷、山区等典型场景)中的仿真数据对算法模型进行训练,同时为进一步增强模型的泛化能力、防止过拟合,在损失函数中增加 $L2$ 正则化项。样本训练的数据集和相关参数设置如表 1 和表 2 所示。

表 1 训练的数据集

场景类型	样本数
平原	950
城区	3 856
山谷	2 300
山区	1 339
总计	8 445

表 2 训练的参数设置

参数名称	参数值
图像大小	256×256
迭代次数	400
批次大小	10
学习率	5×10^{-4}
学习衰减率策略	每迭代 150 次衰减 1×10^{-1}
最终衰减率	5×10^{-6}

通过不同场景的样本集和损失函数中的正则化设计方法,可以提高模型的泛化性能,这种泛化进一步提升了算法对场景的适应性和鲁棒性,对高压线检测的稳定性产生积极的作用。

3.2 仿真验证

本文雷达系统中的智能处理模块和信号处理模块之间通过网络通信,所以需要将两者的 IP 地址

设置为同一网段;同时,将网络模型和模型参数存储在和程序中约定的相同路径下。雷达上电后,程序自动运行并对模型进行加载和模型参数读取。

以某雷达的仿真数据为例进行验证,该雷达采用多俯仰层的扫描机制。由于雷达扫描过程中俯仰角的不断变化,使得每个天线行的回波中包含多层扫描信息,通过多层信息融合有利于避免从单层信息中检测出的高压线虚警,从而提高检测的准确性。为了便于仿真结果对比,选取某个天线行中回波信号相对较强的4层进行分析,雷达回波图像如图9所示。从图9可知,红圈内高压线目标信号几乎淹没在杂波中,信杂比低,传统的CFAR检测效果很不理想。

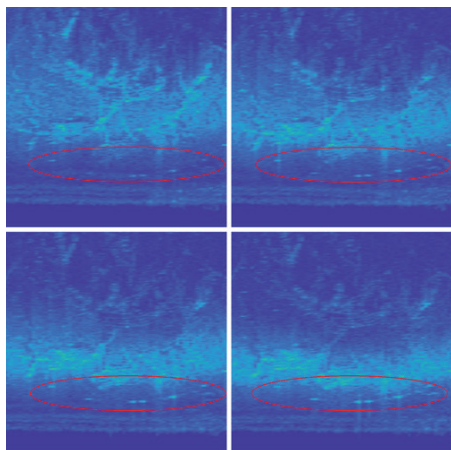


图9 不同俯仰层的回波图

图9中的雷达回波图通过深度梯度网络模型(DGNET)推理后输出的图像分割结果如图10所示。图10中的白色表示模型推理出目标位置信息,红圈内的表示虚警目标,蓝圈内的表示漏检目

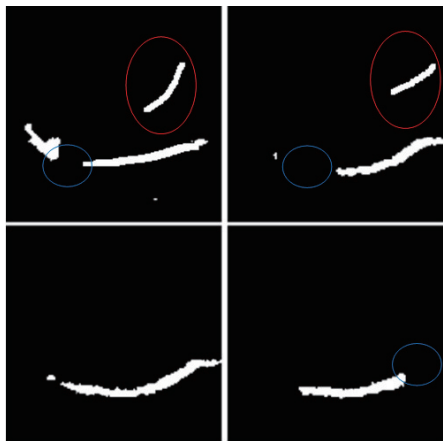


图10 基于DGNET模型的图像分割结果图

标,虚警或漏检目标的改善处理将在如下的后处理策略中进行描述。

图9中的某个方位向的雷达回波通过分组池化卷积神经网络模型(GPCNN)推理后输出的目标点结果如图11所示,其中黑点表示模型推理出的目标位置信息。将所有方位向检测出的目标点映射到对应层的雷达回波图上,如图12所示。

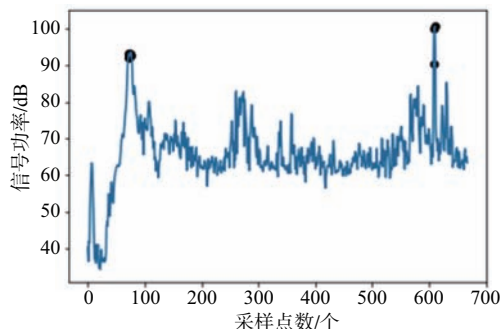


图11 某个方位向下的峰值检测结果图

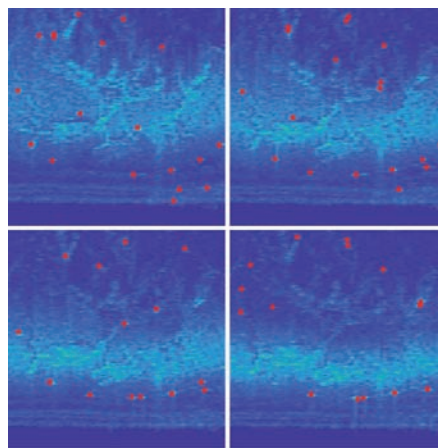


图12 基于GPCNN模型的峰值检测结果

从图10和图12可以看出,图像分割和峰值检测都存在一定的虚警或漏检情况。在后处理策略中,通过将两者的检测结果相融合可以有效地抑制虚警,同时多俯仰层间和多天线行间的高压线融合使得高压线检测更稳定和完整,最终检测输出的高压线结果如图13(a)所示,其中,“+”表示当前载机位置,蓝色的虚线表示真实存在的高压线,红色的实线表示当前天线行通过检测和融合处理后输出的高压线。软件运行过程中相关任务的实时处理时间如图13(b)所示。此外,基于传统高压线检测算法对相同的回波信号进行仿真验证,结果未能检测出高压线,原因是回波信号的信杂比低,CFAR滑窗无法检测到有效的目标点。

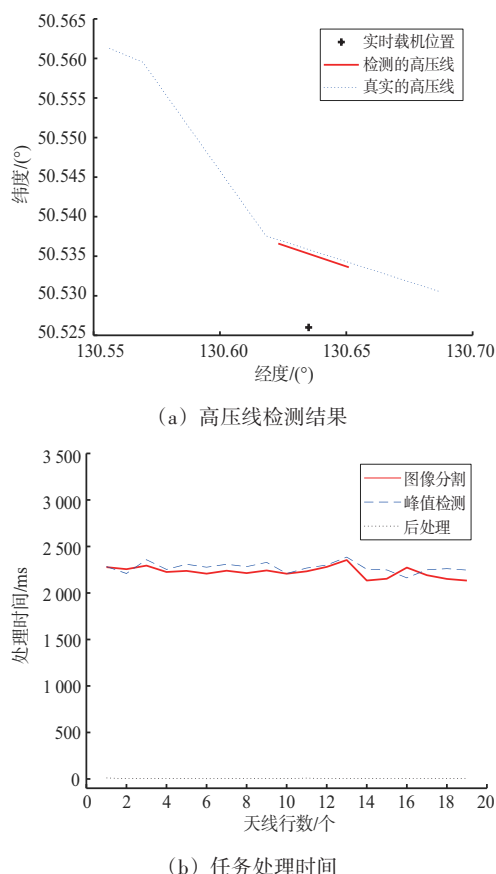


图13 基于TX2嵌入式平台的高压线处理结果图

从图9~图13可知,在地面杂波复杂的场景下,雷达接收到的回波信号很不理想,传统的机载雷达高压线检测方法对高压线的散射特性利用不充分,依赖于高信杂比,检测性能得不到保证。而面对同样的杂波环境,基于深度学习网络模型的检测方法对高压线的检测性能更优,在大量训练样本数据的支撑下,系统能够保持良好的高压线检测能力。另外,TX2嵌入式平台下的图像分割和峰值检测为并行处理任务,模型处理时间均约为2.2 s,后处理时间约为10 ms,可以满足高压线检测的实时性要求。

上述图9~图13是以某个天线行数据为例进行分析,对当前飞行过程中所有天线行检测结果进行统计,距离3 000 m内的高压线检测概率可达95%以上、虚警概率在8%左右。相比于传统的检测方法,性能得到了极大的改善。

4 结束语

随着技术的快速发展和周边环境的不断变

化,高压线的探测需求也会不断提高,而雷达作为关键的传感器必须具备更加精细全面的环境感知能力和更加快速实时的信息处理能力。本文通过TX2嵌入式平台研究了一种基于深度学习网络模型的高压线智能处理技术,试验结果表明了该平台下技术的有效性,为后续在工程实践中的进一步应用提供帮助。

本文使用的TX2硬件平台来源于美国英伟达公司,后续应考虑在国产化GPU、NPU等硬件下进行软件的移植和验证工作。另外,文中设计的图像分割和峰值检测网络模型是通过提取仿真样本数据中已知目标特性进行学习训练生成,使用实测数据验证时可能存在性能下降的问题,后续可利用实测数据进一步训练优化模型,提升模型在实际使用场景中的性能。最后,为了实现端到端的高压线智能检测,未来工作中应考虑如何将多幅图像同时输入模型进行融合处理,同时,如何优化模型结构、如何在线更新等问题也需进一步研究。

参考文献:

- [1] 石星.毫米波雷达的应用和发展[J].电讯技术,2006,46(1):1-9.
- [2] 喻江波.毫米波雷达对电力线检测的关键技术研究[D].南京:南京理工大学,2015.
- [3] 罗旌胜,贺治华,熊伟,等.毫米波雷达高压线检测技术的研究进展[J].电讯技术,2016,56(10):1174-1182.
- [4] 吴亿锋,程宇峰,邓晓波,等.人工智能驱动下的雷达发展思考[J].现代雷达,2019,41(10):19-23.
- [5] 施端阳,林强,胡冰,等.深度学习在雷达目标检测中的应用综述[J].雷达科学与技术,2022,20(6):589-605.
- [6] MA Qirong, GOSHI D S, SHIH Y C, et al. An Algorithm for Power Line Detection and Warning Base on a Millimeter-Wave Radar Video[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2011, 12(20): 3534-3543.
- [7] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks[J]. Communications of the ACM, 2017, 60(6): 84-90.
- [8] 周玉金,谢宜壮,乔婷婷,等.基于Jetson TX2的SAR船只目标检测实现[J].信号处理,2022,38(2):426-431.
- [9] 吉胜.基于嵌入式平台的水下图像增强系统研究[D].南京:南京航空航天大学,2020.

(下转第354页)

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

(中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088)

摘要: 受幅度和相位不一致的影响, 星载分布式雷达在目标区域的合成效率会随着幅相误差的存在而发生变化。本文在场叠加原理和数理统计方法的基础上, 建立了随机幅度相位误差与合成效率之间的理论关系, 并仿真分析了在幅度和相位误差分别满足均匀分布、指数分布和正态分布条件下的发射相参效率变化规律。结果表明, 所建立的模型可用于分析随机幅度和相位误差对发射相参合成效率的影响, 幅相误差的增大会导致发射相参合成效率降低, 且随着节点数不断增加, 相位误差对合成效率的影响也随之增加。

关键词: 星载分布式雷达; 发射相参; 随机误差; 合成效率

中图分类号: TN958

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0343-06

引用格式: 孙旭, 范明意, 张佳佳, 等. 星载分布式雷达相参合成效率随机误差影响分析[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(3): 343-348.

SUN Xu, FAN Mingyi, ZHANG Jiajia, et al. Analysis of Random Error Effects on Coherent Combination Efficiency of Spaceborne Distributed Radar[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 343-348.

Analysis of Random Error Effects on Coherent Combination Efficiency of Spaceborne Distributed Radar

SUN Xu, FAN Mingyi, ZHANG Jiajia, CHENG Musong

(The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China)

Abstract: Due to inconsistency of the amplitude and phase, the coherent combination efficiency of spaceborne distributed radar in the target area will change with the existence of amplitude and phase errors. In this paper, a theoretical relationship between random amplitude-phase errors and expected combination efficiency is established based on the superposition principle and mathematical statistics method. It simulates and analyzes the variation efficiency of the emission coherent efficiency under the condition that the amplitude and phase errors satisfy the uniform distribution, exponential distribution and normal distribution respectively. The results indicated that the model can be used to analyze the influence of random amplitude-phase errors on combination efficiency of coherent emission. The increase of amplitude-phase errors will lead to the decrease of combination efficiency, and with the increase of the number of array nodes, the influence of phase error on the combination efficiency will also increase.

Key words: spaceborne distributed radar; coherent emission; random error; combination efficiency

0 引言

星载雷达探测目标时, 可能面临探测距离远、回波信噪比低等问题, 提高探测能力需要更大的系统规模, 同时也意味着增加了成本预算和技术难度^[1-2]。与之相比, 分布式雷达由多个雷达单元组合而成, 发射成本和技术风险更低, 通过各单元节点发射相参信号在目标区域相参合成, 同时综合利用各节点接收相参, 提升系统探测威力。相

较于常规雷达, 分布式雷达实现了等效大孔径雷达的作用, 具有探测威力大、角度分辨率高、抗干扰能力强及工程实现性高等特点^[3-10]。分布式系统能力发挥的关键, 在于系统发射相参和接收相参效率的高低, 其中发射相参是回波信噪比得益区别于传统 MIMO 雷达的关键所在^[4]。

星载分布式雷达中, 由于各个节点难以保持完全一致, 存在多种误差影响发射相参效率高低。在对分布式相参效率误差影响研究中^[11-17], 大多集

中于分析相位同步误差对合成效率或精度的影响。在文献[12]中,基于分布式相参雷达模型,提出了发射相参和接收相参工作模式的相位差跟踪方法。结果表明,在进行分布式发射相参工作时,相位差的跟踪精度受各节点相位同步误差的影响,并进一步分析了造成相位同步误差的因素。在相位同步模型的基础上,文献[13]一方面分析时间同步误差和波束同步误差对成像的影响,另一方面基于时间同步误差模型和相位同步模型,分析两者同步导致的相位误差之间的关系。考虑到实际应用中,单元节点往往处于非静止状态,文献[14]分析了由于运动误差导致的回波时延和相位的变化,结合平台目标运动模式和仿真结果,给出了相应的发射相参误差补偿方案。文献[15]针对星载分布式雷达系统中,星间无线相位估计和同步这一核心问题,在发射和接收单元相位同步误差均服从高斯分布的假设下,通过建立相位估计误差模型,仿真分析了同步误差对相参信噪比的影响。总的来说,大多数研究主要针对系统时间误差、定位误差、相位误差等在满足正态分布条件下,分析其对定位精度、合成效率等的影响,对误差随机分布的情况讨论较少。尽管影响空间相参效率的因素较多,如阵元位置误差、时延误差、频率误差、幅度误差等,但这些误差均可归结于相位和幅度误差^[16-17]。

考虑到发射相参效率是回波信噪比得益的关键指标,本文针对发射相参合成效率问题,从幅度与相位误差出发,基于场叠加原理和数理统计方法,对误差随机分布条件下发射相参合成效率进行了理论分析,建立合成效率影响因素数学模型,并重点分析和讨论了均匀分布、指数分布及高斯分布下误差对合成效率的影响。

1 发射相参叠加模型

分布式体制雷达通过相参发射将各节点信号在目标区域合成,其本质是不同单元节点发射电磁波,在目标位置区域互相叠加,相参效率的高低可以归结为幅相误差对空间信号叠加的影响^[18],因此建立幅相误差与相参效率之间的理论模型至关重要。

1.1 分布式雷达空间相参叠加模型

如图 1 所示,假设某分布式雷达系统由 N 个节点构成,则根据电磁波在空间中的传播规律, N 个节点在远场空间目标点的能量为各个节点电场矢量的叠加。

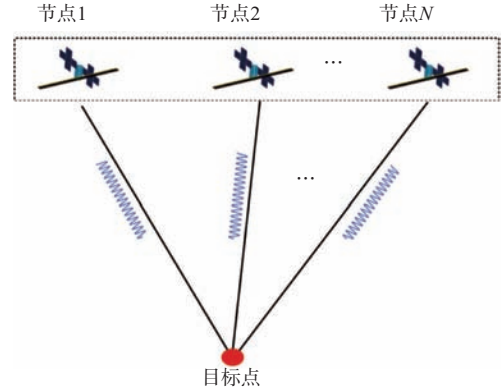


图 1 分布式雷达发射相参示意图

第 1 个节点在目标处的信号可以表示为 $s = A \exp(j\theta)$, 考虑到不同节点间的幅度与相位误差, 以第一个节点为参考, 第 i 个节点在目标处的信号可以表示为

$$S_i = (A + \Delta A_i) \exp(j(\theta + \delta_i)) \quad (1)$$

式中, ΔA_i 和 δ_i 分别表示幅度第 i 节点与节点 1 的幅度和相位误差, j 为虚数单位。

N 个节点在目标区域的辐射场叠加信号可表示为

$$S = \sum_{i=1}^N S_i = A \exp(j\theta) \left(1 + \sum_{i=1}^{N-1} A_i \exp(j\delta_i) \right) \quad (2)$$

式中, $A_i = (A + \Delta A_i)/A$ 。

理想情况下, 在目标处 N 个节点叠加后的功率为 $(NA)^2$, 考虑幅度和相位误差的影响, 发射相参合成效率可表示为

$$P_\eta = \frac{E_{\text{loss}}}{E_{\text{ideal}}} = \frac{\left| 1 + \sum_{i=1}^{N-1} A_i \exp(j\delta_i) \right|^2}{N^2} \quad (3)$$

1.2 随机误差对相参性能影响分析模型

考虑到各个节点的随机幅度和相位误差, 假设 A_i 满足分布函数 $p(A_i)$, 其均值为 μ_{A_i} , 方差为 σ_{A_i} 。相位误差 δ_i 满足分布函数 $p(\delta_i)$, 其均值为 μ_{δ_i} , 方差为 σ_{δ_i} , 对式(3)求均值有

$$E(P_\eta) = E\left(\left|1 + \sum_{i=1}^{N-1} A_i \exp(j\delta_i)\right|^2\right) / N^2 =$$

$$E\left(\left(1 + \sum_{i=1}^{N-1} A_i \exp(j\delta_i)\right)\left(1 - \sum_{i=1}^{N-1} A_i \exp(j\delta_i)\right)\right) / N^2 \quad (4)$$

对上式展开,则幅度、相位误差随机分布的发射相参效率形式可以表示为

$$E(P_\eta) = E\left[1 + \sum_{i=1}^{N-1} A_i \exp(j\delta_i) + \sum_{k=1}^{N-1} A_k \exp(-j\delta_k) + \sum_{i=1}^{N-1} (A_i)^2 + \sum_{i=1, i \neq k}^{N-1} A_i \exp(j\delta_i) \sum_{k=1}^{N-1} A_k \exp(-j\delta_k)\right] / N^2 \quad (5)$$

进一步基于分布函数 $p(\delta_i)$ 的傅里叶变换和均值的定义有

$$E(\exp(-j\delta_i)) = F_{p(\delta_i)}(1) \quad (6)$$

在各项误差分布函数 $p(A_i)$ 和 $p(\delta_i)$ 之间不相关的假设条件下,式(5)可以表示为

$$E(P_\eta) = \left\{1 + \sum_{i=1}^{N-1} \mu_{A_i} F_{p(\delta_i)}^*(1) + \sum_{k=1}^{N-1} \mu_{A_k} F_{p(\delta_k)}(1) + \sum_{i=1}^{N-1} (\sigma_{A_i}^2 + \mu_{A_i}^2) + \left[\sum_{i=1, i \neq k}^{N-1} \mu_{A_i} F_{p(\delta_i)}^*(1)\right] \cdot \left[\sum_{k=1}^{N-1} \mu_{A_k} F_{p(\delta_k)}(1)\right]\right\} / N^2 \quad (7)$$

式中 $F_{p(\delta_i)}^*(1)$ 为 $F_{p(\delta_i)}(1)$ 的共轭形式,若误差满足独立同分布,则式(7)可以进一步表示为

$$E(P_\eta) = \left\{1 + 2(N-1)\mu_A \operatorname{real}[F_{p(\delta_i)}(1)] + (N-1)(\sigma_A^2 + \mu_A^2) + (N-1)(N-2)\mu_A^2 |F_{p(\delta_i)}(1)|^2\right\} / N^2 \quad (8)$$

当 N 趋向于无穷大时,空间合成效率 $E(P_\eta)$ 可由式(9)给出,可以看出其与幅度标准差无关。

$$E(P_\eta) = \mu_A^2 |F_{p(\delta_i)}(1)|^2 \quad (9)$$

2 仿真与分析

在误差分布函数 $p(A_i)$ 和 $p(\delta_i)$ 未知的情况下,通过式(4)可知合成效率与幅度、相位和节点数均有关。为进一步定量分析幅度、相位误差对相参效率的影响,分别讨论 $p(A_i)$ 和 $p(\delta_i)$ 在满足均匀分布、指数分布和正态分布条件下,发射相参效率与

幅相误差的变化规律。

2.1 均匀分布

在均匀分布的假设下,幅度和相位误差分别满足均匀分布 $U(a_1, b_1)$ 和 $U(a_2, b_2)$,

$$p(A) = \begin{cases} \frac{1}{b_1 - a_1}, & a_1 < A < b_1 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$$

$$p(\delta) = \begin{cases} \frac{1}{b_2 - a_2}, & a_2 < \delta < b_2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (10)$$

根据均匀分布函数的性质,幅度均值 $\mu_A = (b_1 + a_1)/2$ 、方差 $\sigma_A = (b_1 - a_1)^2/12$,相应的相位均值为 $\mu_A = (b_2 + a_2)/2$ 、方差 $\sigma_A = (b_2 - a_2)^2/12$,均匀分布的傅里叶变换为sinc函数,因此有

$$F_{p(\delta)}(1) = \frac{1}{b_2 - a_2} (\operatorname{jexp}(-jb_2) - \operatorname{jexp}(-ja_2))$$

$$\operatorname{real}[F_{p(\delta)}(1)] = \frac{\sin b_2 - \sin a_2}{b_2 - a_2} \quad (11)$$

1) 相位误差影响分析

在仅考虑相位误差的情况下,仿真分析合成效率与相位误差两者的关系。假设相位均值为0,幅度均值记作1,方差为0,因此合成效率可以表示为

$$E(P_\eta) = \left\{1 + 2(N-1) \frac{\sin b_2}{b_2} + (N-1) + (N-1)(N-2) \left(\frac{\sin b_2}{b_2}\right)^2\right\} / N^2 \quad (12)$$

在 $b_2 = 0^\circ \sim 100^\circ$ 范围内时,图2分别给出了节点 N 个数为2, 4, 6, 10, 100时的平均合成效率变化规

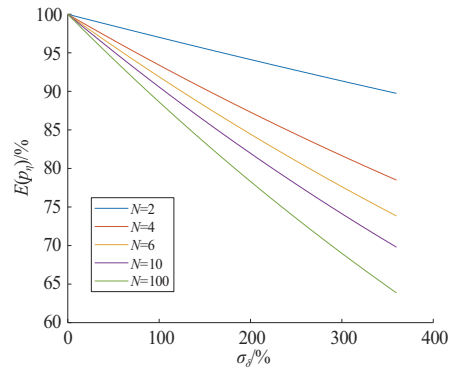


图2 均匀分布条件下合成效率 $E(P_\eta)$ 与 σ_δ 的关系

律。从图中可以看出,整体上合成效率均值随着 σ_δ 的增大而降低,且合成效率均值与节点数 N 有关。

图3给出了合成效率 $E(P_\eta)$ 与节点数 N -相位标准差 σ_δ 之间的关系。在 σ_δ 一定的情况下,合成效率均值随着节点个数增加而降低;在节点数一定的情况下, σ_δ 误差越大相应的合成效率 $E(P_\eta)$ 越小。

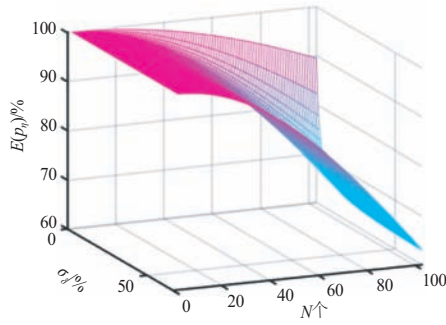


图3 均匀分布条件下合成效率 $E(P_\eta)$ 与 N - σ_δ 的关系

2) 幅相误差影响分析

考虑到在实际应用中,不同节点的幅度值难以保持完全一致,因此同时存在幅度和相位误差。在此情况下, N 取6个单元节点,相位均值为 0° ,即 $a_2=-b_2$, b_2 的取值范围为 $0^\circ \sim 100^\circ$ 。 A_i 均值记作1, b_1 取值范围为 $0 \leq b_1 \leq 1$,则合成效率均值可以表示为式(12),合成效率 $E(P_\eta)$ 与幅度 σ_A -相位 σ_δ 关系图则由图4给出。从图中可以看出,幅相误差均会对相参效率产生影响,整体趋势表现为相参合成效率均值随幅相误差的增加而降低。

$$E(P_\eta) = \left\{ 1 + 2(N-1) \frac{1+b_1}{2} \frac{\sin b_2}{b_2} + (N-1) \left(\frac{(1-b_1)^2}{12} + \frac{(1+b_1)^2}{4} \right) + (N-1)(N-2) \frac{(1+b_1)^2}{4} \left(\frac{\sin b_2}{b_2} \right)^2 \right\} / N^2 \quad (13)$$

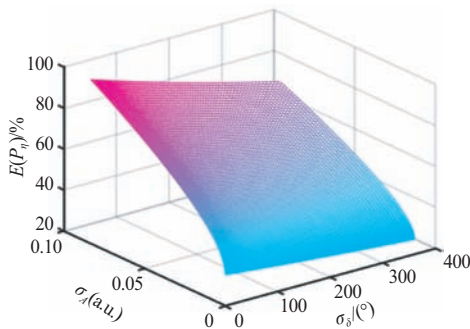


图4 合成效率 $E(P_\eta)$ 与幅度 σ_A -相位 σ_δ 的关系

2.2 指数分布

若随机变量(幅度、相位)分别满足指数分布 $\exp(\lambda_A)$ 、 $\exp(\lambda_\delta)$,其均值和方差分别为 $\mu_A=1/\lambda_A$ 、 $\sigma_A=1/(\lambda_A)^2$ 和 $\mu_\delta=1/\lambda_\delta$ 、 $\sigma_\delta=1/(\lambda_\delta)^2$ 。

$$p(\sigma; \lambda_\delta) = \begin{cases} \lambda_\delta e^{-\lambda_\delta \sigma}, & \sigma \geq 0 \\ 0, & \sigma < 0 \end{cases} \quad (14)$$

其傅里叶变换为

$$FFT(p(\sigma)) = F(\omega) = \frac{\lambda_\delta}{\lambda_\delta + j\omega} \quad (15)$$

因此,其合成效率可以表示为

$$E(P_\eta) = \left[1 + 2(N-1)\mu_A(\lambda_\delta^2/(\lambda_\delta^2 + 1)) + (N-1)(\sigma_A^2 + \mu_A^2) + (N-1) \cdot (N-2)\mu_A^2(\lambda_\delta^2/(\lambda_\delta^2 + 1)) \right] / N^2 \quad (16)$$

1) 相位误差影响分析

在仅考虑相位误差的情况下,图5给出了节点 N 个数为2,4,6,10,100时的平均合成效率变化规律。从图中可以看出,整体上合成效率均值 $E(P_\eta)$ 随着 σ_δ 的增大而降低。

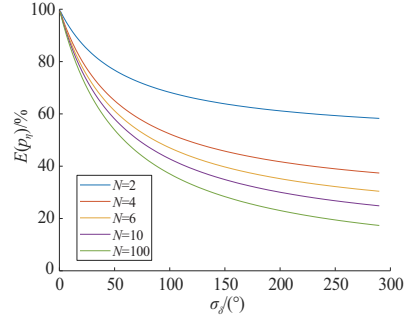


图5 指数分布条件下合成效率 $E(P_\eta)$ 与 σ_δ 的关系

图6给出了合成效率 $E(P_\eta)$ 与节点数 N - σ_δ 之间的变化关系。在 σ_δ 一定的情况下,合成效率均值随着节点个数增加而降低;在节点数一定的情况下, σ_δ 越小则相应的合成效率 $E(P_\eta)$ 越高。

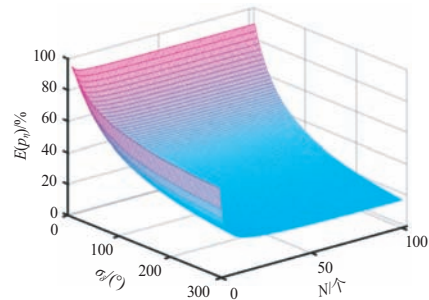


图6 合成效率 $E(P_\eta)$ 与节点数 N -相位 σ_δ 的关系

2) 幅相误差影响分析

在各个节点幅度值不一致的情况下,引入幅度误差,在节点数 $N=6$ 的条件下,图7给出了合成效率 $E(P_\eta)$ 与幅度 σ_A -相位 σ_δ 关系。从图中可以看出,幅度误差对合成效率的影响要小于相位误差产生的影响。在 σ_δ 一定时,合成效率随幅度误差的增加而降低。

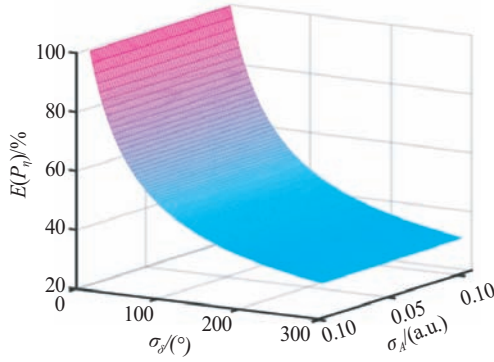


图7 合成效率 $E(P_\eta)$ 与幅度 σ_A -相位 σ_δ 的关系

2.3 正态分布

假设幅度和相位误差分别满足 $N(\mu_A, \sigma_A)$, $N(\mu_\delta, \sigma_\delta)$ 的正态分布,则

$$FFT(p(\delta)) = F(\omega) = \exp\left(\frac{(j\omega\sigma_\delta^2 - \mu_\delta)^2 + \mu_\delta^2}{2\sigma_\delta^2}\right)/2 \quad (17)$$

因此,合成效率可以表示为

$$E(P_\eta) = \left[1 + 2(N-1)\mu_A \cos(\mu_\delta/\sigma_\delta) \exp\left(-\frac{\sigma_\delta^4 - 2\mu_\delta}{2\sigma_\delta^2}\right) + (N-1)(\sigma_A^2 + \mu_A^2) + (N-1) \cdot (N-2)\mu_A^2 \exp\left(-\frac{\sigma_\delta^4 - 2\mu_\delta}{\sigma_\delta^4}\right) \right] / N^2 \quad (18)$$

1) 相位误差影响分析

在仅考虑相位误差的情况下,仿真分析合成效率与相位误差两者的关系。假设相位均值为0,幅度均值记作1,则方差为0,上式表示为

$$E(P_\eta) = \left[1 + 2(N-1)\exp\left(-\frac{\sigma_\delta^2}{2}\right) + (N-1) + (N-1)(N-2)\exp(-\sigma_\delta^2) \right] / N^2 \quad (19)$$

设 σ_δ 在范围 $0^\circ \sim 100^\circ$ 内,图8分别给出了节点 N 个数为2,4,6,10,100时的相参合成效率均值变化规律,可以看出合成效率均值随着 σ_δ 的增大而减小,当 $\sigma_\delta \leq 18$ 时合成效率均值不低于90%。

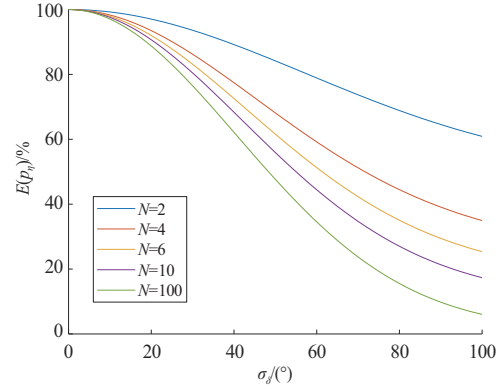


图8 合成效率 $E(P_\eta)$ 与相位 σ_δ 的关系

进一步考虑节点数与相位对合成效率的共同影响,图9给出了合成效率 $E(P_\eta)$ 与节点数 N -相位 σ_δ 的关系。分析可知,在节点个数一定的情况下,合成效率随着误差的增加而降低。在相位 σ_δ 一定的情况下,合成效率随着节点个数的增加而降低,在 $N > 20$ 时,合成效率受到节点个数的影响趋于平缓。

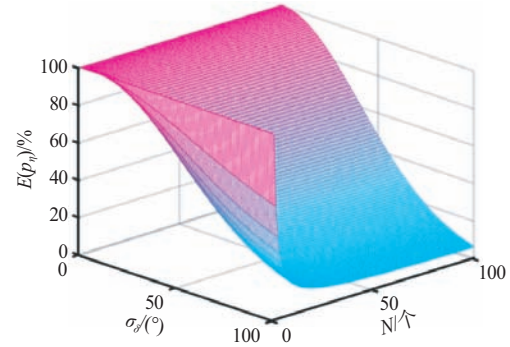


图9 合成效率 $E(P_\eta)$ 与节点数 N -相位标准差 σ_δ 的关系

2) 幅相误差影响分析

由于在实际应用中,不同节点的幅度值难以保持完全一致,假设相位误差均值为0,幅度 A_i 的均值记作0.95, σ_δ 在 $0^\circ \sim 100^\circ$ 范围内, σ_A 在0~0.1的范围内,图10给出了合成效率 $E(P_\eta)$ 与幅度 σ_A -相位 σ_δ 关系。从图中可以看出,合成效率随幅度-相位误差的增加而降低,且整体趋势表现为幅度误差的影响要小于相位误差产生的影响。

在实际应用中,系统合成效率要保持在90%以上,才能较好发挥分布式系统的相参优势。考虑某一特定情况,取节点个数为6,在幅度、相位误差分别限制在0.02和 13° 条件下,进行100 000次随机试验并对结果进行统计,统计结果如图11所

示。结果表明,在此幅相误差限制下,系统合成效率可达到90%(99.36%)。

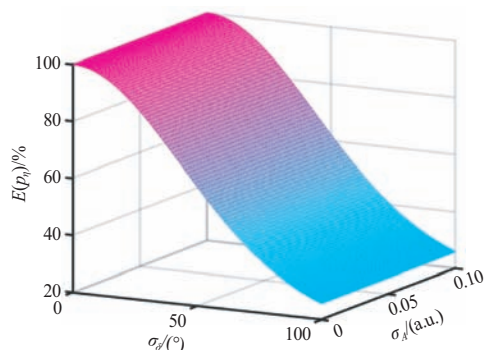


图10 合成效率 $E(P_\eta)$ 与幅度 σ_A -相位 σ_δ 的关系

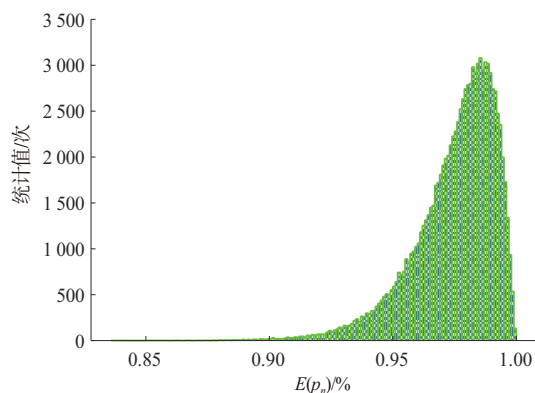


图11 不同相参效率的统计值

3 结束语

本文针对空间分布式雷达发射相参效率的影响因素,建立了随机误差分布与合成效率的一般数学模型,分别讨论了随机误差满足均匀分布、指数分布和正态分布条件,幅相误差对空间相参效率的影响。结果表明,所建立的模型可用于分析随机分布的幅度相位误差对分布式系统发射相参期望合成效率的影响。发射相参效率随着幅相误差的增大而降低,当单元节点数不断增大时,相参合成效率受到的影响变大,且相对来说相位误差对合成效率影响大于幅度误差的影响。

参考文献:

[1] LI Yu, LI Caipin, TIAN Min, et al. Two-Step Thresholds TBD Algorithm for Time Sensitive Target Based on Dynamic Programming [J]. IEEE Access, 2020, 32(8):267-277.
[2] 李渝,吴涛,雷红文,等.基于分布式星群的全相参雷达低副瓣波束形成设计方法[J].空间电子技术,2023,20

(1):41-47.

[3] CHEN Jinming, WANG Tong, LIU Xiaoyu, et al. Time and Phase Synchronization Using Clutter Observations in Airborne Distributed Coherent Aperture Radars [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2022, 35(3):432-449.
[4] 鲁耀兵,高红卫,周宝亮.分布式孔径相参合成雷达技术[J].雷达学报,2017,6(1):55-64.
[5] 刘兴华,王国玉,徐振海,等.分布式孔径相参合成原理、发展和技术实现综述[J].雷达学报,2023,12(6):1229-1248.
[6] 吴剑旗,戴晓霖,杨利民,等.一种大基线分布雷达近场相参探测技术[J].雷达科学与技术,2020,18(6):579-583.
[7] 丁泽刚,曾涛,张光伟,等.分布式地基雷达深空探测技术[J].雷达科学与技术,2022,20(1):28-33.
[8] NANZER J A, MGHABGHAB S R, ELLISON S M, et al. Distributed Phased Arrays: Challenges and Recent Advances [J]. IEEE Trans on Microwave Theory and Techniques, 2021, 69(11): 4893-4907.
[9] FULTON C, YEARY M, THOMPSON D, et al. Digital Phased Arrays: Challenges and Opportunities [J]. Proceedings of the IEEE, 2016, 104(3):487-503.
[10] TAN Xiaomin, DUAN Chongli, LI Yu, et al. Transmit Beam-pattern Design for Distributed Satellite Constellation Based on Space-Time-Frequency DoFs [J]. Remote Sensing, 2022, 14(23):6181.
[11] 臧会凯,雷欢,但晓东,等.分布式雷达相参发射原理与性能分析[J].电子与信息学报,2015,37(8):1801-1807.
[12] 殷丕磊,杨小鹏,曾涛.分布式全相参雷达的相位差跟踪技术[J].信号处理,2013,29(3):313-318.
[13] 李航舰,王宇,邓云凯,等.分布式星载SAR系统时间同步和波束同步误差分析[J].雷达学报,2018,7(2):244-253.
[14] 邵子琪,叶舟,秦轶炜,等.车载分布式雷达信号相参合成建模与误差分析[J].电子信息对抗技术,2022,37(6):1-7.
[15] 罗熹,郭立新,尚社,等.天基分布式雷达相位估计与同步方法[J].太赫兹科学与电子信息学报,2022,20(4):325-331.
[16] 蒲伟铭,梁振楠,陈新亮,等.一种鲁棒的分布式雷达主瓣干扰抑制方法[J].信号处理,2022,38(2):250-257.
[17] 王元昊,王宏强,刘兴华,等.分布式相参雷达相参效率及相参景深研究[J].系统工程与电子技术,2024,46(5):1573-1582.
[18] 唐涛,苏五星,韩阳阳,等.高功率雷达(下转第354页)

基于多种模态分解重构的海面慢小目标检测方法

茆禹, 王志刚, 金秋

(中国船舶集团有限公司第八研究院, 江苏南京 211153)

摘要: 在海杂波背景下,慢速小目标的检测一直是雷达信号处理中的难点之一。这类目标的时频域特征往往与海杂波的特征高度重叠,使得传统的检测方法难以有效区分目标和杂波。为了应对这一挑战,本文提出了一种基于多种模态分解重构的办法,通过变分模态分解与分数阶傅里叶变换对海杂波背景下的目标信号进行分解,并用能量熵和奇异值分解方法重构目标信号。实测数据验证了该方法在海杂波抑制方面的显著效果,表明其可以显著提升雷达在复杂海况中的小目标检测性能,为海杂波环境下的目标检测提供了新思路和技术手段。

关键词: 海杂波; 慢小目标检测; 变分模态分解; 分数阶傅里叶变换; 能量熵; 奇异值分解

中图分类号: TN951

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)03-0349-06

引用格式: 茆禹,王志刚,金秋.基于多种模态分解重构的海面慢小目标检测方法[J].雷达科学与技术,2025,23(3):349-354.

MAO Yu, WANG Zhigang, JIN Qiu. The Method for Detecting Slow and Small Targets on the Sea Surface Based on Multi-Modal Decomposition and Reconstruction [J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3):349-354.

The Method for Detecting Slow and Small Targets on the Sea Surface Based on Multi-Modal Decomposition and Reconstruction

MAO Yu, WANG Zhigang, JIN Qiu

(The Eighth Research Academy of CSSC, Nanjing 211153, China)

Abstract: Detecting slow and small targets in a sea clutter background has always been a challenge in radar signal processing. The time-frequency domain characteristics of such targets are often overlapped significantly with the characteristics of sea clutter, making it difficult for traditional detection methods to effectively distinguish between the target and clutter. To cope with the challenge, this paper proposes a method based on multi-modal decomposition and reconstruction. Variational mode decomposition (VMD) and fractional Fourier transform (FRFT) are used to decompose the target signal in a sea clutter environment, while energy entropy and singular value decomposition (SVD) are employed to reconstruct the target signal. Experimental data verify the significant effect of this method in sea clutter suppression, demonstrating its potential to substantially improve radar detection of small targets in complex sea conditions and provide new ideas and technical means for target detection in sea clutter environment.

Key words: sea clutter; slow and small target detection; variational mode decomposition; fractional Fourier transform; energy entropy; singular value decomposition

0 引言

海面慢小目标的检测在海上搜救、海洋安全检测、军事防御等领域具有重要的应用价值。高海情下慢小目标的微弱回波被海杂波淹没,且速度与海浪接近,这使得其在多普勒域和快时间域

上与海杂波混叠,传统的目标检测方法如动目标检测、恒虚警检测等难以将目标信号和海杂波信号分离^[1]。

目前,海面慢小目标检测方法可分为3类^[2]:基于统计特征的检测方法^[3]、基于分形特征的检测方法^[4]和时频分析方法^[5]。基于统计特征的检测

方法将海杂波与目标的特征提取出来做联合判别,但这种方法的判别阈值依赖于数据和经验,在未知海况下的虚警率或漏警率变高;基于分形特征的方法利用一定尺度下海面粗糙度的分形特征进行目标检测,如分形维数和多重分形相关,然而分形特征的提取计算复杂度高且对噪声敏感;常规时频分析方法很难将目标与海杂波融合的非平稳信号分解,需要研究新的时频分析方法,揭示信号的时频信息来提高检测概率。

Wang等人提出了一种基于经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)的海杂波抑制方法^[6],得到了很好的效果。但EMD方法存在端点效应,且缺乏对信号多尺度特性的全面分析和处理能力,在重构时会使信号失真。变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)是由Dragomiretskiy等人在2014年提出的一种自适应信号分解方法^[7],通过寻找每个模态的中心频率并利用自适应带宽进行信号分解,避免了EMD的模态混叠问题,同时相较于短时傅里叶变换等常规时频分析方法,其具有更好的时频局部化能力。Chen等人提出一种基于奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)和分数阶傅里叶变换(Fractional Fourier Transform, FRFT)的滤波方法,证明线性调频信号在FRFT域内可以表现为更加集中的形式^[8]。海杂波的距离单元会在FRFT域中有能量积累,降低了目标检测的性能。综上,本文提出了一种基于多种模态分解重构的方法,将VMD和FRFT结合,有效重构海杂波背景下的慢小目标信号。

1 VMD分解与重构

VMD通过解决一个变分优化问题将信号分解为若干个本征模态函数(IMFS)^[9],每个模态在频域上具有最小带宽,其数学表达式为

$$u_k(t) = A_k(t)e^{j\omega_k t} \quad (1)$$

式中, $A_k(t)$ 为模态函数 $u_k(t)$ 的包络幅值, ω_k 为模态函数的中心频率。构建变分优化函数,使每个模态函数带宽最小。

$$\min_{\{u_k\}, \{\omega_k\}} \left\{ \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad (2)$$

式中, K 为模态函数的个数, ∂_t 为时间微分算子, $\delta(t)$ 为冲激函数, $*$ 表示卷积。为了引入约束条件 $f(t) = \sum_{k=1}^K u_k(t)$, 构建拉格朗日函数:

$$L(\{u_k\}, \{\omega_k\}, \lambda) = \alpha \sum_{k=1}^K \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 + \left\| f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\|_2^2 + \left\langle \lambda(t), f(t) - \sum_{k=1}^K u_k(t) \right\rangle \quad (3)$$

使用交替方向乘子法对拉格朗日函数进行优化和迭代,得到信号的本征模态函数。

经过VMD处理后,由于目标的带宽相对于海杂波较窄,其能量集中在一个或少数几个IMFS上,而海杂波的能量分散在多个IMFS上。因此,本文使用能量熵衡量能量分散信息,每个距离单元的能量熵计算公式为^[10]

$$H = - \sum_{i=1}^N \frac{E_i}{\sum_{j=1}^N E_j} \log \left(\frac{E_i}{\sum_{j=1}^N E_j} \right) \quad (4)$$

式中, E_i 为第 i 个IMFS的归一化能量。能量熵越大,说明该距离单元的能量分布越分散;能量熵越小,说明该距离单元的能量更集中在特定频率,为了直观对比信号能量的分散性和能量熵的关系,仿真一个能量集中在特定频率的单频信号和能量分散的白噪声信号。如图1所示,计算两个信号的能量熵值分别为0.939 1和8.454 4。所以,本文选择能量熵的平均值作为阈值,在能量分布的平衡点上分割海杂波与目标信号,使用能量熵准则对逐个距离单元数据进行取舍和重构,可以抑制海杂波分量,作为FRFT的输入。

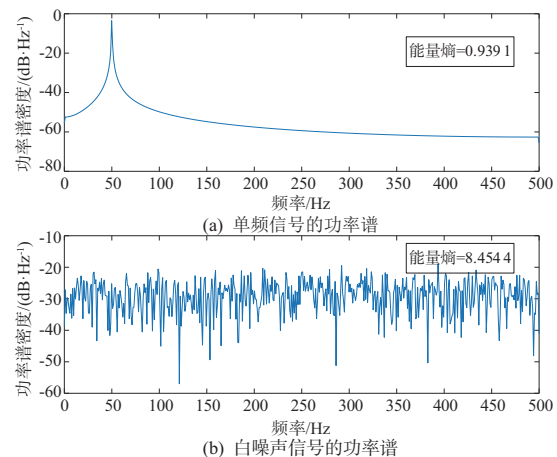


图1 单频信号与白噪声信号的功率谱和能量熵计算结果

2 FRFT分解与重构

FRFT是傅里叶变换的广义形式,可解释为信号的表示轴在时频平面上的旋转,定义式为^[11]

$$F_a[x](u) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) K_a(t, u) dt \quad (5)$$

式中, $K_a(t, u)$ 为核函数,

$$K_a(t, u) = \begin{cases} A_a e^{j(\frac{1}{2}t^2 \cot a - ut \csc a + \frac{1}{2}u^2 \cot a)}, & a \neq n\pi \\ \delta(t - u), & a = 2n\pi \\ \delta(t + u), & a = (2n + 1)\pi \end{cases} \quad (6)$$

式中, $A_a = \sqrt{\frac{1 - j \cot a}{2\pi}}$, n 为整数, a 为变换角度。

海杂波背景下的线性调频信号可以表示为

$$x(t) = A(t) e^{j2\pi f_0 t + j\pi \mu t^2} + w(t) + n(t) \quad (7)$$

式中, $A(t)$ 为幅度函数, f_0 和 μ 为 LFM 信号的中心频率和调频率, $w(t)$ 为海杂波信号, $n(t)$ 为加性高斯白噪声。则 $x(t)$ 的 FRFT 为

$$F_a[x(t)] = A(t) A_a e^{\frac{j\mu^2 \cot a}{2}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{j\frac{\cot a + 2\pi\mu}{2} t^2 + j(2\pi f_0 - \mu \csc a)t} dt + F_a[w(t)] + F_a[n(t)] \quad (8)$$

当变换角度与 LFM 信号调频率相匹配, 即 $a = \arctan(-\frac{1}{2\pi\mu})$ 时, LFM 信号在 FRFT 域中为冲激函数, 而杂波和噪声不会有明显的能量聚集。所以, 在最优角度时, 目标信号的 FRFT 幅度总是大于杂波和噪声的幅度。

本文采取穷举搜索法对最优角度进行搜索, 在搜索到最优角度后, Wang 等人通过 IFFT 将频域结果转换到 FRFT 的时域, 再用 SVD 单个时间序列进行奇异值分解和重构。本文对多个相参时间序列进行联合奇异值分解, 可以捕捉时间序列之间的相干性, 更好地加强信号的主成分, 过滤掉杂波和噪声。

将 IFFT 处理后的 L 个时间序列记为 $\{X_1(t), X_2(t), X_3(t), \dots, X_L(t)\}$, 每个时间序列的长度为 N 。对于每个时间序列 $X_i(t)$, 选择构造轨迹矩阵 Y_i 如下:

$$Y_i = \begin{bmatrix} y(1) & y(2) & \dots & y(c) \\ y(2) & y(3) & \dots & y(c+1) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y(n-c+1) & y(n-c+2) & \dots & y(n) \end{bmatrix} \quad (9)$$

式中, c 表示列数, 其取值设置为 $N/2$ 。将所有时间序列堆叠在一起, 构造联合轨迹矩阵为

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_L \end{bmatrix} \quad (10)$$

对联合轨迹矩阵进行奇异值分解, 得到

$$Y = U \Sigma V^T \quad (11)$$

式中: U 为左奇异向量矩阵, 包含不同时间序列的联合模式; Σ 为对角矩阵, 包含奇异值, 表示不同模式的权重; V 为右奇异值矩阵, 代表模式在时间上的变化。

被 VMD 分解重构后的信号中海杂波的分量被较大程度的抑制, Σ 中的最大奇异值已经能代表信号中的目标成分, 只保留最大奇异值可以有效地简化数据结构。因此将 Σ 中除了最大值之外的奇异值全部置 0, 得到新的时间序列 Y_{new} 。

将 Y_{new} 通过 FFT 变换回 FRFT 域, 再用角度 a 的相反数做逆 FRFT 得到最终杂波抑制后的结果, 如式(12)所示:

$$x(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \text{fft}(Y_{\text{new}}) K_{-a}(t, u) du \quad (12)$$

3 多种模态分解重构方法

综合第 1 和第 2 节的分解重构方法, 本文提出了一种融合 VMD 与 FRFT 的多种模态分解重构方法, 具体流程如图 2 所示。

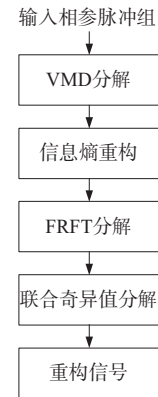


图2 多种模态分解重构方法流程图

1) 使用 VMD 方法将积累后的信号分解为多个 IMFS, 逐个距离单元求解 IMFS 的信息熵。

2) 对所有信息熵求平均值作为重构阈值, 距

离单元的信息熵超过阈值的保留原信号分量,小于阈值的距离单元设置为0。

3) 将重构后的信号进行FRFT分解,在FRFT域内搜索得到最佳角度。

4) 将最优角度的FRFT进行IFFT变换到FRFT时域。

5) 对FRFT内的脉组构造轨迹矩阵,做联合奇异值分解。

6) 将奇异值分解后的对角特征矩阵除了最大值全部置0,得到新的时间序列。

7) 将时间序列做FFT变换到FRFT域。

8) 取最优角度的相反数做逆FRFT变换,得到最后结果。

4 真实数据验证

为了验证本文提出的多重模态分解的可行性和有效性,应用了由海军航空大学刘宁波教授团队提出并组织的“雷达对海探测数据共享计划”中提供的X波段数据^[12-14]。该数据的类型和参数如表1所示。

表1 海杂波数据类型和参数

数据类型	海况等级	脉宽	采样率	脉冲重复频率
海杂波+目标	3~4级	3 μ s	60 MHz	1 699 Hz

该数据的原始距离-多普勒图如图3所示,在红圈处有一海面浮动目标,与海杂波的距离和多普勒速度重叠,难以分辨。

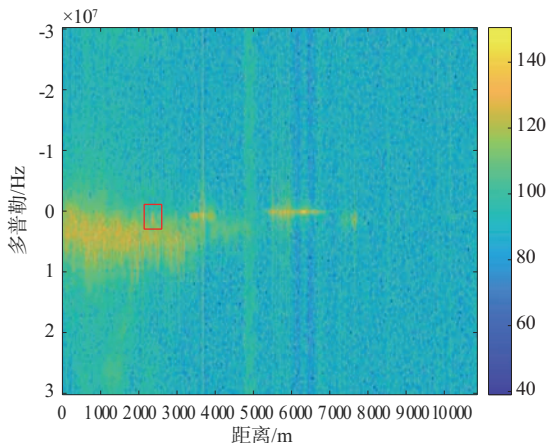


图3 海杂波数据原始距离-多普勒图

根据第4节的方法,对该数据进行多种模态分解重构处理。取目标前后512个距离单元进行分

析,其原始波形如图4所示。设置VMD的模态数为5,最大迭代次数为500,收敛值为0.000 005,带宽约束默认值为1 000,拉格朗日乘子更新速度为0.01。进行VMD处理后各个IMFS的分布如图5所示,其中,目标的IMFS标为红色,可以看出,目标距离单元IMFS的能量分布较为集中。对IMFS的每个距离单元计算能量熵,计算得到信息熵平均值为2.570 5,留下大于信息熵平均值的距离单元信息,其他距离单元置为0,得到图6所示的波形,大部分杂波和噪声已经得到抑制。将VMD后的输出作为FRFT的输入,在奇异值分解后,得到其对角矩阵的奇异值前3个为[20 400, 933, 88.11],可以看到,在VMD和FRFT后,奇异值呈指数级下降,保留最大的奇异值进行重构,得到波形如图7所示,可以看到一些VMD未能去掉的信号分量也被抑制。

FRFT后的三维频谱图如图8所示。由图8可知,频谱最大值分布在接近角度0的位置,符合目标在海面漂浮的特性。多种模态分解重构处理后的距离-多普勒图如图9所示,目标已完全从海杂波中分离。

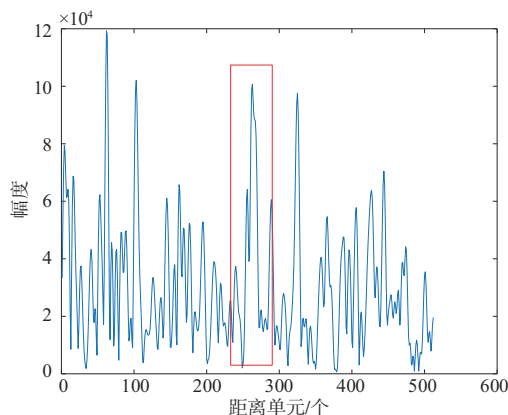


图4 原始海杂波+目标波形

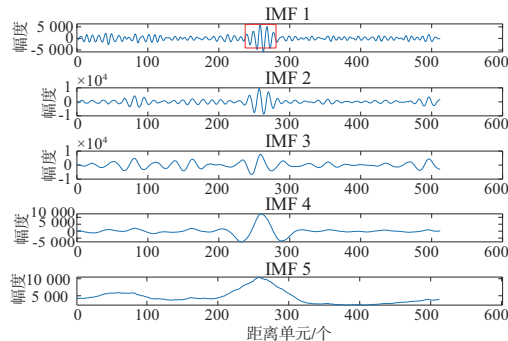


图5 VMD生成的IMFS幅度图

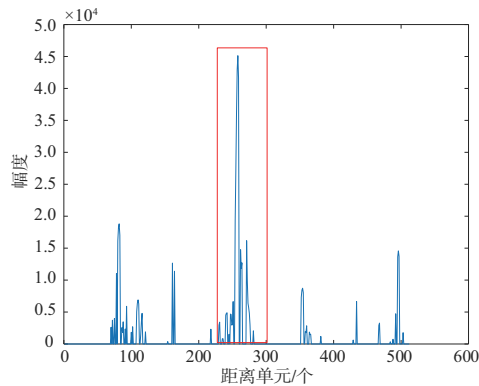


图6 VMD重构后的波形

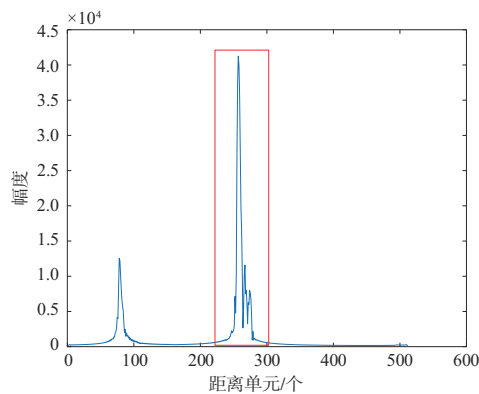


图7 VMD+FRFT重构后的波形

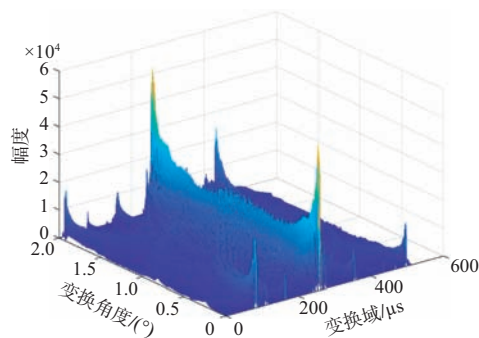


图8 FRFT三维频谱图

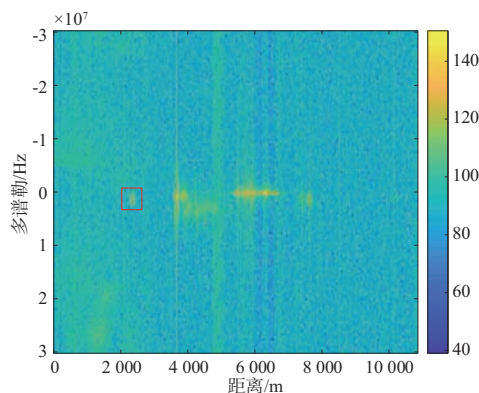


图9 多种模态分解重构后的距离-多普勒图

对该海杂波数据分别做VMD、EMD、EMD+FRFT、VMD+FRFT处理,得到处理后的目标检测性能曲线如图10所示。由图10可以看出,本文的VMD+FRFT的检测性能优于其他两种模态分解方法。

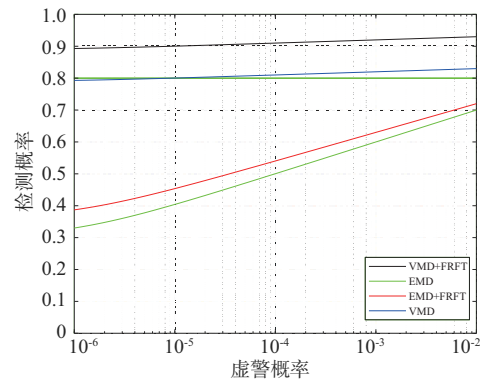


图10 4种方法的目标检测性能曲线

5 结束语

本文提出了一种基于多种模态分解重构的创新方法,专注于在海杂波背景下检测慢速小目标的难题。通过将变分模态分解、分数阶傅里叶变换、能量熵和奇异值分解等多种技术手段有机结合,该方法能够有效分离海杂波与慢小目标信号。实验结果表明,所提方法在时频域上能够显著增强目标信号的特征提取能力,成功抑制了海杂波的干扰,提升了雷达在复杂环境下的检测精度。相较于传统的EMD和EMD+FRFT方法,本文所提出的方法表现出更优越的检测性能,尤其在信号分离效果和计算效率方面具备明显优势。该方法为海杂波背景下的慢小目标检测提供了新的技术途径,具有广泛的应用前景和研究价值。

参考文献:

- [1] 邓赛强,金林,梁浩.海杂波背景下的雷达性能评估研究[J].雷达科学与技术,2017,15(5):525-530.
- [2] WU Xijie,LIU Tianpeng, LIU Yongxiang, et al. An Autonomous Feature Detection Method for Slow - Moving Small Target on Sea Surface Based on Kernelized Contextual Bandit[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(19):30541-30559.
- [3] 施赛楠,姜苏桐.基于改进1D-AlexNet的海面小目标高维特征检测[J].信号处理,2024,40(6):1098-1110.
- [4] LI Chao, HAN Deqiang. Radar Signal Detection Method

- Based on Multi-Features Fusion [C]//2023 42nd Chinese Control Conference, Tianjin, China:IEEE, 2024:1-9.
- [5] 张甜,许述文,白晓惠,等.基于快速时频图的海面无人机目标多特征检测[J].现代雷达,2024,46(7):16-22.
- [6] WANG Wenguang, CHEN Cheng, WANG Yilin. Sea Clutter Suppression Using EMD-SVD-FRFT Filtering [C]//2019 International Conference on Control, Automation and Information Sciences, Chengdu, China: IEEE, 2019: 1-5.
- [7] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational Mode Decomposition [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [8] CHEN Zezong, HE Chao, ZHAO Chen, et al. Using SVD-FRFT Filtering to Suppress First-Order Sea Clutter in HF-SWR [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2017,14(7):1076-1080.
- [9] BHATTACHARYA S, KRIUKOVA K, BENNETT A, et al. Alzheimer's Disease and Frontotemporal Dementia Prediction Using Variational Mode Decomposition and Machine Learning [C]//2024 10th International Conference on Control, Decision and Information Technologies, Vallette, Malta:IEEE, 2024:1-9.
- [10] 田亮,尹彦宏,刘寅秋,等.基于EMD能量熵的受电弓滑板振动特性分析与诊断[J].铁道机车车辆,2024,44(4):106-112.
- [11] LU Yufeng, KASAEIFARD A, ORUKLU E, et al. Performance Evaluation of Fractional Fourier Transform (FrFT) for Time-Frequency Analysis of Ultrasonic Signals in NDE Applications [C]// IEEE Ultrasonics Symposium, San Diego, CA, USA:IEEE, 2011:1-5.
- [12] 刘宁波,丁昊,黄勇,等.X波段雷达对海探测试验与数据获取年度进展[J].雷达学报,2021,10(1):173-182.
- [13] 刘宁波,董云龙,王国庆,等.X波段雷达对海探测试验与数据获取[J].雷达学报,2019,8(5):656-667.
- [14] 关键,刘宁波,王国庆,等.雷达对海探测试验与目标特性数据获取——海上目标双极化多海况散射特性数据集[J].雷达学报,2023,12(2):456-469.

作者简介:

- 茆禹 男,硕士,主要研究方向为信号处理。
王志刚 男,硕士,主要研究方向为信号处理。
金秋 男,硕士,主要研究方向为信号处理。

(上接第342页)

- [10] 杜兰,吕国欣,石钰.基于GAN的ISAR图像语义分割方法[J].雷达科学与技术,2021,19(5):479-490.
- [11] 林海,庞妙珍,刘天成.基于改进DarkNet网络的轻量型车型识别方法[J].现代计算机,2021,27(24):100-104.
- [12] 张中信.基于卷积神经网络的野外道路环境感知技术研究[D].徐州:中国矿业大学,2020.
- [13] SHELHAMER E, LONG J, DARRELL T. Fully Convolutional Networks for Semantic Segmentation [C]//Proceedings of 2015 IEEE Conference on Computer Vision and

Pattern Recognition, Boston: IEEE, 2015: 3431-3440.

作者简介:

- 周砚龙 男,硕士,工程师,主要研究方向为信号处理、智能处理。
何晨阳 男,硕士,工程师,主要研究方向为雷达系统设计。
厉梦雪 女,硕士,工程师,主要研究方向为信号处理。

(上接第348页)

空间功率合成效率研究[J].雷达科学与技术,2013,11(3):325-328.

作者简介:

孙旭 男,博士,工程师,主要研究方向为雷达系统总体、雷达信号处理。

范明意 男,硕士,研究员,主要研究方向为雷达系统设计、雷达信号处理。

张佳佳 男,博士,高级工程师,主要研究方向为雷达系统设计、雷达信号处理。

程木松 男,博士,高级工程师,主要研究方向为雷达系统设计、雷达信号处理。



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 3 期

Radar Science and Technology

(Bimonthly • Started in 2003)
Vol.23 No.3 2025

主管单位 中国电子科技集团公司

主办单位 中国电子科技集团公司第三十八研究所

编辑出版 《雷达科学与技术》编辑部

通信地址 安徽省合肥市 9023 信箱 60 分箱

邮政编码 230088

电 话 (0551) 65391270

电子信箱 radarst@163.com

网 址 <http://radarst.ijournal.cn>

印 刷 合肥添彩包装有限公司

发 行 《雷达科学与技术》编辑部

发行范围 国内外公开发行

Competent Authorities China Electronics Technology Group Corporation

Sponsored by The 38th Research Institute of
China Electronics Technology Group Corporation

Edited & Published by Editorial Department of Radar Science
and Technology

Address P.O.Box 9023-60, Hefei, China

Postcode 230088

Telephone (0551) 65391270

E-mail radarst@163.com

Website <http://radarst.ijournal.cn>

Printed by Hefei Tiancai Packaging Co., Ltd.

Distributed by Editorial Department of Radar Science
and Technology

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: 30.00 元 / 期
180.00 元 / 年