



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 4

第23卷 第4期 Vol. 23 No.4



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

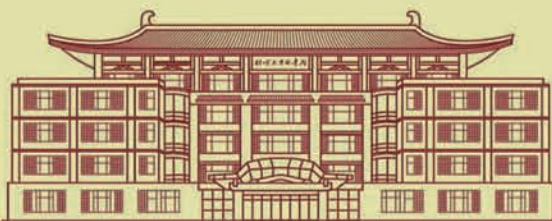
编号：2023-J11272

《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)
賁德(院士) 段宝岩(院士)
何友(院士) 吴一戎(院士)
王永良(院士) 苏东林(院士)
Mark E. Davis(美) Hugh Griffiths(英)
Marc Lesturgie(法) Don Sinnott(澳)
Hermann Rohling(德)

编辑委员会

主任 吴剑旗(院士)

常务副主任 张成伟 杨建宇

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

委员 (以姓氏笔画为序)

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

主编 吴剑旗(院士)

执行主编 苏纪娟

副主编 王莉

编辑部 潘玉静 黄穗 松炳超

目次

基于PFA的前视SAR舰船目标立面成像方法	刘峻楠,刘钟毓,张亦宁,毛新华(355)
一种基于FRFT的宽带LFM信号角度距离估计算法	钟俊,徐凡丁,曾琦,刘星(367)
基于逐次变分模态分解和小波阈值的车载雷达抗干扰方法	李家强,刘浩波,汪星宇,姚昌华,陈金立(375)
基于转导条件神经自适应网络的少样本雷达手势识别	张雨楠,余鸿文,石野,谭冠南,盛志超,方勇(387)
基于多普勒域块处理的机动平台大斜视SAR成像方法	李根,孙翱,王伟,刘雪松(396)
基于Transformer元学习网络的毫米波雷达手势识别方法	屈乐乐,洪雨云(407)
一种对称Farrow结构分数时延滤波器设计方法	贾可新,陈阳(417)
一种提高连续自由度的新型互质阵列	贺顺,秦乐,杨志伟,孙楠(424)
基于改进无监督自适应嵌入的海上目标检测方法	赵国森,丁昊,曹政,贺鹏飞(433)
一种运动目标成像快速二次聚焦方法	梁之勇,胡虹,常沛(443)
基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法	杨箫,谢军,王国丽,邓志安(451)
多目标场景下基于多径利用的微弱目标增强算法	何文滨,饶烜,朱炳祺(462)

Radar Science and Technology

(Bimonthly)

Vol.23 No.4

August 2025

CONTENTS

A Forward-Looking SAR Ship Target Facade Imaging Method Based on PFA	
.....	<i>LIU Junnan, LIU Zhongyu, ZHANG Yining, MAO Xinhua</i> (355)
An Angle-Range Estimation Algorithm for Wideband LFM Signal Based on Fractional Fourier Transform	
.....	<i>ZHONG Jun, XU Fanding, ZENG Qi, LIU Xing</i> (367)
Interference Mitigation Method of Radar Based on Successive Variational Mode Decomposition and Wavelet Threshold	
.....	<i>LI Jiaqiang, LIU Haobo, WANG Xingyu, YAO Changhua, CHEN Jinli</i> (375)
Few-Shot Hand Gesture Recognition with Radar Based on Transductive Conditional Neural Adaptive Network	
.....	<i>ZHANG Yunan, YU Hongwen, SHI Ye, TAN Guannan, SHENG Zhichao, FANG Yong</i> (387)
Imaging Method for Highly Squinted SAR Mounted on Maneuvering Platforms Based on Doppler-Domain Block Processing	
.....	<i>LI Gen, SUN Ao, WANG Wei, LIU Xuesong</i> (396)
Millimeter-Wave Radar Gesture Recognition Method Based on Transformer Meta-Learning Network	
.....	<i>QU Lele, HONG Yuyun</i> (407)
A Design Method for Symmetric Farrow Structured Fractional Delay Filter	
.....	<i>JIA Kexin, CHEN Yang</i> (417)
A New Coprime Array for Improving Consecutive Degrees of Freedom	
.....	<i>HE Shun, QIN Le, YANG Zhiwei, SUN Nan</i> (424)
Detection Algorithm of Small Target on the Sea Surface Based on Unsupervised Adaptive Embedding	
.....	<i>ZHAO Guomiao, DING Hao, CAO Zheng, HE Pengfei</i> (433)
A Fast Secondary Focusing Method for Moving Target Imaging	
.....	<i>LIANG Zhiyong, HU Hong, CHANG Pei</i> (443)
Radar Signal Adversarial Attack Method Based on Improved Weighted Saliency Map	
.....	<i>YANG Xiao, XIE Jun, WANG Guoli, DENG Zhian</i> (451)
Weak Target Enhancement Algorithm Based on Multipath Signal Exploitation in Multi-Targets Scenario	
.....	<i>HE Wenbin, RAO Xuan, ZHU Bingqi</i> (462)

基于PFA的前视SAR舰船目标立面成像方法

刘峻楠, 刘钟毓, 张亦宁, 毛新华

(南京航空航天大学电子信息工程学院雷达成像与微波光子技术教育部重点实验室, 江苏南京 211106)

摘要: 前视合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)在舰船成像方面展现出了巨大潜力,特别是在SAR导引头的应用上,弹载雷达通常在末制导阶段要求雷达正对着舰船运动,以实现精准打击。针对前视条件下传统SAR成像方法所面临的挑战,本文提出了一种基于极坐标格式算法(Polar Format Algorithm, PFA)的前视SAR舰船目标立面成像方法。该方法巧妙利用了舰船的三维特性,即使雷达工作在前视模式下,虽然在方位向上无法有效分辨目标,但在俯仰向上仍然存在多普勒频率的变化,因此可以在距离向和俯仰向上实现对舰船的二维高分辨率成像。此外,这种成像方法能够提供更为直观的舰船立面图像,这对于识别舰船类型、判断潜在威胁以及对其进行精准打击具有重大意义。最后,通过仿真实验对该方法进行了验证,利用PFA获得了清晰的舰船立面图像。

关键词: 合成孔径雷达; 前视成像; 舰船目标; 极坐标格式算法; 立面图像

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0355-12

引用格式: 刘峻楠, 刘钟毓, 张亦宁, 等. 基于PFA的前视SAR舰船目标立面成像方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 355-366.

LIU Junnan, LIU Zhongyu, ZHANG Yining, et al. A Forward-Looking SAR Ship Target Facade Imaging Method Based on PFA[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 355-366.

A Forward-Looking SAR Ship Target Facade Imaging Method Based on PFA

LIU Junnan, LIU Zhongyu, ZHANG Yining, MAO Xinhua

(Key Laboratory of Radar Imaging and Microwave Photonics, Ministry of Education, College of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

Abstract: Forward-looking synthetic aperture radar (SAR) has shown great potential in ship imaging, especially in the application of SAR seeker. During the terminal guidance phase, missile-borne radar is usually required to face the ship directly to achieve precise strike. Aiming at the challenges faced by traditional SAR imaging method under forward-looking condition, this paper proposes a forward-looking SAR ship target facade imaging method based on polar format algorithm (PFA). This method cleverly utilizes the three-dimensional characteristics of the ship. Even if the radar operates in the forward-looking mode, although the target cannot be effectively distinguished in the azimuth direction, there is still a change in Doppler frequency in the pitch direction. Therefore, the two-dimensional high-resolution imaging of the ship can be realized in the range and pitch directions. Moreover, this method can provide more intuitive facade images of the ship, which is of great significance for identifying ship types, assessing potential threats, and carrying out precise strikes. Finally, the method is verified through simulation experiments, and clear ship facade images are obtained by using PFA.

Key words: synthetic aperture radar; forward-looking imaging; ship target; polar format algorithm; facade image

0 引言

雷达成像技术因其独特的优势,如不受天气和光照条件限制、能够进行持续监测以及远距离

探测,因而在众多领域中发挥着不可替代的作用,包括地形测绘、海洋监测、目标识别和精准导航等^[1]。合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)作为一种主动的航空航天遥感方法,通过对

回波信号进行脉冲压缩处理,可以将目标的宽脉冲回波信号压缩成窄脉冲信号,以达到提高图像距离向分辨率的目的^[2]。同时,SAR巧妙利用了雷达与目标之间相对运动产生的多普勒效应,将实际上较小的天线孔径等效为一个较大的合成孔径,进而提高了图像的方位向分辨率^[3]。

在现代社会,随着科技的飞速发展,信息化和现代化的作战武器成为了各国国防力量的核心。精准制导导弹凭借其精准打击能力、深远打击范围、远程作战能力和强大的威力,以及高效的作战速度,成为21世纪局部战争中的关键武器,在现代战争中发挥了至关重要的作用,充分凸显了远程精准巡航导弹独一无二的优势。我国幅员辽阔,海洋资源的多样性以及其潜在价值,不仅对国内发展至关重要,同时也引起了周边国家的密切关注,导致海上权益的争议日益增多^[4]。在海上战场,舰船作为海上力量的重要组成部分,有效监控和识别那些未经授权进入我国领海的外国舰船,并在必要时对其进行精准打击显得尤为重要。因此,弹载雷达对海上舰船目标高分辨成像技术的发展,对于提高海上目标识别和精准打击能力,具有重要的战略意义^[5]。

弹载雷达对海上舰船目标的高分辨成像技术作为海防领域的一项重要技术,它不仅可以有效弥补传统光学和红外等监测手段的不足,还能够任何时间和各种天气条件下捕捉到海洋目标的详细信息,为重要军事行动提供坚实的信息支持,确保在关键时刻能够及时把握作战时机。特别是在SAR导引头的应用上,弹载雷达通常在末制导阶段要求雷达正对着舰船目标运动,以实现精准打击。然而,由于SAR体制的限制,传统的SAR成像方法仅适用于正侧视和小斜视的情况,并不适用于目标区域恰好位于雷达飞行路线正前方的情况,即前视成像模式。在这种模式下,雷达平台的运动方向与天线波束指向大致相同,目标区域相对于雷达平台的多普勒频率变化微乎其微^[6-7]。这导致传统的侧斜视SAR成像方法不再适用,无法解决前视SAR高分辨成像问题。

近年来,学术界针对上述问题提出了多种实现雷达前视SAR成像的方法,主要包括单脉冲前

视成像技术、阵列天线前视成像技术以及双基SAR前视成像技术等^[8-9]。单脉冲前视成像技术由于其硬件配置和算法实现相对简单,因此得到了广泛应用。但是,当它在面对多个强散射目标或连续分布目标的场景时,通常会产生虚假目标,并伴有角闪烁现象,从而降低成像质量^[10-11]。阵列天线前视成像技术依赖于精密的阵列收发硬件配置,以实现超分辨率成像。然而,由于雷达平台的空间限制,难以进一步提升系统的复杂度。同时,仅依靠阵列信号处理算法的前视观测区域,可识别的目标数量受到阵元数的限制,对提高成像质量提出了较高的要求^[12]。双基SAR前视成像技术通过在不同平台上部署发射机和接收机,有效解决了传统SAR前视成像中的盲区问题。由于双基SAR的发射机可以在远离目标区域的地方工作,而接收机则处于无源接收状态,这种配置极大地增强了系统的隐蔽性、抗干扰能力以及抗截获性。但是,由于收发位置的分离,导致整体结构模型变得更加复杂,对数据处理提出了更高的要求,这些都是当前所面临的技术难题^[13]。

为了解决前视SAR舰船目标的高分辨成像问题,本文提出了一种基于极坐标格式算法(Polar Format Algorithm, PFA)的前视SAR舰船目标立面成像方法。对于海上舰船目标成像而言,考虑到舰船具有一定的高度,即使雷达工作在前视模式下,虽然在方位向上无法有效分辨目标,但是在俯仰向上存在多普勒频率的变化,仍然可以捕捉到目标的高度特征。此外,与复杂的陆地背景相比,海洋背景相对干净,舰船目标的散射强度往往远大于海杂波。此时,即使在方位向上目标出现了混叠,我们仍然能够利用距离向和俯仰向上的信息,实现对舰船目标的二维高分辨立面成像,并且对于舰船目标而言,其高度通常远大于宽度,因此舰船的立面图像往往能够揭示更多的关键信息,这对于我们全面理解舰船目标的特征至关重要。因此,前视SAR舰船目标立面成像技术的核心优势在于,这种成像方式不仅能够使雷达正对着舰船目标运动,所获得的立面图像还能够更好地揭示舰船的高度和长度等特征,更好地展现舰船的外形轮廓和结构细节,这对于识别舰船类型、判断

潜在威胁以及对其进行精准打击具有重大意义^[14]。

1 前视SAR成像模型与分辨率分析

1.1 成像几何模型

前视SAR舰船目标立面成像的数据采集几何模型如图1所示,在这个成像场景中,以舰船中心点 O 为原点建立三维坐标系,将雷达平台运动方向定义为 X 轴正方向,垂直于 X 轴向里指向定义为 Y 轴正方向,远离地心方向定义为 Z 轴正方向。假设雷达平台以速度 v_t 匀速直线飞行, t 为方位慢时间,雷达天线相位中心的参考坐标为 $(-x_c, 0, z_c)$, t 时刻后瞬时坐标变为 $(-x_c + v_t t, 0, z_c)$ 。雷达天线相位中心的瞬时俯仰角为 φ ,在孔径中心时刻为 φ_0 。场景中有一点目标 T ,其位置矢量为 $\vec{r}_t = (x_t, y_t, z_t)$ 。雷达到成像场景中心的瞬时距离为 R_a ,在孔径中心时刻为 R_0 ,雷达到点目标 T 的瞬时距离为 R_t 。

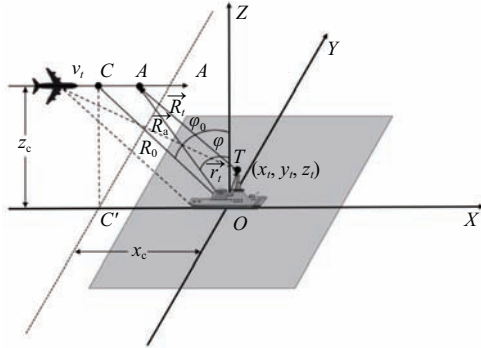


图1 前视SAR舰船立面成像的数据采集几何模型

根据图1的几何关系可以分别得到 R_a 与 R_t 的表达式为

$$R_a = \sqrt{(-x_c + v_t t)^2 + z_c^2} \quad (1)$$

$$R_t = \sqrt{(-x_c + v_t t - x_t)^2 + (-y_t)^2 + (z_c - z_t)^2} \quad (2)$$

式中, $x_c = \sqrt{R_0^2 - z_c^2}$ 。

SAR成像之所以具有高的方位向分辨率,本质上是其对于目标的多角度观察,雷达运动就是雷达从不同角度去观察目标的一种具体实现方式。在雷达的飞行过程中,尽管目标本身保持静止,但由于不同方位角位置的目标相对于雷达视

角呈现出不同的径向速度,因此不同角度处的目标会有不同的多普勒频率,即回波信号的多普勒频率与目标方位角之间存在一一对应关系,此时对回波信号进行频率分析就可以分辨出不同角度处的目标。然而,如果要探测的目标恰好位于雷达运动的方向上,此时即使雷达有运动,但由于在整个运动过程中,雷达相对于目标的视角并没有变化,无法实现多视角观察。因此在这种情况下,雷达的方位向分辨率也就无法提高。

但是对于前视SAR舰船目标立面成像而言,在雷达平台飞行的过程中,即使舰船目标位于雷达运动的方向上,此时虽然在 XOY 平面上,雷达相对于目标没有视角的转变。但实际上,由于舰船作为一个立体目标具有一定的高度,同时雷达平台也具有一定的飞行高度,这意味着对于 XOZ 平面,雷达运动方向与视线方向上有角度的改变,这个角度的变化范围由合成孔径长度决定,只要满足成像分辨率的要求,就可以在 XOZ 平面上对舰船目标进行立面成像。

1.2 回波信号模型

假设雷达发射的宽带线性调频脉冲信号的表达式为

$$s(\tau) = \text{rect}\left(\frac{\tau}{T_r}\right) \cdot \exp(j\pi k_r \tau^2) \cdot \exp(j2\pi f_c \tau) \quad (3)$$

式中, τ 为距离快时间, T_r 为信号时宽, k_r 为距离向线性调频斜率, f_c 为信号载频,信号带宽 $B_r = k_r T_r$ 。

因此解调后的二维回波信号表达式为

$$S(t, \tau) = \text{rect}\left(\frac{\tau - 2R_a/c}{T_r}\right) \cdot \exp\left\{j\pi k_r \left[\tau - \frac{2R_a}{c}\right]^2\right\} \cdot \exp\left\{-j\frac{4\pi f_c}{c} R_a\right\} \quad (4)$$

式中, t 为俯仰慢时间, c 为电磁波传播速度。

首先对回波数据进行预处理,利用驻留相位定理,对式(4)做距离向傅里叶变换,得到回波信号在距离频域的表达式为

$$S(t, f_r) = \text{rect}\left(\frac{f_r}{B_r}\right) \cdot \exp\left\{-j\pi \frac{f_r^2}{k_r}\right\} \cdot \exp\left\{-j\frac{4\pi}{c} (f_c + f_r) R_a\right\} \quad (5)$$

对回波信号进行匹配滤波处理,重构后得到的频谱为

$$S(t, f_r) = \text{rect}\left(\frac{f_r}{B_r}\right) \cdot \exp\left\{-j \frac{4\pi}{c} (f_c + f_r) R_t\right\} \quad (6)$$

再对回波信号进行运动补偿,将场景中心点回波的两维相位历程完全补偿掉,即对式(6)乘以如下参考函数:

$$S_{\text{ref}}(t, f_r) = \exp\left\{j \frac{4\pi}{c} (f_c + f_r) R_a\right\} \quad (7)$$

得到预处理后的回波信号表达式为

$$S_c(t, f_r) = S(t, f_r) \cdot S_{\text{ref}}(t, f_r) = \text{rect}\left(\frac{f_r}{B_r}\right) \cdot \exp\left\{j \frac{4\pi}{c} (f_c + f_r) (R_a - R_t)\right\} \quad (8)$$

运动补偿这一过程主要包含两个步骤:首先是距离徙动的校正,即校正场景中心点的所有距离徙动;其次是方位相位误差的补偿,即补偿场景中心点的方位相位调制。运动补偿完后,场景中心点目标的两维相位历程完全补偿为0,因此直接进行两维傅里叶逆变换即可实现对其聚焦成像,然而对于非场景中心点,还需要额外执行极坐标格式转换。

1.3 二维分辨率分析

SAR成像的二维分辨率指的是在二维平面上,雷达成像系统能够区分两个相邻目标的能力,通常包括距离向分辨率和方位向分辨率。这两个分辨率共同决定了SAR图像的清晰度和精细度^[15]。

距离向分辨率是指在雷达收发回波的方向上,能够区分两个目标的最小距离,其计算表达式如式(9)所示:

$$\rho_r = \frac{cT_r}{2} \quad (9)$$

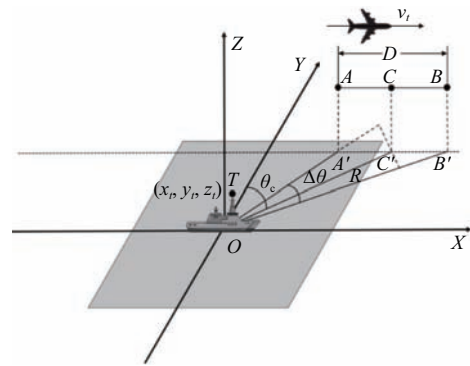
式中, c 为光速, T_r 为信号时宽。可以看出,要想提高雷达的距离向分辨率,则需要发射持续时间足够短的脉冲信号。但是实际上,如果雷达发射脉冲信号的持续时间过短,则雷达的平均发射功率会显著下降,导致雷达探测目标的作用距离在很大程度上降低。为了解决这一问题,在SAR成像

处理中常采用脉冲压缩处理技术来改善距离向分辨率。经过脉冲压缩处理后,距离向分辨率的计算表达式如式(10)所示:

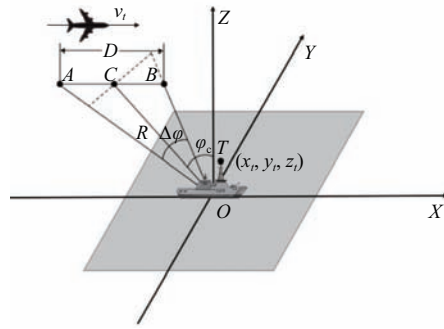
$$\rho_r = \frac{c}{2B_r} \quad (10)$$

式中, B_r 为信号带宽。这说明通过脉冲压缩处理后,雷达距离向分辨率完全取决于发射信号的带宽,信号带宽越大,成像分辨率越高。

方位向分辨率是指在雷达平台运动方向上,能够区分两个目标的最小距离,图2给出了不同模式下雷达观察目标的转角变化示意图。



(a) 斜视SAR成像模式



(b) 前视SAR成像模式

图2 不同模式下雷达观察目标的转角变化

斜视成像模式如图2(a)所示,假设信号波长为 λ ,雷达飞行速度为 v_r ,合成孔径时间为 T ,合成孔径长度为 D ,雷达到目标的距离为 R ,合成孔径时间内雷达观察目标转过的角度为 $\Delta\theta$,则方位向分辨率的计算表达式如式(11)所示:

$$\rho_a = R \frac{\lambda}{2D \cos \theta_c} = R \frac{\lambda}{2v_r T \cos \theta_c} \approx \frac{\lambda}{2\Delta\theta} \quad (11)$$

式中, θ_c 为斜视角,即孔径中心时刻的方位角。根据式(11)可以看出,方位向分辨率取决于两个因

素:一个是与发射信号的波长有关,波长越短,越容易获得高的方位向分辨率;另一个是合成孔径时间内雷达观测目标的转角大小,观测目标的转角越大,方位向分辨率越高。

如图3所示,对于前视SAR成像而言,随着雷达平台的运动,目标始终位于雷达的正前方,这种情况下方位角 θ 保持不变,雷达在方位向上没有角度的改变,导致雷达无法在方位向上对目标进行有效的分辨。但是,在雷达正对着目标飞行的过程中,其在俯仰方向上的视角会发生变化,这为雷达提供了在俯仰向上分辨目标的可能性,因此雷达可以利用这种俯仰角度的变化来实现对目标的俯仰向分辨。前视成像模式如图2(b)所示,同样假设信号波长为 λ ,雷达飞行速度为 v_r ,合成孔径时间为 T ,合成孔径长度为 D ,雷达到目标的距离为 R ,合成孔径时间内雷达观察目标转过的角度为 $\Delta\varphi$,其具体的计算表达式如式(12)所示:

$$\rho_p = R \frac{\lambda}{2D \cos \varphi_c} = R \frac{\lambda}{2v_r T \cos \varphi_c} \approx \frac{\lambda}{2\Delta\varphi} \quad (12)$$

式中, φ_c 为斜视角,即孔径中心时刻的俯仰角。根据式(12)可以看出,与方位向分辨率类似,俯仰向分辨率也取决于两个因素:一个是与发射信号的波长有关,波长越短,俯仰向分辨率越高;另一个是与合成孔径时间内雷达观测目标的转角大小有关,转角越大,俯仰向分辨率越高。

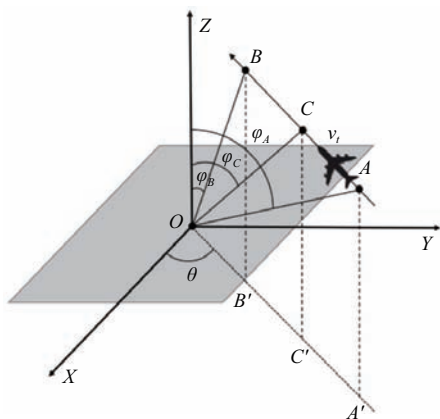


图3 前视SAR成像示意图

对于弹载雷达而言,假设发射信号的波长为3 cm,雷达到目标的距离为50 km,雷达平台的飞行速度为1 500 m/s,飞行高度为15 km,斜视

角可以由雷达到目标的距离与雷达平台高度之间的几何关系计算得到。若采用前视SAR立面成像方法,根据式(12)计算可知,只需要1~2 s的合成孔径时间积累,就可以达到1 m的俯仰向分辨率。

因此,与传统SAR成像技术相比,前视SAR立面成像技术提供了一种独特的视角,这种成像方式不再局限于传统的距离-方位二维高分辨率。而是在距离向和俯仰向上实现了二维高分辨率,从而能够捕捉到舰船目标的立面图像,为舰船目标的成像提供了新的视角,极大地增强了对舰船目标的识别和精准打击能力。

2 极坐标格式算法的基本原理以及算法流程

目前SAR成像技术的主流算法大致可分为3类,即时域算法、频域算法和时频混合算法。经典的时域算法,如反向投影算法(Back Projection Algorithm, BPA)、卷积反投影算法(Convolutional Back Projection Algorithm, CBPA)和滤波反投影算法(Filtered Back Projection Algorithm, FBPA)^[16-18],这些算法通过逐点计算成像网格的相位历史来对回波信号进行精确的二维脉冲压缩处理,能够克服各种运动误差以生成高分辨率成像结果,但高计算复杂度限制了它们的应用。

频域算法的典型代表有距离多普勒算法(Range-Doppler Algorithm, RDA)、线性调频变标算法(Chirp Scaling Algorithm, CSA)和距离徙动算法(Range Migration Algorithm, RMA)^[19-21]。其中RDA和CSA通过对回波信号的低阶近似实现统一处理,RMA通过对精确的二维波数谱进行插值,实现了对回波信号的批量处理。尽管这些算法在处理效率上具有优势,但面对空间变化的运动误差时,可能需要更复杂的信号处理步骤,这在一定程度上影响了成像的准确性。

极坐标格式算法是时频混合算法的主要代表,兼具时域算法和频域算法的优点,既有时域算法在非线形航迹条件下的高精度成像能力,也具有频域算法的高计算效率,具有极好的工程应用价值,因此成为了研究的热点^[22]。与其他成像

算法相比,PFA除了简洁高效外,还具备以下优点:
1)采用极坐标格式来存储数据,有效地解决了远离成像区域中心散射点所面临的越分辨单元徙动问题,从而扩展了聚束SAR的有效聚焦成像范围;
2)直接在时域进行相位补偿,无需雷达在空域线性均匀采样,能够有效补偿雷达平台的非理想运动引入的误差;
3)由于将雷达实际球面波前近似成平面波前,因此特别适合聚束模式SAR小场景成像^[23]。PFA的具体流程如图4所示。

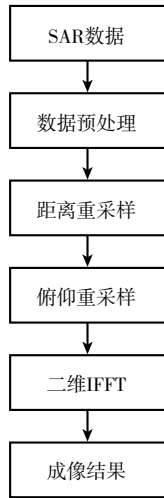


图4 PFA的具体流程

对回波信号进行匹配滤波和运动补偿后,得到PFA处理前的信号如式(8)所示,其中差分距离 $R_a - R_t$ 可以表示为

$$\begin{aligned}
 R_a - R_t &= |\vec{R}_a| - |\vec{R}_a - \vec{r}_t| = |\vec{R}_a| - \sqrt{|\vec{R}_a - \vec{r}_t|^2} = \\
 &= |\vec{R}_a| - \sqrt{|\vec{R}_a|^2 - 2\vec{r}_t \cdot \vec{R}_a + |\vec{r}_t|^2} = \\
 &= |\vec{R}_a| - |\vec{R}_a| \left(1 - \frac{\vec{r}_t \cdot \vec{R}_a}{|\vec{R}_a|^2} + \frac{|\vec{r}_t|^2}{2|\vec{R}_a|^2} + \dots \right) \quad (13)
 \end{aligned}$$

在平面波前假设的前提下,忽略高阶项的影响,这两项的差等于目标位置矢量在雷达视线方向的投影,即图1中 $\vec{OT}$ 向量在 $\vec{OA}$ 向量上的投影。由于 $\vec{OA}$ 方向的单位向量可以写成 $(\sin \varphi, 0, \cos \varphi)$, 因此向量 (x_t, y_t, z_t) 在 $\vec{OA}$ 上的投影,即差分距离可近似表示为

$$R_a - R_t \approx \frac{\vec{r}_t \cdot \vec{R}_a}{|\vec{R}_a|} = x_t \sin \varphi + z_t \cos \varphi \quad (14)$$

将其代入式(8)中,且忽略幅度影响,可以得到

$$S_c(t, f_r) = \exp \left\{ j \frac{4\pi}{c} (f_c + f_r) (x_t \sin \varphi + z_t \cos \varphi) \right\} \quad (15)$$

在空间波数域可以表示为

$$S_c(K_r, \theta) = \exp \left\{ j (x_t K_r \sin \varphi + z_t K_r \cos \varphi) \right\} \quad (16)$$

式中, $K_r = \frac{4\pi}{c} (f_c + f_r)$ 。

或表示为

$$S_c(K_x, K_z) = \exp \left\{ j (x_t K_x + z_t K_z) \right\} \quad (17)$$

式中, $K_x = \frac{4\pi}{c} (f_c + f_r) \sin \varphi$, $K_z = \frac{4\pi}{c} (f_c + f_r) \cos \varphi$, 分别表示距离空间频率和俯仰空间频率。

由式(17)可以明显看出,雷达回波信号与目标函数之间存在着简单的傅里叶变换关系,因此直接对回波数据做二维傅里叶变换,即可实现对目标的聚焦成像。然而,由于实际回波数据只是式(17)在空间频域的两维离散采样,其在 (t, f_r) 域往往是采样均匀的,但映射到空间频域 (K_x, K_z) 上则为极坐标格式排列。为了后续方便利用快速变换来实现逆傅里叶变换,就要求式(17)在空间频域 (K_x, K_z) 上是两维均匀的。PFA本质上是对数据进行两维重采样,将在空间频域极径和极角上的离散采样信号转换为直角坐标系下的均匀采样信号,然后对重采样后的数据做二维FFT来实现对目标的成像。

然而在实际实现时,为了进一步提高计算效率,极坐标格式转换的两维重采样通常是通过两个独立的一维重采样来实现的。首先进行的是距离向重采样,针对每一个极角上的数据在极径向重采样,使得不同极角上重采样后的数据具有相同的 K_x 坐标。距离向重采样的过程如图5所示,白色圆点代表原有数据在极径向上的采样位置 K_r , 蓝色圆点代表重采样的位置,重采样点的位置是由事先设定好的希望输出的 K_x 坐标计算得到的,如果希望输出的 K_x 坐标为 $\bar{K}_x$, 则极角上的重采样极径坐标为 $\bar{K}_x / \cos(\varphi - \varphi_0)$ 。所有极角上的数据都通过上述一维重采样后,数据格式变为如图5(b)所示的Keystone格式数据。此时所有不同极角下的数据均具有相同的均匀采样的 K_x 坐标,但在

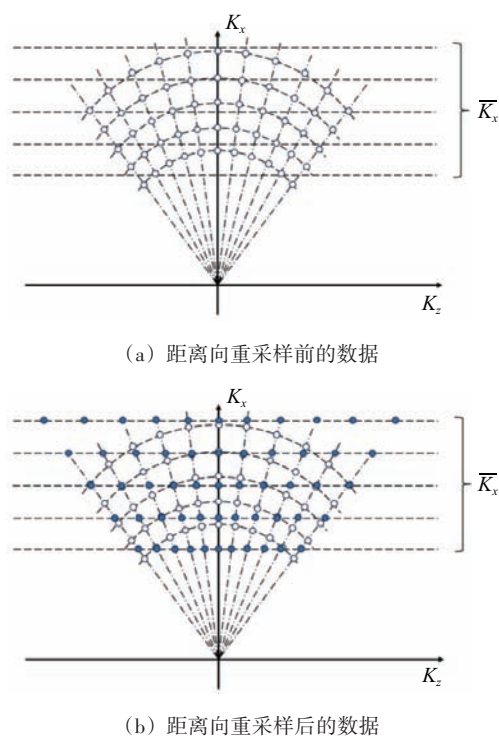
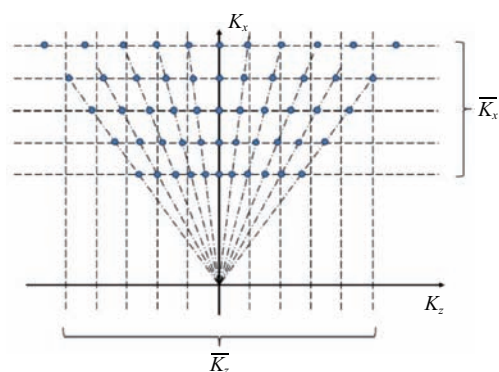


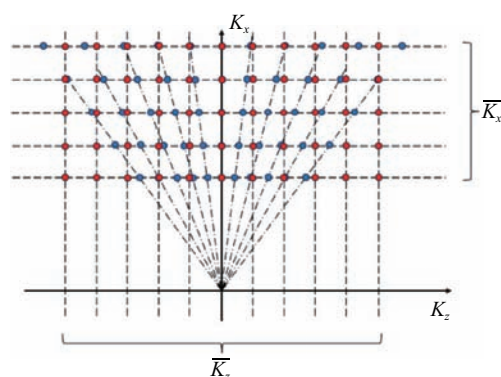
图5 距离向重采样

不同距离频率上,俯仰空间频域的采样间隔仍然不一致。

因此下一步进行的是俯仰向重采样,俯仰向重采样针对每一个距离频点的数据进行。如图6所示,蓝色圆点代表原始采样位置,其 K_z 坐标为 $K_x \cdot \tan(\varphi - \varphi_0)$,红色圆点代表希望输出的坐标位置,其 K_z 坐标为事先设定好的 $\bar{K}_z$ 。然后针对每一行的数据分别进行一维重采样,由于每一行的数据经过重采样后输出的坐标都为 $\bar{K}_z$,因此经过重采样后不同行的数据将具有相同的均匀采样的 K_z 。



(a) 俯仰向重采样前的数据



(b) 俯仰向重采样后的数据

图6 俯仰向重采样

坐标,此时数据格式变为如图6(b)所示的矩形格式数据。

重采样过程完成后,数据在两维空间频域都是均匀采样的,因此利用二维IFFT即可实现从空间频域到图像域的转换。

3 仿真实验

将上述传统前视SAR舰船目标成像与前视SAR舰船目标立面成像两种方法分别进行了实验验证,并对实验结果进行了对比分析,从而验证了前视SAR舰船立面成像方法的有效性和实用性。

3.1 点目标仿真

为了验证本文所述方法的有效性,分别对这两种成像方法进行了点目标仿真,设置的仿真参数如表1所示。

表1 点目标仿真参数

参数	参数值
载波波长	0.022 m
频带宽度	160 MHz
采样频率	200 MHz
脉冲宽度	2 μ s
飞行速度	160 m/s
飞行高度	23 km
参考距离	70 km
脉冲重复频率	1 024 Hz

基于表1所列出的仿真参数,首先进行的是传统前视SAR成像的点目标仿真,仿真结果如图7所示。

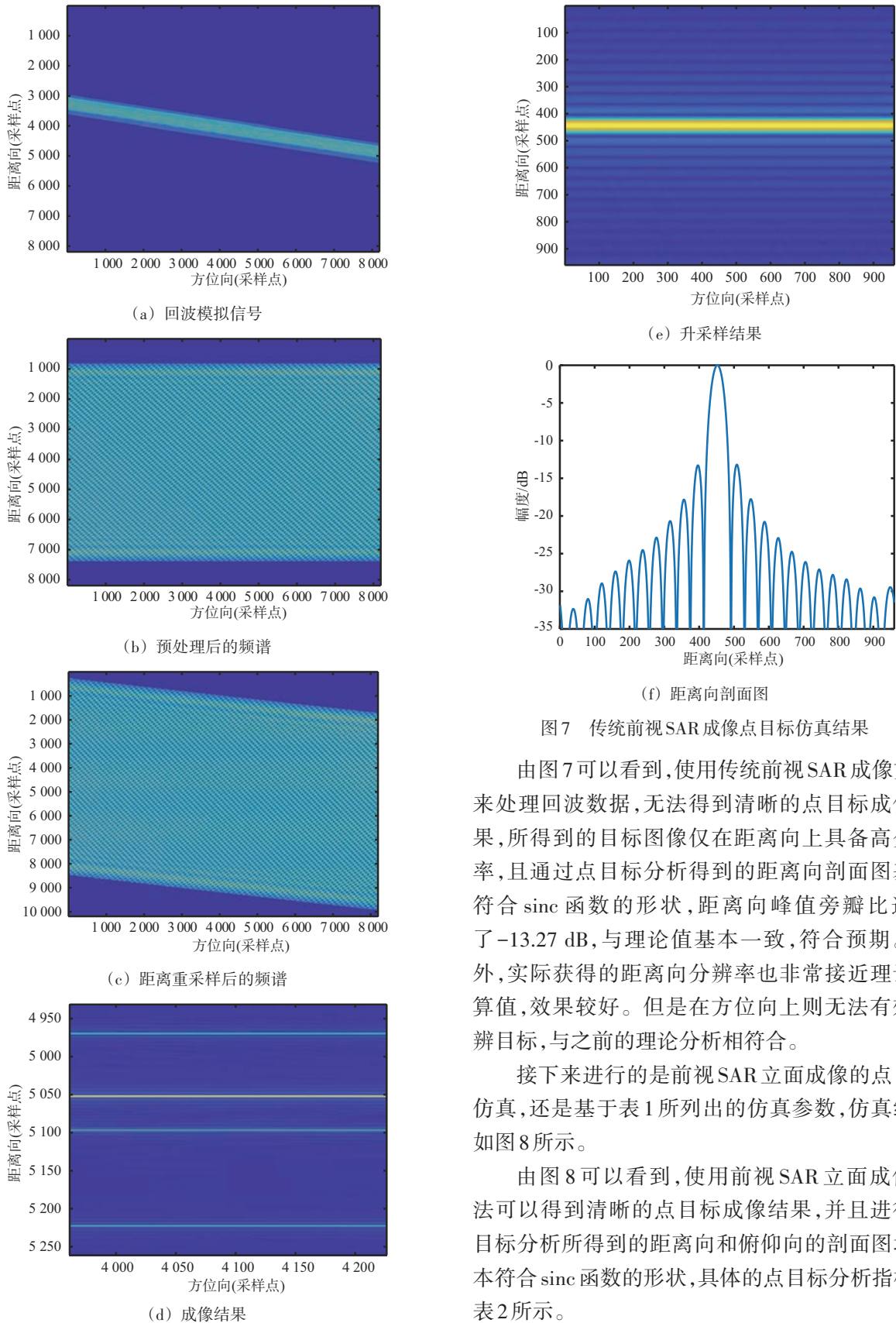


图 7 传统前视 SAR 成像点目标仿真结果

由图 7 可以看到,使用传统前视 SAR 成像方法来处理回波数据,无法得到清晰的点目标成像结果,所得到的目标图像仅在距离向上具备高分辨率,且通过点目标分析得到的距离向剖面图基本符合 sinc 函数的形状,距离向峰值旁瓣比达到了 -13.27 dB,与理论值基本一致,符合预期。此外,实际获得的距离向分辨率也非常接近理论计算值,效果较好。但是在方位向上则无法有效分辨目标,与之前的理论分析相符合。

接下来进行的是前视 SAR 立面成像的点目标仿真,还是基于表 1 所列出的仿真参数,仿真结果如图 8 所示。

由图 8 可以看到,使用前视 SAR 立面成像方法可以得到清晰的点目标成像结果,并且进行点目标分析所得到的距离向和俯仰向的剖面图均基本符合 sinc 函数的形状,具体的点目标分析指标如表 2 所示。

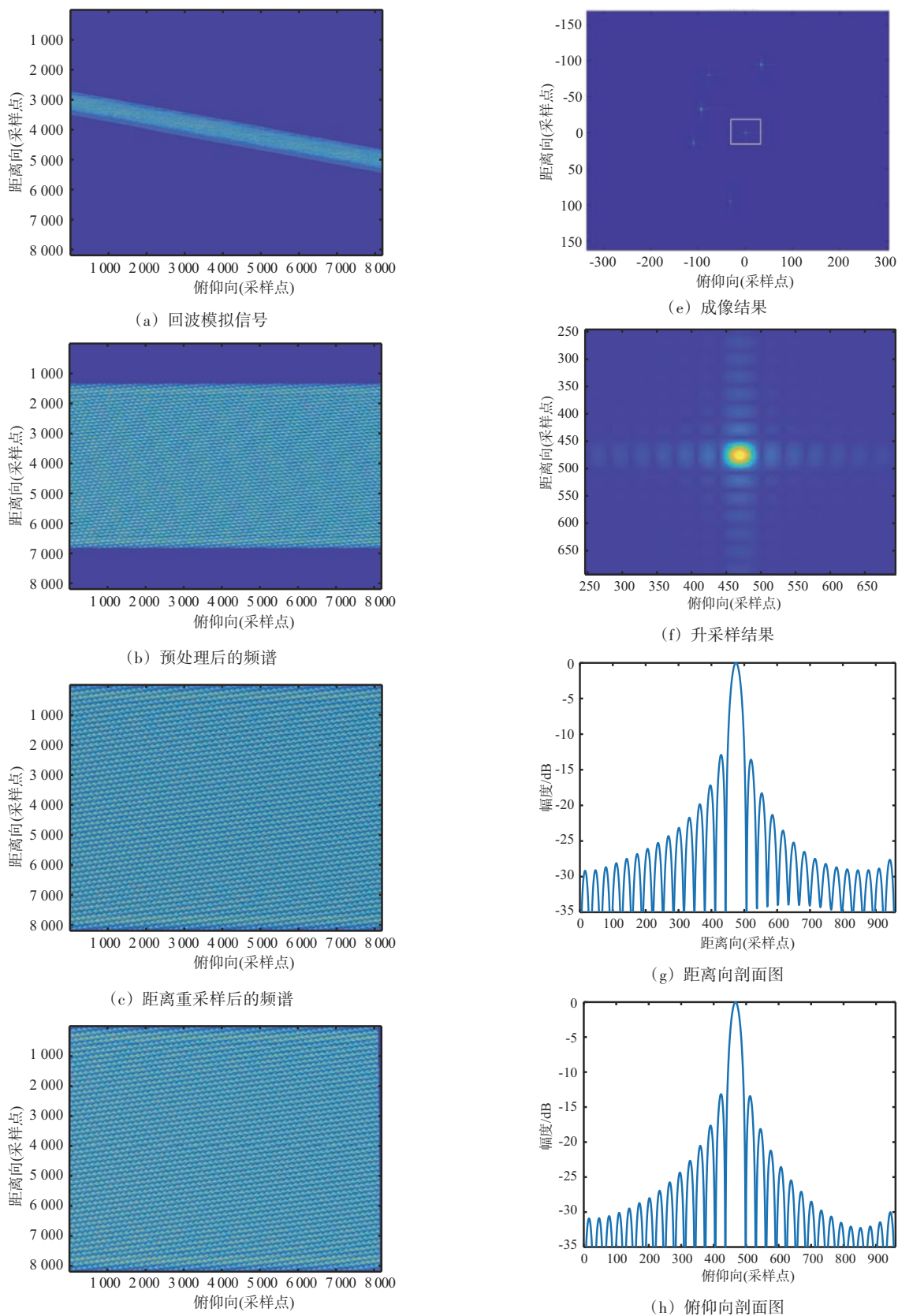


图8 前视SAR立面成像点目标仿真结果

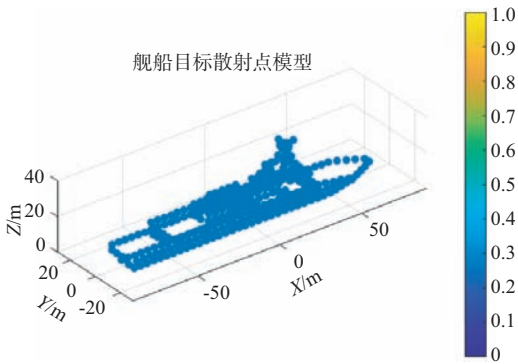
表 2 点目标分析指标

点目标分析指标	距离向	俯仰向
理论峰值旁瓣比	-13.26 dB	-13.26 dB
实际峰值旁瓣比	-13.57 dB	-13.43 dB
理论分辨率	0.830 6 m	1.622 0 m
实际分辨率	0.908 2 m	1.701 3 m

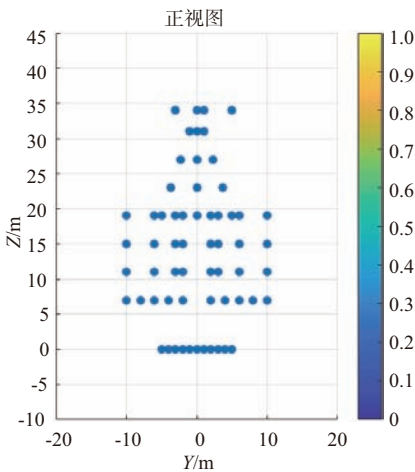
根据表 2 列出的数据可以看出,距离向和俯仰向峰值旁瓣比的实际值与理论值基本一致,符合预期。此外,实际获得的距离向和俯仰向分辨率也非常接近理论计算值,效果较好,验证了前视 SAR 立面成像方法的有效性。

3.2 舰船模型仿真

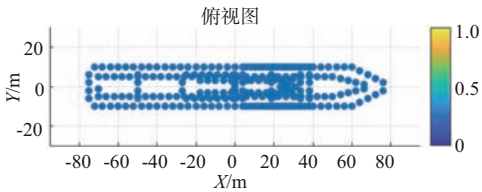
本文仿真所使用的舰船目标为阿里伯克级驱逐舰,其强散射点模型如图 9 所示,对应的长、宽、高分别为 155, 20 和 34 m,该模型共包含 411 个散射点,各个点的散射强度相同,散射点间隔为 4 m。



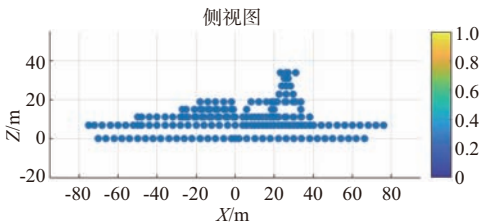
(a) 三维模型



(b) 正视图



(c) 俯视图



(d) 侧视图

图 9 舰船目标散射点模型

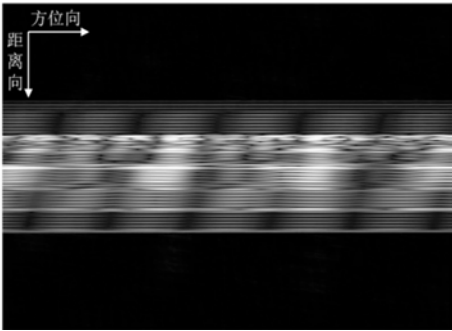
3.3 舰船成像仿真

定义船头与 X 轴正方向的夹角为航向角,对生成的舰船目标散射点模型分别用上述两种方法进行 SAR 成像仿真实验,仿真参数的设置如表 3 所示。

表 3 舰船目标仿真参数

参数	参数值
载波波长	0.022 m
频带宽度	160 MHz
采样频率	200 MHz
脉冲宽度	2 μ s
飞行速度	1 600 m/s
飞行高度	23 km
参考距离	70 km
脉冲重复频率	2 048 Hz

首先进行的是传统前视 SAR 舰船目标的成像仿真实验,图 10 给出了舰船目标在航向角为 0° 和 90° 下的成像仿真结果。



(a) 航向角为 0° 时的成像结果

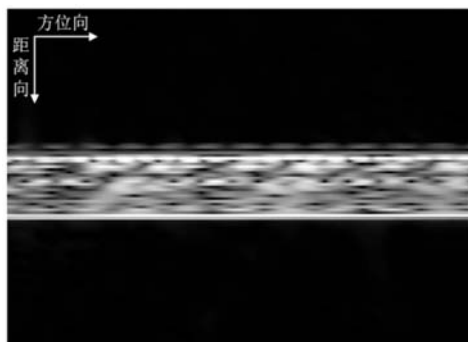
(b) 航向角为 90° 时的成像结果

图 10 传统前视 SAR 舰船目标成像仿真结果

由图 10 可以看出,采用传统前视 SAR 舰船目标成像方法处理目标的回波数据,无法获得清晰的成像结果。我们获得的图像虽然在距离向上具备高分辨率,但是在方位向上则存在混叠,无法有效地分辨舰船目标。

因此接下来进行的是前视 SAR 舰船目标立面成像的仿真实验,还是基于表 3 所列出的仿真参数,舰船目标在航向角分别为 0° 、 30° 、 60° 、 90° 、 180° 和 270° 下的成像仿真结果如图 11 所示。

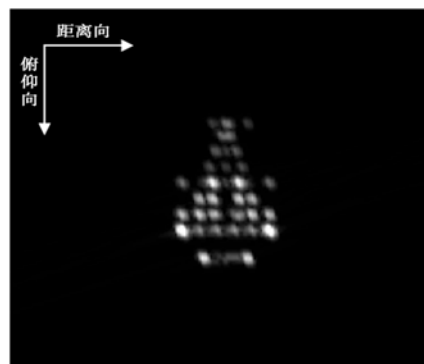
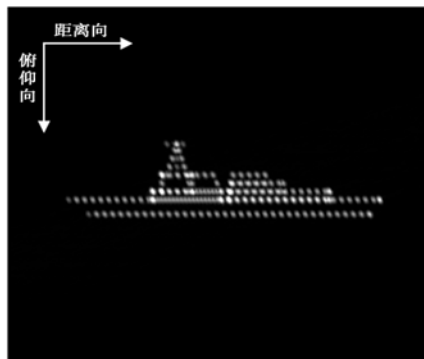
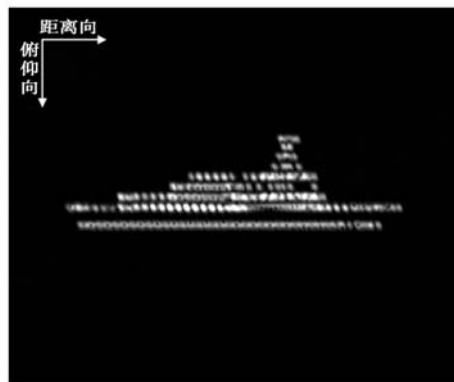
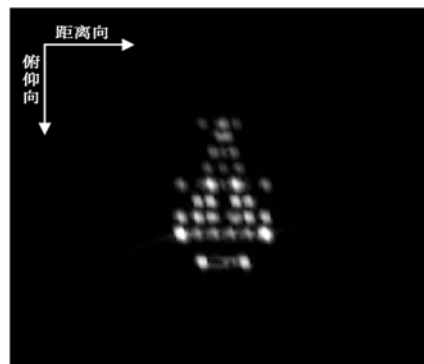
(c) 航向角为 60° 时的成像结果(d) 航向角为 90° 时的成像结果(a) 航向角为 0° 时的成像结果(e) 航向角为 180° 时的成像结果(b) 航向角为 30° 时的成像结果(f) 航向角为 270° 时的成像结果

图 11 前视 SAR 舰船目标立面成像仿真结果

根据图11可以看出,采用前视SAR舰船目标立面成像方法处理目标的回波数据,我们可以获得舰船目标在不同航向角下的清晰成像结果。与传统前视SAR舰船目标成像方法相比,这种成像方法得到的图像是舰船目标在 XOZ 平面上的二维投影,可以为我们提供舰船目标的立面图像,通常舰船的立面图像能够揭示更多的关键信息。

因此这种成像方法的优势在于:它不仅能够使雷达正对着舰船目标运动,所获得的立面图像还能够更好地揭示舰船的高度和长度等特征,更好地展现舰船的外形轮廓和结构细节。通过这种视角,我们能够更全面地理解舰船的三维形态,从而验证了前视SAR舰船目标立面成像方法的实用性。

4 结束语

随着全球海洋战略的不断推进,对海上舰船目标进行识别与精准打击的重要性日益凸显。本文旨在研究如何得到高质量的前视SAR舰船目标立面图像,并与传统前视SAR舰船目标成像方法进行了对比分析。首先构建了前视SAR舰船目标立面成像的数据采集几何模型,并给出了回波信号模型,然后分析了其二维分辨率。接下来介绍了PFA成像算法的基本原理以及算法流程,并阐述了极坐标转换的详细过程。最后利用仿真实验建立了舰船目标的散射点模型,并分别应用上述两种方法对舰船目标进行了成像仿真。仿真结果表明,本文所提出的前视SAR舰船目标立面成像方法可以获得高质量的舰船立面图像,它能够更清晰地展现舰船目标的外形轮廓和结构细节,从而为舰船目标的识别和精准打击提供更有力的支持。本文的研究目前仅针对舰船静止的情况,然而,实际上舰船通常具有一定的航行速度,因此下一阶段的工作将考虑舰船运动等更复杂的情况。

参考文献:

- [1] 李亚超,王家东,张廷豪,等.弹载雷达成像技术发展现状与趋势[J].雷达学报,2022,11(6):943-973.
- [2] 王骏.高机动平台对地/海面目标大斜视成像算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2023.
- [3] 孙波,李千龙,陈可正.机载SAR成像原理及运动补偿理论研究[J].电子制作,2023,31(21):108-111.
- [4] 邢孟道,高悦欣,陈溅来,等.海上舰船目标雷达成像算法[J].科技导报,2017,35(20):53-60.
- [5] 曹晔.弹载雷达对舰船目标高分辨成像技术研究[D].北京:中国运载火箭技术研究院,2019.
- [6] 闫海鹏,于勇,张彬.基于实测数据的舰船目标前视成像方法研究[J].遥测遥控,2014,35(4):26-31.
- [7] 李昌林.雷达前视对地/海面目标超分辨成像方法研究[D].成都:电子科技大学,2019.
- [8] MENG Xiandong, GAO Yesheng, WANG Zhicheng, et al. Research on Forward-Looking Imaging Technology Based on Maneuvering Motion [C]// 2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Brussels, Belgium: IEEE, 2021:3955-3958.
- [9] 樊晨阳,贺思三,郭乾.雷达前视成像技术的研究现状[J].电光与控制,2021,28(9):59-64.
- [10] 孙文源,王树文,吴振凯,等.弹载雷达单脉冲前视成像回波建模[J].制导与引信,2023,44(1):6-11.
- [11] LIU Mingjie, WU Di, REN Lingyun. Monopulse Imaging Technology Based on Super-Resolution in Doppler Domain [C]// 2022 2nd International Conference on Consumer Electronics and Computer Engineering, Guangzhou, China: IEEE, 2022:186-190.
- [12] ZHU Runfa, LU Guigeng, LIANG Lu, et al. Forward-Looking Imaging Method of Airborne Array Radar Based on Uniform Circular Array [C]// 2022 IEEE 22nd International Conference on Communication Technology, Nanjing, China: IEEE, 2022:1852-1858.
- [13] LIU Hao, WEN Haiyu. Research on Imaging Synchronization Error and Configuration of Bistatic Forward-Looking Synthetic Aperture Radar [C]// 2024 9th International Symposium on Computer and Information Processing Technology, Xi'an, China: IEEE, 2024:584-598.
- [14] 王进,冷祥光,孙忠镇,等.复杂运动舰船目标SAR成像空/时变散焦特性研究[J].系统工程与电子技术,2024,46(7):2237-2255.
- [15] 武郭珊,赵晔,杨天赐,等.舰船目标的合成孔径雷达成像研究[J].微波学报,2024,40(2):22-29.
- [16] LIANG Da, FU Yixiang, LI Haoyang, et al. A Novel Backprojection Algorithm Based on Aperture Compression for SAR Imaging [C]// 2023 IEEE 11th Asia-Pacific Conference on Antennas and Propagation, Guangzhou, China: IEEE, 2023:1-2.
- [17] YANG Guo, SHI Tianyue, BAO Yue, et al. Phase Error Analysis of Moving Target in Bistatic (下转第386页)

一种基于FRFT的宽带LFM信号角度距离估计算法

钟俊, 徐凡丁, 曾琦, 刘星

(四川大学电气工程学院, 四川成都 610065)

摘要: 传统的超分辨率测角测距算法是将子空间分解算法从角度维拓展到距离维, 面向窄带信号进行多维参数估计, 计算复杂度高, 在低信噪比和低快拍数条件下性能不佳。本文针对宽带线性调频信号 (Linear Frequency Modulation, LFM) 提出一种基于分数阶傅里叶变换的角度距离估计算法。首先利用 LFM 信号在分数阶傅里叶域上的能量聚集特性, 推导出各阵元接收数据在分数阶傅里叶域上的修正峰值位置与阵元位置的线性关系, 采用批量梯度下降法进行斜率拟合求得角度估计值, 接着利用发射信号与阵列接收信号的时延关系求得距离估计值。通过估计的均方根误差与复杂度分析, 与传统算法进行了对比, 实验结果显示在低信噪比和低快拍数情况下本文算法估计效果优于传统算法, 证明了所提算法的优异性能。

关键词: 角度距离估计; 分数阶傅里叶变换; 峰值位置; 斜率拟合

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0367-08

引用格式: 钟俊, 徐凡丁, 曾琦, 等. 一种基于 FRFT 的宽带 LFM 信号角度距离估计算法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 367-374.

ZHONG Jun, XU Fanding, ZENG Qi, et al. An Angle-Range Estimation Algorithm for Wideband LFM Signal Based on Fractional Fourier Transform[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 367-374.

An Angle-Range Estimation Algorithm for Wideband LFM Signal Based on Fractional Fourier Transform

ZHONG Jun, XU Fanding, ZENG Qi, LIU Xing

(College of Electrical Engineering, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: The traditional super-resolution angle-range estimation algorithm extend the subspace decomposition method from the angle dimension to the distance dimension, and performs multi-dimensional parameters estimation for narrowband signal. It has high computational complexity and poor performance under low signal-to-noise ratio and low snapshots. This paper proposes an angle-range estimation method for wideband linear frequency modulation (LFM) signals based on fractional Fourier transform (FRFT). The linear relationship between the modified peak position of the received data from different array elements in the fractional Fourier (FRF) domain and the array elements' position is initially derived by using the energy aggregation characteristics of the LFM signal in FRF domain. The angle estimate value is obtained by slope fitting through the batch gradient descent method, and then the distance estimation value is obtained by using the time delay relationship between the transmitted signal and the received signal. The root mean square error and complexity of the proposed method are compared with the traditional algorithms. Experimental results demonstrate superior performance of the proposed algorithm compared with the traditional methods under low signal-to-noise ratio and low number of snapshots.

Key words: angle-range estimation; fractional Fourier transform; peak position; slope fitting

0 引言

线性调频信号 (Linear Frequency Modulation, LFM) 是一种具有大时宽-带宽积和良好的频带利用率的宽带信号, 广泛应用于雷达目标方位估计

和水声通信等领域。LFM 信号的参数估计一般采用时频分析工具和阵列信号处理技术相结合的方式, 将信号各参数从空域和时频域转化到变换域, 将 LFM 信号的时变导向矢量转化为变换域中的常量。

分数阶傅里叶变换(Fractional Fourier Transform, FRFT)是一种新型的时频分析工具,对线性调频信号具有良好的时频聚集特性,使得LFM信号在变换域内呈现窄带性质。FRFT是一种一维线性变换,它在处理多分量LFM信号时不会出现交叉项,复杂度更低,在实际工程应用中,可以借助快速傅里叶变换来实现FRFT,因此FRFT已成为分析LFM信号的重要工具之一。基于FRFT进行方位参数估计的方法一般分为子空间类算法和波束形成类算法。子空间类算法利用了信号子空间与噪声子空间的正交关系进行估计,分辨率较高但计算量较大。文献[1]在FRFT的基础上将窄带多重信号子分类(Multiple Signal Classification, MUSIC)算法拓展到宽带信号波达方向(Direction of Arrival, DOA)估计中,对LFM信号的到达角进行了高分辨率估计。但在回波信号时宽与观测时间不重合的情况下,LFM信号的中心频率会发生偏移,影响估计精度。文献[2]在分数阶域多重信号子分类(FRFT Multiple Signal Classification, FMUSIC)算法的基础上提出了一种新的修正LFM信号中心频率的方法,减少了估计误差。进一步地,为解决在低信噪比和低快拍数情况下估计精度不足的问题,文献[3]提出了一种基于高分辨分数阶傅里叶变换(Zoom Fractional Fourier Transform, Zoom-FRFT)的MUSIC算法,该算法在不增加样本数和采样频率的前提下,提高了低信噪比情况下的峰值估计精度。波束形成类算法是在期望信号无失真的约束条件下选择合适的滤波器系数使得阵列输出的平均功率最小,同时波束主瓣指向期望方向。文献[4]提出了一种基于FRFT的改进Capon算法,在低快拍数的情况下生成更窄的主瓣,达到更高的主旁瓣比。针对相干LFM信号会造成阵列孔径损失的问题,文献[5]提出了一种基于FRFT与波束形成的新型去卷积波束形成法,通过反卷积来恢复目标空间分布,在提高估计精度的同时避免增加阵列孔径。

随着应用场景的多样化,仅方位参数估计很难满足实际需求,多维参数估计成为了研究热点。传统的目标多维参数估计方法主要分为分步估计和联合估计两类算法。分步估计类算法是先通过

离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)进行距离信息估计,再对同一距离点对应的不同阵元数据进行DOA估计,最后对距离和角度进行配对。由于DFT存在栅栏效应及频谱泄露问题,使得其参数估计精度不高。文献[6]提出一种与多普勒实时动态检测结合的配对方式,但对工作硬件和检测环境要求较高,使用场景受限。文献[7]实现了在低旁瓣和空间聚焦基础上的波束优化,进一步提高了参数联合估计的鲁棒性。联合估计类算法是将子空间类算法拓展到多维上,利用子空间的正交性进行谱峰搜索来同时估计多个参数。文献[8]对调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)雷达各阵元的接收数据在观测时间内进行采样,构建距离-角度协方差矩阵,利用2D-MUSIC算法进行多维参数联合估计,但在高精度要求下复杂度过高。文献[9]在2D-MUSIC的基础上引入了分级搜索的思想,有效降低了计算复杂度,但粗估计的网格划分范围有待商榷。文献[10]提出了一种改进多维参数超分辨率算法,但随着估计参数的增加,复杂度会大幅提高,影响在工程应用中的时效性。针对这个问题,文献[11]采用拉格朗日乘子方法将2D-MUSIC中的二次优化问题简化为波束空间后的一维优化,进而减少矩阵运算的计算量。文献[12]提出一种降维2D-MUSIC联合估计算法,将多维全局搜索简化为一维局部搜索,降低谱峰搜索的计算量。文献[13]通过一维的DFT估计目标的范围,然后利用旋转不变子空间算法(Estimation of Signal Parameter via Rotational Invariance Techniques, ESPRIT)直接计算角度来取代MUSIC的谱峰搜索过程。文献[14]提出一种基于信号分簇的ESPRIT算法,将接收数据分成多个信号簇,分别用ESPRIT算法来估计参数。虽然上述算法降低了复杂度,但也降低了估计精度,因此在角度距离估计算法的复杂度、估计精度等方面还有待进一步研究。

本文将角度距离估计问题分成两步,第一步先构建基于FRFT的宽带LFM信号距离角度估计模型,利用LFM信号在FRF域的能量聚集特性推导出分数阶域峰值位置与阵元位置的线性关系,对峰值位置进行斜率拟合求得角度估计值,第二

步将角度估计值代入,利用发射信号与各阵元接收信号的时延关系求得距离估计值。最后,将该算法在不同信噪比和快拍数等条件下与FMUSIC算法和FESPRIT算法进行比较,以验证所提算法的性能。

1 信号模型分析

1.1 分数阶傅里叶变换定义及性质

设LFM信号表达式为

$$s(t) = \exp(j2\pi f_c t + j\pi k t^2) \quad (1)$$

式中, f_c 为信号初始频率, k 为调频率。由FRFT定义,LFM信号的 p 阶FRFT形式为

$$S_p(u) = \sqrt{\frac{1-j\cot\alpha}{2\pi}} \exp(j\frac{u^2}{2}\cot\alpha) \cdot \int_{-T/2}^{T/2} \exp\left[j\frac{t^2}{2}(\cot\alpha+k) - jt(u\csc\alpha - f_c)\right] dt \quad (2)$$

式中, $\alpha = p\pi/2$ 表示 (t, f) 平面的旋转角度, u 为 t 轴旋转后得到的变换域轴, T 为观测时间。由式(2)可知当积分部分为1时,信号的FRFT为冲激函数,此时LFM有最佳能量聚焦特性,信号参数估计为

$$\begin{cases} k = -\cot\alpha \\ f_c = u_0 \csc\alpha \end{cases} \quad (3)$$

u_0 表示信号在变换域的峰值点对应于 u 轴的位置,此时LFM信号在变换域的峰值为

$$S_p(u_0) = \sqrt{\frac{1-j\cot\alpha}{2\pi}} \exp(j\frac{u_0^2}{2}\cot\alpha) T \quad (4)$$

工程应用上的离散型分数阶傅里叶变换,一般采用Ozaktas提出的分解型算法,将复杂的积分运算分解成若干简单步骤,计算复杂度与快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)相当^[15]。计算之前先对信号进行离散归一化操作。选取观测时间 T 作为时宽,采样频率 f_s 作为带宽,采样点数为 N ,定义尺度因子 S 和归一化宽度 Δx 为^[15]

$$\begin{aligned} S &= \sqrt{T/f_s} \\ \Delta x &= \sqrt{T \cdot f_s} \end{aligned} \quad (5)$$

定义新的尺度化坐标为 $x = t/S = f_s \cdot S$,可以得到无量纲化坐标 x ,使得两个区间长度相等,信号时频分布如图1所示。进一步地,根据式(3)可以得到离散归一化后的LFM参数估计表达式

$$\begin{cases} f = kt + f_c \Rightarrow f \cdot S = k \cdot S^2 \frac{t}{S} + f_c \cdot S \Rightarrow k' = k \cdot \frac{T}{f_s} = k \frac{N}{f_s^2} \\ k' = k \frac{N}{f_s^2} = -\cot\alpha_0 \\ u_0 = f_c \sin\alpha \Rightarrow m_0 = \frac{f_c \cdot S}{f_s \cdot S} N \sin\alpha_0 = \frac{f_c}{f_s} N \sin\alpha_0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: k', α_0 分别为离散归一化后的调频率和最佳旋转角度; m_0 为信号进行离散分数阶傅里叶变换后峰值对应的变换轴位置。

1.2 阵列模型分析

本文选择L型阵列来进行估计。 X 轴与 Y 轴方向上各有 M 个阵元,阵元间距为 d ,阵元总数为 $2M-1$ ^[16]。设目标在距离阵列 r 处,发射信号 $s_T(t)$ 检测到目标后以角度 (θ, φ) 入射到L型阵列,发射信号表达式如式(1),参考阵元接收数据为

$$\begin{aligned} x_1 &= s_R(t) = s_T(t - \tau_r) = \\ &\exp(j2\pi f_c(t - \tau_r) + j2\pi k(t - \tau_r)^2) = \\ &s_T(t) e^{-j2\pi(kf_c + f_c)\tau_r} \end{aligned} \quad (7)$$

式中, $\tau_r = 2r/c$ 表示信号传输到参考阵元的时延, c 表示光速, $s_R(t)$ 表示回波信号。 X 轴第 i 个阵元和 Y 轴第 j 个阵元的接收信号分别为

$$\begin{aligned} x_i(t) &= s_R(t - \tau_{xi}) + n_i(t), i = 1, 2, \dots, M \\ y_j(t) &= s_R(t - \tau_{yj}) + n_j(t), j = 1, 2, \dots, M \end{aligned} \quad (8)$$

τ_{xi}, τ_{yj} 分别为 X 轴上第 i 个阵元与 Y 轴上第 j 个阵元相对于参考阵元的时延,具体形式为

$$\begin{aligned} \tau_{xi} &= (i-1)d \cos\theta \sin\varphi/c \\ \tau_{yj} &= (j-1)d \sin\theta \sin\varphi/c \end{aligned} \quad (9)$$

该阵列沿着 X 轴和 Y 轴的接收数据矢量为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}_X &= \mathbf{A}_X s_R(t) + \mathbf{N}_X \\ \mathbf{X}_Y &= \mathbf{A}_Y s_R(t) + \mathbf{N}_Y \end{aligned} \quad (10)$$

$\mathbf{A}_X, \mathbf{A}_Y$ 分别为时域上 X 轴和 Y 轴的角度导向矢量:

$$\begin{aligned} \mathbf{A}_X &= [1, e^{-j2\pi(f_c + kt)\tau_{x2}}, \dots, e^{-j2\pi(f_c + kt)\tau_{xM}}]^T \\ \mathbf{A}_Y &= [1, e^{-j2\pi(f_c + kt)\tau_{y2}}, \dots, e^{-j2\pi(f_c + kt)\tau_{yM}}]^T \end{aligned} \quad (11)$$

设 $\alpha = \arccot(-k)$ 为最佳旋转角度,由2.1节LFM信号的FRFT结果可得其他阵元接收数据做FRFT后的数据峰值与参考阵元的数据峰值关系为

$$\begin{aligned} S_{xi}(u_{xi}) &= \mathbf{A}_{Fx}(i) S_1(u_1) \\ S_{yj}(u_{yj}) &= \mathbf{A}_{Fy}(j) S_1(u_1) \end{aligned} \quad (12)$$

$S_1(u_1)$ 表示回波信号在参考阵元的变换域峰值, u_1 为参考阵元的变换域峰值对应位置,对应式(6)中的 u_0 , $S_{xi}(u_{xi})$ 、 $S_{yj}(u_{yj})$ 分别表示 X 轴与 Y 轴上其他阵元的变换域峰值,其中FRF域的导向矢量为

$$\begin{aligned} A_{Fx} &= [1, \exp(-j2\pi u_{x2}\tau_{x2} \sin \alpha), \dots, \exp(-j2\pi u_{xM}\tau_{xM} \sin \alpha)]^T \\ A_{Fy} &= [1, \exp(-j2\pi u_{y2}\tau_{y2} \sin \alpha), \dots, \exp(-j2\pi u_{yM}\tau_{yM} \sin \alpha)]^T \end{aligned} \quad (13)$$

X 轴各阵元峰值位置以及和参考阵元峰值位置关系为

$$\begin{aligned} u_{xi} &= [f_c - k(\tau_r + \tau_{xi})] \sin \alpha = \\ &u_T + \tau_{xi} \cos \alpha + \tau_{xi} \cos \alpha = \\ &u_1 + \tau_{xi} \cos \alpha \end{aligned} \quad (14)$$

u_T 表示发射信号对应的峰值位置。由式(6)和式(14)可得离散归一化后的各阵元峰值位置为

$$\begin{aligned} m_{xi} &= \frac{[f_c - k(\tau_r + \tau_{xi})] \sin \alpha_0}{f_s} N = \\ &\frac{f_c}{f_s} N \sin \alpha_0 + \frac{f_s^2 \cos \alpha_0}{N \sin \alpha_0} \sin \alpha_0 \frac{N}{f_s} (\tau_r + \tau_{xi}) = \\ &m_T + f_s \tau_r \cos \alpha_0 + f_s \tau_{xi} \cos \alpha_0 = \\ &m_1 + f_s \tau_{xi} \cos \alpha_0 \end{aligned} \quad (15)$$

进一步得到 X 、 Y 轴上各阵元峰值位置关系式:

$$\begin{aligned} m_{xi} &= f_s \tau_{xi} \cos \alpha_0 + m_1 \\ m_{yj} &= f_s \tau_{yj} \cos \alpha_0 + m_1 \end{aligned} \quad (16)$$

由此,在FRF域上阵列模型可以表示为

$$X = AS + N \quad (17)$$

X 为各阵元接收信号组成的数据矢量; A 为变换域上的导向矢量,只与入射角度有关,与时间无关; S 为入射信号在参考阵元的FRFT峰值,只与信号本身参数有关。

2 基于斜率拟合 LFM 信号角度距离估计算法

2.1 LFM 信号在分数阶域峰值与来波角度关系

将回波信号 $s_R(t)$ 视作阵列入射信号,由式(3)可知各阵元的接收数据进行FRFT变换的最佳阶次不变,初始频率发生变化,因此变换结果的峰值位置会发生变化。由式(16)可得峰值位置与波达角度的关系:

$$\begin{aligned} \frac{m_{xi} - m_1}{f_s \cos \alpha_0} \frac{c}{d(i-1)} &= \cos \theta \sin \varphi \\ \frac{m_{yj} - m_1}{f_s \cos \alpha_0} \frac{c}{d(j-1)} &= \sin \theta \sin \varphi \end{aligned} \quad (18)$$

由式(17)和三角函数性质可得波达角度的表达式为

$$\begin{aligned} \theta &= \operatorname{arccot} \left(\frac{m_{xi} - m_1}{i-1} \bigg/ \frac{m_{yj} - m_1}{j-1} \right) \\ \varphi &= \arcsin \left(\frac{c}{f_s d \cos \alpha_0} \sqrt{\left(\frac{m_{xi} - m_1}{i-1} \right)^2 + \left(\frac{m_{yj} - m_1}{j-1} \right)^2} \right) \end{aligned} \quad (19)$$

由于峰值位置仅与阵元位置有关,且 θ 是定值,所以FRFT变换的峰值位置与阵元位置满足线性关系,可将式(19)进一步表示为

$$\begin{aligned} \theta &= \operatorname{arccot} (k_x/k_y) \\ \varphi &= \arcsin \left(\frac{c}{f_s d \cos \alpha_0} \sqrt{(k_x)^2 + (k_y)^2} \right) \end{aligned} \quad (20)$$

不同阵元接收数据进行FRFT变换后的峰值位置与阵元位置呈线性关系,求解斜率 k_x, k_y 可以得到方位角与俯仰角。

2.2 距离估计

由式(15)可得各阵元接收数据对应的峰值位置与发射信号对应的峰值位置关系:

$$\begin{aligned} m_{xi} &= f_s \tau_{xi} \cos \alpha_0 + f_s \tau_r \cos \alpha_0 + m_T \\ m_{yj} &= f_s \tau_{yj} \cos \alpha_0 + f_s \tau_r \cos \alpha_0 + m_T \end{aligned} \quad (21)$$

将通过斜率拟合求得的角度估计值代入式(21)可得各阵元数据对应求解的距离估计值为

$$\begin{aligned} r_{xi} &= \frac{m_{xi} - m_T - f_s \tau_{xi} \cos \alpha_0}{2f_s \cos \alpha_0} c \\ r_{yj} &= \frac{m_{yj} - m_T - f_s \tau_{yj} \cos \alpha_0}{2f_s \cos \alpha_0} c \end{aligned} \quad (22)$$

对各阵元数据对应的估计值求平均得到最终的距离估计值为

$$r = \left(\sum_{i=1}^M r_{xi} + \sum_{j=2}^M r_{yj} \right) / (2M - 1) \quad (23)$$

2.3 异常峰值位置识别及修正

由于方位角 $\theta \in [-\pi/2, \pi/2]$,俯仰角 $\varphi \in [0, \pi/2]$,根据式(16),可以确定 X 轴各阵元对应的分数阶变换域峰值位置的范围为

$$\begin{aligned} m_{xi \max} &= (i-1)f_s d \cos 0 \sin(\pi/2) \cos \alpha_0 / c + m_1 = \\ &m_1 + (i-1)f_s d \cos \alpha_0 / c \\ m_{xi \min} &= (i-1)f_s d \cos(\pi/2) \sin 0 \cos \alpha_0 / c + m_1 = \\ &m_1 \end{aligned} \quad (24)$$

同理, Y 轴阵元对应的峰值位置范围为

$$\begin{aligned} m_{yj\max} &= (j-1)f_s d \sin(\pi/2) \sin(\pi/2) \cos \alpha_0 / c + m_1 = \\ & m_1 + (j-1)f_s d \cos \alpha_0 / c \\ m_{yj\min} &= (j-1)f_s d \sin(-\pi/2) \sin(\pi/2) \cos \alpha_0 / c + m_1 = \\ & m_1 - (j-1)f_s d \cos \alpha_0 / c \end{aligned} \quad (25)$$

本文采用线性插值的方法对离群峰的位置进行校正。首先根据每个阵元对应峰值位置的阈值来确定离群点的存在,接着利用相邻的非离群点进行线性插值

$$\begin{aligned} \hat{m}_{xi} &= m_{x(i-1)} + (i - (i-1)) \frac{m_{x(i+1)} - m_{x(i-1)}}{i+1 - (i-1)} = \\ & m_{x(i-1)} + \frac{m_{x(i+1)} - m_{x(i-1)}}{2} \\ \hat{m}_{yj} &= m_{y(j-1)} + (j - (j-1)) \frac{m_{y(j+1)} - m_{y(j-1)}}{j+1 - (j-1)} = \\ & m_{y(j-1)} + \frac{m_{y(j+1)} - m_{y(j-1)}}{2} \end{aligned} \quad (26)$$

式中, $\hat{m}_{xi}$, $\hat{m}_{yj}$ 表示修正后的峰值位置。

2.4 基于批量梯度下降法的斜率拟合

批量梯度下降法是通过最小化损失函数,通过迭代来更新模型函数的参数,最终找到数据的最佳匹配函数。针对本文中的线性模型,设函数表达式为 $h(x) = \theta_0 + \theta_1 x$, (x_j, y_j) 为给定数据集中的样本,分别代表阵元位置和峰值位置。假定样本数为 M ,定义损失函数为

$$J(\theta) = \frac{1}{2M} \sum_{j=1}^M (h(x)^{(j)} - y_j)^2 \quad (27)$$

j 表示第 j 组样本,计算损失函数的梯度,合理设置步长 α ,得到梯度下降距离,更新模型参数:

$$\theta_i = \theta_i - \alpha \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta_i}, i = 0, 1 \quad (28)$$

当梯度下降距离小于设定阈值 ε 时停止更新,完成线性回归。

本文中数据集由阵元序列和阵元接收数据的变换域峰值对应位置构成,以 X 轴数据为例,将模型函数表示为矩阵形式:

$$h(x) = \theta_0 + \theta_1 x \Rightarrow h(X) = \begin{bmatrix} 1 & x_0 \\ 1 & x_1 \\ \vdots & \vdots \\ 1 & x_{M-1} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \theta_0 \\ \theta_1 \end{bmatrix} = X\theta \quad (29)$$

损失函数及其偏导数为

$$\begin{aligned} J(\theta) &= \frac{1}{2} (X\theta - Y)^T (X\theta - Y) \\ \frac{\partial J(\theta)}{\partial \theta} &= X^T (X\theta - Y) \end{aligned} \quad (30)$$

最终得到矩阵形式的系数更新表达式为

$$\theta = \theta - \alpha X^T (X\theta - Y) \quad (31)$$

式中, $\theta = [\theta_0, \theta_1]^T$, 参数 θ_1 即为所求斜率。

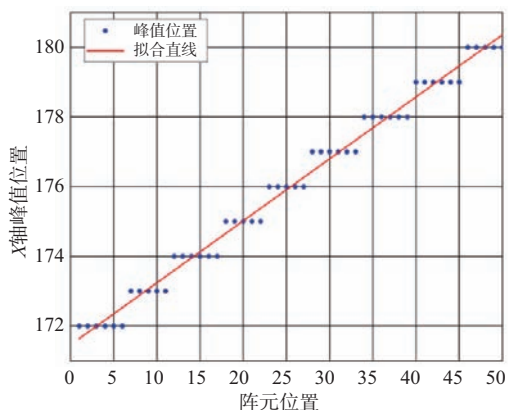
3 仿真分析

仿真中采用 FMUSIC 算法与 FESPRIT 算法作为对比算法,在经典的 MUSIC 算法和 ESPRIT 算法基础上引入 FRFT 过程,先对接收数据做 FRFT 得到式(17)中的 FRF 域信号模型后再进行处理,依赖信号的 FRF 域峰值进行协方差矩阵的构建。FMUSIC 算法主要分为 3 个步骤:构建协方差矩阵、特征值分解和谱峰搜索,利用信号子空间与噪声子空间的正交性来估计参数。FESPRIT 算法是将阵列划分为两个子阵,利用两个子阵的接收数据构建协方差矩阵并进行特征值分解得到两个信号子空间,根据子阵间的相位关系得到旋转不变矩阵,最后对其进行特征值分解,由特征值求得估计值。

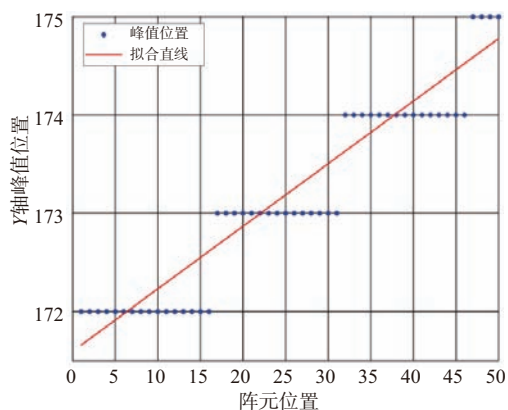
设定方位角 $\theta \in [-\pi/2, \pi/2]$, 俯仰角 $\varphi \in [0, \pi/2]$, 距离 $r \in [0, 100]$ m, 仿真设置各轴阵元数为 50, 快拍数设置为 1 000, 入射方位角和俯仰角分别设置为 20.3° 和 35.7° , 距离设置为 23.4 m。FMUSIC 算法中方位角、俯仰角谱峰搜索间隔为 0.5° , 距离搜索间隔为 1 m。模拟雷达在 Ku 波段工作, LFM 信号的初始频率为 10 MHz, 时间宽度为 4 μ s, 带宽为 20 MHz, 并进行了 100 次蒙特卡罗测试^[17]。仿真中以 SLOPE 指代本文算法。

3.1 斜率拟合仿真分析

当信噪比发生变化时,某些峰值位置会出现较大的偏移,利用线性插值方法对离群值进行校正,使估计误差最小化。图 1 显示了 SNR 为 0 dB 时各阵元接收数据在 FRF 域的修正峰值位置分布,横轴为阵元位置,纵轴为峰值位置,红色线条表示拟合直线。可以看出,各阵元接收数据在 FRF 域的峰值位置与阵元位置满足线性关系。



(a) X轴峰值位置分布



(b) Y轴峰值位置分布

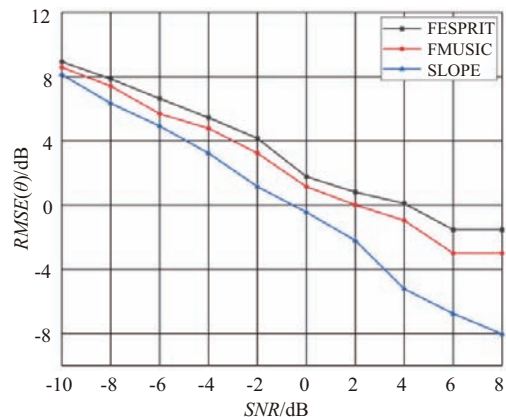
图1 峰值位置与阵元关系

3.2 信噪比对算法性能影响分析

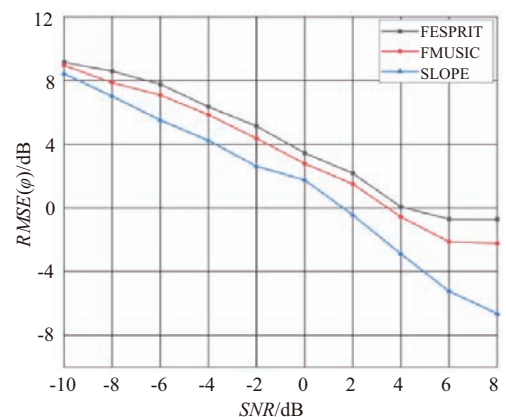
参数估计的精度主要通过均方根误差(RMSE)来衡量^[18]。信噪比变化时3种算法的估计性能趋势如图2所示。仿真结果表明,3种算法的RMSE均随着信噪比的增加而逐渐减小,与其他两种算法相比,所提算法通过线性插值修正了异常峰值位置,增强了拟合斜率的稳定性,对噪声的抗性更强,因此估计精度更高。在距离估计过程中需要代入角度估计值,而角度估计值本身具有一定误差,所以会造成误差累积,进一步加大误差。距离估计值的误差既包含了接收信号峰值由于噪声等干扰引起的误差,又包含角度估计值的误差,因此距离的估计精度最低。

3.3 快拍数对算法性能影响分析

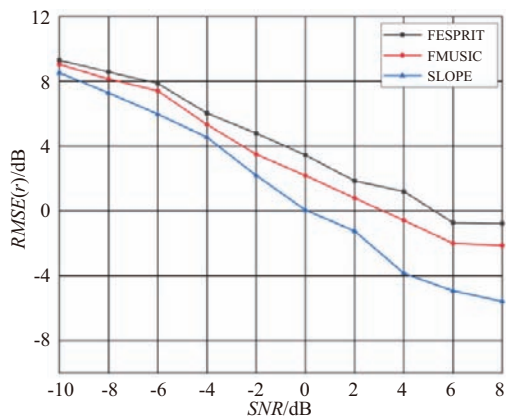
下面的仿真研究了快拍数对角度距离估计精



(a) 方位角估计误差



(b) 俯仰角估计误差

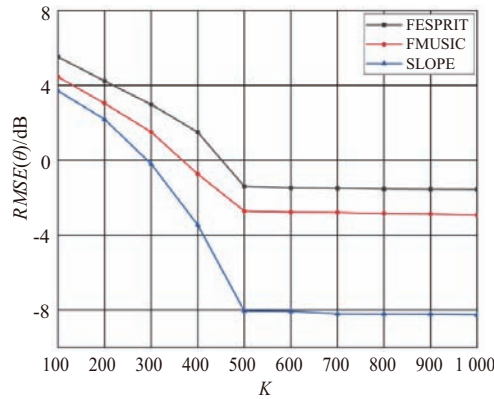


(c) 距离估计误差

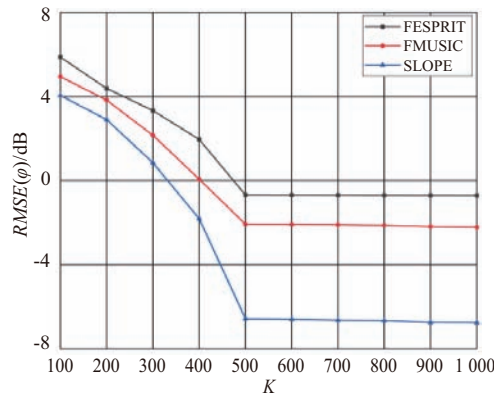
图2 RMSE随信噪比的变化趋势

度的影响。将信噪比设置为10 dB,快拍数范围设置从100到1 000。从图3可以看出,随着快拍数的增加,3种算法的参数估计精度逐渐提高,且本文算法的估计性能优于其他两种算法。当快拍数大于500时,3种算法估计的各参数RMSE均收敛到稳定水平。

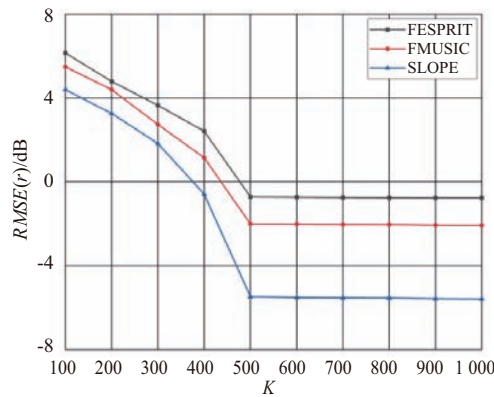
根据1.2节,算法先对接收数据做FRFT,估计出信号在FRF域的峰值及峰值位置,通过本文的仿真分析,在信噪比一定的情况下,随着快拍数增加,峰值估计值会逐渐接近理论峰值;当快拍数增加到500以后,峰值估计值变化很小,因此估计误差会趋于稳定。



(a) 方位角估计误差



(b) 俯仰角估计误差



(c) 距离估计误差

图3 RMSE随快拍数的变化趋势

3.4 复杂度分析

本文算法的复杂度主要来自三部分:确定峰值位置、斜率拟合求解角度和距离估计过程。仿真以乘法次数作为算法复杂度的评价标准,表1中列出了3种算法的计算复杂度^[19]。

表1 算法的复杂度对比

步骤	本文算法	FMUSIC算法	FESPRIT算法
峰值位置确定	协方差矩阵计算	协方差矩阵计算	协方差矩阵计算
	$O(2M-1)$	$O((2M-1)^2 N^2)$	$O(8(M-1)^2 N^2)$
主要步骤	斜率拟合	特征值分解	特征值分解
复杂度	$O(MD_x + MD_y)$	$O((2M-1)^3 N^3)$	$O(32(M-1)^3 N^3)$
	距离估计	谱峰搜索	旋转矩阵
	$O(2M-1)$	$O((2M-1)^2 N^2 n_\theta n_\varphi n_r)$	特征值分解
			$O(32(M-1)^3 N^3)$
总复杂度	$O(2(2M-1) + MD_x + MD_y)$	$O\left((2M-1)^3 N^3 + (2M-1)^2 N^2 + (2M-1)^2 N^2 n_\theta n_\varphi n_r\right)$	$O\left(8(M-1)^2 N^2 + 64(M-1)^3 N^3\right)$
总计算值	4.8346×10^7	6.0124×10^{12}	4.6662×10^{10}

其中 $M=50$ 表示各轴阵元数, $N=100$ 为时域采样点数, $D_x=483\,455$, $D_y=483\,481$ 分别为 X 轴和 Y 轴数据采用批量梯度下降法进行斜率拟合时达到收敛的迭代次数, $n_\theta=361$, $n_\varphi=181$, $n_r=101$ 为FMUSIC算法谱峰搜索过程中各参数的网格数。

表1结果显示所提算法计算复杂度显著低于对比算法,结合3.2节、3.3节可以证明所提算法在保证精度的条件下降低了计算复杂度,提高了角度距离估计的效率。

4 结束语

传统的子空间分解类算法依赖FRF域峰值构建协方差矩阵,受噪声影响较大,同时矩阵计算量较大,影响实际应用的时效性,在硬件资源限制下存在更高的网格误差。本文基于FRFT提出了一种针对宽带LFM信号的角度距离估计算法,利用FRF域中各阵元对应的修正峰值位置进行斜率拟合求得角度估计值,接着在角度估计的基础上利用发射信号和接收信号的时延关系求得距离估计值,消除了对峰值大小的依赖,经过异常峰值位置修正后对噪声抗性较强,在低信噪比下有更高的估计精度。通过RMSE和复杂度分析,与FMUSIC

和FESPRIT算法进行了比较,结果证明了所提算法的优越性。本文仅考虑了单个目标的情况,后续的研究方向是在多目标的情况下,考虑实现相干信号的参数估计。

参考文献:

- [1] 陶然,周云松.基于分数阶傅里叶变换的宽带LFM信号波达方向估计新算法[J].北京理工大学学报,2005,25(10):895-899.
- [2] 王瑞,马艳.基于分数阶傅里叶变换的线性调频脉冲信号波达方向估计[J].兵工学报,2014,35(3):421-427.
- [3] WU Zhao, PEI Shiqi, CHEN Weidong. DOA Estimation of Wideband LFM Signals Based on Zoom-FRFT[C]//2020 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications, Dalian, China: IEEE, 2020: 201-205.
- [4] 吕岩,曹菲,许剑锋,等.基于FRFT的单基地MIMO雷达稳健波束形成算法[J].系统工程与电子技术,2023,45(1):79-85.
- [5] LIU Zhuoran, TAO Quan, SUN Wanzhong, et al. Deconvolved Fractional Fourier Domain Beamforming for Linear Frequency Modulation Signals[J]. Sensors, 2023,23(7): 3511-3524.
- [6] CHU Wei, LIU Yunqing, LI Xiaolong, et al. Optimization of Emission Waveform by Accelerated Particle Swarm Algorithm Based on Logarithmic Frequency Offset Mathematical Model[J]. Wireless Personal Communications, 2020,113:1-21.
- [7] CHEN Longliang, QI Wangdong, LIU Peng, et al. Low-Complexity Joint 2-D DOA and TOA Estimation for Multipath OFDM Signals[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2019,26(11):1583-1587.
- [8] YI Xuchong, ZHANG Shuangxi, ZHOU Yuxuan. Efficient 2-D MUSIC Algorithm for Super-Resolution Moving Target Tracking Based on an FMCW Radar[J]. Geodesy and Geodynamics, 2024,15(5):504-515.
- [9] WANG Yuying, SUN Qian, YE Fang, et al. Fast DOA Estimation for Millimeter Wave Vehicular Radar Based on Improved MUSIC Algorithm[C]//14th International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology, Harbin, China: IEEE, 2022:1-3.
- [10] WANG Shixin, ZHAO Yuan, IBRAHIM L, et al. Joint 2D DOA and Doppler Frequency Estimation for L-Shaped Array Using Compressive Sensing[J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31(1):28-36.
- [11] LIU Wanke, HE Jin, YU Wenxian. A Computationally Efficient Scheme for FMCW Radar Detection and Parameter Estimation[C]//2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing, Chongqing, China: IEEE, 2019:1-5.
- [12] YANG Jie, HE Hu. A 2-D DOA Estimation Algorithm for L-Shaped Array with Improved Computational Efficiency[J]. Electromagnetics Research M, 2022, 112:115-125.
- [13] SANGDONG K, DAEGUN O, JONGHUN L. Joint DFT-ESPRIT Estimation for TOA and DOA in Vehicle FMCW Radars[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2015,14:1710-1713.
- [14] HSIEN W F, DER L F. Joint Angle and Range Estimation with Signal Clustering in FMCW Radar[J]. IEEE Sensors Journal, 2020,20(4):1882-1892.
- [15] OZAKTAS H M, ARIKAN O, KUTAY M A, et al. Digital Computation of the Fractional Fourier Transform[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 1996, 44(9): 2141-2150.
- [16] HAN Lin, HUANG Di, LI Hanxu, et al. A New Method to Calculate Complex Cramér-Rao Bound for Two-Dimensional Direction-of-Arrival Estimation with Multiple Measurement Vectors[C]//3rd Information Communication Technologies Conference, Nanjing, China: IEEE, 2022: 151-155.
- [17] 王思远,尹文杰,冯健,等.三类天线阵列布局的流星雷达到达角估计性能分析[J].电波科学学报,2023,38(5):845-852.
- [18] 晏辉,司伟建.基于均匀圆阵相干信源的二维DOA估计[J].雷达科学与技术,2022,20(4):464-469.
- [19] 初伟,刘云清,刘文字,等.基于时不变点状波束优化的目标距离-角度联合估计[J].电子与信息学报,2022,44(4):1366-1372.

作者简介:

钟俊男,博士,副教授,主要研究方向为高速雷达信号处理与微弱信号检测,智能电网中的通信及信息处理,工业物联网、工业智能设备的研制。

徐凡丁男,硕士研究生,主要研究方向为阵列信号处理。

曾琦男,博士,副教授,主要研究方向为下一代无线通信技术(B5G/6G)、电力物联网技术、能源互联网信息技术。

刘星男,博士,副教授,主要研究方向为通信理论与信号处理、电力通信与电力信号处理。

基于逐次变分模态分解和小波阈值的 车载雷达抗干扰方法

李家强, 刘浩波, 汪星宇, 姚昌华, 陈金立

(南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏南京 210044)

摘要: 车载毫米波雷达间交叉干扰直接影响雷达的目标探测精度和驾驶安全, 针对此问题本文提出一种基于逐次变分模态分解(Successive Variational Mode Decomposition, SVMD)结合小波阈值的干扰抑制方法。首先通过PID搜索算法(PID Search Algorithm, PSA)对SVMD的最大正则化参数进行优化选择, 然后利用SVMD将受扰雷达信号分解为一组本征模态函数(Intrinsic Mode Function, IMF)。接着对每个IMF依次进行小波阈值化处理以滤除各模态中的干扰, 最后将各模态叠加完成信号重构, 获得干扰抑制后的毫米波雷达信号。本文在PSA中加入陷阱避免算子以增加探索范围和避免局部最优, 在小波阈值处理中改进了硬阈值函数以解决函数连续性差的问题。多目标场景下的仿真实验和实测实验结果表明, 该方法干扰抑制效果显著, 能够提高雷达的检测性能。

关键词: 毫米波雷达; 逐次变分模态分解; PID搜索算法; 小波阈值

中图分类号: TN973.3

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0375-12

引用格式: 李家强, 刘浩波, 汪星宇, 等. 基于逐次变分模态分解和小波阈值的车载雷达抗干扰方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 375-386.

LI Jiaqiang, LIU Haobo, WANG Xingyu, et al. Interference Mitigation Method of Radar Based on Successive Variational Mode Decomposition and Wavelet Threshold [J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(3): 375-386.

Interference Mitigation Method of Radar Based on Successive Variational Mode Decomposition and Wavelet Threshold

LI Jiaqiang, LIU Haobo, WANG Xingyu, YAO Changhua, CHEN Jinli

(School of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: The cross interference between automotive millimeter wave radars directly affects the accuracy of radar in target detection and driving safety. Aiming at this problem, an interference mitigation method based on successive variational mode decomposition and wavelet threshold is proposed in this paper. Firstly, PID search algorithm (PSA) is used to optimize the maximum regularization parameter in SVMD, and then SVMD is used to decompose millimeter wave radar signal with interference into a set of intrinsic mode functions. After that the interference in each decomposition mode is filtered out by wavelet threshold. Finally, all the mode signals are superimposed to complete the signal reconstruction, and the millimeter wave radar signal without interference is achieved. In this paper, trap avoidance operators are added to PSA to increase the scope of exploration and avoid local optimality. In the process of wavelet threshold, hard threshold function is improved to solve the problem of poor continuity. Simulation experiments and actual experiments in multi-objective scenarios show that the proposed method can effectively suppress interference signals and improve the detection performance of radar.

Key words: millimeter wave radar; successive variational mode decomposition; PID search algorithm; wavelet threshold

0 引言

随着毫米波半导体技术和智能交通的迅速兴起, 毫米波雷达因其全天候、高精度和高稳定性成

为自动驾驶领域的核心传感器之一, 用以实现环境感知和决策制定。然而由于毫米波雷达部署数量的快速增长, 雷达之间的干扰不可忽略。干扰会提高噪声水平以降低信噪比, 从而影响目标检

测或成像性能,对雷达成像、目标跟踪等重要应用带来安全隐患。因此,如何解决毫米波雷达之间的干扰已成为不可避免的问题^[1]。

在实际应用中,毫米波雷达信号通常表现出非线性和非平稳特性,可用信号分解方法进行处理和分析。此类方法首先根据雷达信号的特征将其分解为不同的模态,在各模态中对干扰进行检测和抑制,最后叠加所有模态完成信号重构^[2]。

经验模态分解(Empirical Mode Decomposition, EMD)通过检测信号的极值点和多次迭代对信号进行分解,针对EMD容易出现模态混叠的问题,一类引入白噪声进行分析的算法被提出^[3-4]。鲁棒经验模态分解(Robust Empirical Mode Decomposition, REMD)在EMD中加入一种软筛选停止准则,用于停止EMD筛选过程^[5]。辛几何模态分解(Symplectic Geometric Mode Decomposition, SGMD)利用辛几何相似变换将数据表示为对应不同特征的多个模态的组合^[6]。

在现实交通场景中,目标会出现在雷达前方的不同距离处,雷达在不同距离的检测性能与频率特性有关,因此信号分解方法应用于雷达信号时需要考虑频率特性。上述模态分解方法在频域不等间隔地划分频带,这导致不同距离处的信干比不同,影响雷达检测性能^[7]。变分模态分解(Variational Mode Decomposition, VMD)可以将受扰雷达信号分解成一组本征模态函数。由于各模态间彼此正交且中心频率不同,雷达信号在频域按距离被均匀划分^[8],因此目标在不同的IMF中具有相似的信干比,干扰抑制更有效。然而VMD的模态分解数参数设置困难且易受到噪声的影响,分解效果难以保证^[9]。逐次变分模态分解(Successive Variational Mode Decomposition, SVMD)通过逐步分解的方式适应信号的复杂特性,调整每个模态的频率范围,自适应确定模态分解数^[10]。此外由于逐步分解的特性,能够在每个阶段中减少噪声对模态提取的干扰,提高信号分解质量。然而SVMD的分解性能受最大正则化系数maxAlpha影响,这个参数通常需要进行大量试验确定最优值。

基于上述研究,本文提出了基于信号分解技术SVMD的雷达干扰抑制方法。首先选择了最大

互信息系数^[11]作为适应度函数,利用加入陷阱避免算子^[12]的PSA算法对maxAlpha进行优化选择。PSA是一种基于增量比例-积分-微分(Proportional Integral Derivative, PID)调整系统偏差进行收敛迭代的优化算法^[13]。接着通过SVMD对受扰雷达信号进行分解,将不同距离处目标分离,然后在每个模态中进行小波阈值^[14]以完成干扰抑制,最后叠加所有模态完成信号的重构。

1 车载雷达信号模型

大多数车载毫米波雷达工作在FMCW模式下,雷达的发射信号表示为

$$S_T(t) = e^{j2\pi\left(f_c t + \frac{1}{2}kt^2\right)} \quad (1)$$

式中, k 为调频率, f_c 为载波频率。设目标相对于雷达的初始距离为 R_e ,径向速度为 v_e ,则目标与雷达的瞬时距离 $R_e(t) = R_e - v_e \cdot t$ 。 c 为光速,回波信号的时延表示为 $\tau_e = 2R_e/c$,目标回波信号表示为

$$S_E(t) = S_T(t - \tau_e) = e^{j2\pi\left(f_c(t - \tau_e) + \frac{1}{2}k(t - \tau_e)^2\right)} \quad (2)$$

若干扰雷达相对于受扰雷达的距离为 R_i ,径向速度为 v_i ,则两者瞬时距离 $R_i(t) = R_i - v_i \cdot t$,时延 $\tau_i = R_i/c$,干扰信号表示为

$$S_I(t) = S_T(t - \tau_i) = e^{j2\pi\left(f_c(t - \tau_i) + \frac{1}{2}k(t - \tau_i)^2\right)} \quad (3)$$

将目标回波信号和干扰信号相加,得到受扰雷达的接收信号:

$$S_R(t) = S_E(t) + S_I(t) + W \quad (4)$$

式中, W 为高斯白噪声。在实际应用中需要将接收信号与发射信号的复共轭进行混频操作得到拍频信号,便于信号的处理与分析。

2 干扰抑制方法基本原理

2.1 逐次变分模态分解

设输入信号为 $f(x)$,将其分解为第 L 模态 $u_L(x)$ 和残差信号 $f_r(x)$, $f_r(x)$ 是除了 $u_L(x)$ 以外的输入信号,包括分解完成的模态总和 $\sum_{i=1}^{L-1} u_i(x)$ 以及未进行处理的信号 $f_u(x)$ 。 $f(x)$ 表示为

$$f(x) = u_L(x) + f_r(x) = u_L(x) + \sum_{i=1}^{L-1} u_i(x) + f_u(x) \quad (5)$$

SVMD以连续的变分模式方式提取IMF,设有4个约束条件^[10]:

1) 每个模态集中于中心频率,第 L 模态的最小化约束:

$$J_1 = \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) * u_L(t) \right] e^{-jw_L t} \right\|_2^2 \quad (6)$$

式中, w_L 为第 L 模态的中心频率,*为卷积运算。

2) 为了 $u_L(x)$ 在具有有效分量的前提下使 $f_L(x)$ 能量最小化,使用滤波器进行约束,其频率响应为 $\hat{\beta}_L(w) = \frac{1}{\alpha(w - w_L)^2}$,第2个约束条件为

$$J_2 = \left\| \beta_L(x) * f_L(x) \right\|_2^2 \quad (7)$$

3) 在 J_1 和 J_2 约束条件下,为了避免第 L 模态和前 $L-1$ 个模态重叠,现采用滤波器使 $u_L(x)$ 在前 $L-1$ 个模态的中心频率附近有更少的能量,其频率响应为 $\hat{\beta}_i(w) = \frac{1}{\alpha(w - w_i)^2}$, $i = 1, 2, \dots, L-1$,第3

个约束条件为

$$J_3 = \sum_{i=1}^{L-1} \left\| \beta_i(x) * u_L(x) \right\|_2^2 \quad (8)$$

4) 第4个约束则是各模态和残差信号可以重建为原始信号。

根据4个约束条件,将第 L 模态的提取问题转化为最小化约束问题,用参数因子 α 平衡 J_1 、 J_2 和 J_3 :

$$\begin{aligned} \min_{u_L, w_L, f_L} & \left\{ \alpha J_1 + J_2 + J_3 \right\} \\ \text{subject to:} & u_L(x) + f_L(x) = f(x) \end{aligned} \quad (9)$$

对于这个最小化问题,可以通过组合惩罚项和拉格朗日乘数建立拉格朗日函数,使用交替方向乘子法进行求解^[10]。

2.2 改进PSA优化算法

最大正则化因子maxAlpha决定式(9)中 α 的最大值,控制频率范围和分解的精细度。用PSA对maxAlpha进行寻优,能够提高分解性能。PSA利用系统偏差进行迭代优化。假设在第 n 次迭代,全局最佳值为 $y^*(n)$ 。第 n 次迭代最佳值为 $y(n)$,此时全局偏差 $e_k(n)$:

$$e_k(n) = y^*(n) - y(n) \quad (10)$$

式中, $n = k$,当迭代次数为 n 时前一次迭代全局偏差表示为 $e_{k-1}(n)$,前两次迭代全局偏差表示为 $e_{k-2}(n)$ 。当 $n = 1$ 时,令 $e_k(n) = e_{k-1}(n) = e_{k-2}(n)$;当 $n > 1$ 时,令 $e_{k-2}(n) = e_{k-1}(n-1)$ 。在PSA中, $e_{k-1}(n)$ 和 $e_k(n-1)$ 分别表示为

$$\begin{cases} e_{k-1}(n) = y^*(n) - y(n-1) \\ e_k(n-1) = y^*(n-1) - y(n-1) \end{cases} \quad (11)$$

由于不同迭代时刻下全局最佳值不一定相同, $e_{k-1}(n)$ 和 $e_k(n-1)$ 不一定相等,联立两式得 $e_{k-1}(n)$ 表达式:

$$e_{k-1}(n) = e_k(n-1) + y^*(n) - y^*(n-1) \quad (12)$$

当迭代次数为 n 时增量PID的输出值 $\Delta u(n)$:

$$\Delta u(n) = K_p \cdot r_3 [e_k(n) - e_k(n-1)] + K_i \cdot r_4 \cdot e_k(n) + K_d \cdot r_5 \cdot [e_k(n) - 2e_{k-1}(n) + e_{k-2}(n)] \quad (13)$$

式中, r_3, r_4, r_5 为(0,1)的随机数列向量, K_p, K_i, K_d 分别为比例、积分、微分的调整系数。为了避免局部最优,增加条件因子 $o(n)$:

$$o(n) = \left[\cos \left(1 - \frac{n}{T} \right) + \lambda r_6 \cdot L \right] \cdot e_k(n) \quad (14)$$

式中, r_6 为(0,1)的随机数列向量,调节系数 $\lambda = \left[\frac{\ln(N-n+2)}{\ln N} \right]^2$, N 为最大迭代次数,莱维飞行函

数 $L = \frac{u\sigma}{|v|^{1/\beta}}$,其中 $\sigma = \frac{\Gamma(1+\beta) \times \sin(\pi\beta/2)}{\Gamma(1+\beta/2) \times \beta \times 2}$, $\beta =$

1.5, u 和 v 为服从标准正态分布的随机数列向量。 r_6 为(0,1)的随机数列向量, $\eta = r_6 \cos(n/N)$,种群更新公式为

$$y(n+1) = y(n) + \eta \cdot \Delta u(n) + (1-\eta) \cdot o(n) \quad (15)$$

陷阱避免算子(Trap Avoidance Operator, TAO)组合全局最佳值 $y^*(n)$ 和第 n 次迭代最佳值 $y(n)$,改善 $y(n+1)$ 的位置,表示为

$$\begin{cases} y_{\text{TAO}} = y(n+1) + \theta_1 \cdot \mu_1 \cdot y^*(n) - \theta_1 \cdot \mu_2 \cdot y(n) + \\ \quad \theta_1 \cdot \theta_2 \cdot \delta \cdot (\mu_1 \cdot \text{Mean}(y(n)) - \mu_2 \cdot y(n)), \mu_1 < 0.5 \\ y_{\text{TAO}} = y^*(n) + \theta_1 \cdot \mu_1 \cdot y^*(n) - \theta_1 \cdot \mu_2 \cdot y(n) + \\ \quad \theta_1 \cdot \theta_2 \cdot \delta \cdot (\mu_1 \cdot \text{Mean}(y(n)) - \mu_2 \cdot y(n)), \text{其他} \end{cases} \quad (16)$$

y_{TAO} 为 $y(n+1)$ 的更新值。设置 rand 、 Δ 、 θ_1 和 θ_2 分

别是(0,1)、(0,1)、(-1,1)和(-0.5,0.5)之间的随机数, $\mu_1 = \begin{cases} 3 \cdot rand, \Delta < 0.5 \\ 1, \text{其他} \end{cases}, \mu_2 = \begin{cases} rand, \Delta < 0.5 \\ 1, \text{其他} \end{cases}$ 。

由于参数 μ_1 和 μ_2 的选择具有随机性,有助于逃离局部最优解。

完成 y_{TAO} 更新后,算法进入第 $n+1$ 次迭代,重复执行式(11)~(16)。迭代次数达到最大值后,此时的全局最佳值为最优解。

PSA在搜索最优解的过程中需要设置一个适应度函数用于评估种群内个体的优劣。最大互信息系数(Maximal Information Coefficient, MIC)可用于衡量两个信号的关联程度,为了模态分解后将不同距离的目标回波信号分解到不同模态中,应保证各模态间MIC最小且各模态与受扰信号间MIC最大。适应度函数表示为

$$fitness(S_R(t), L) = \frac{\sum_{m=1}^{L-1} MIC(mode(m), mode(m+1))}{\sum_{m=1}^L MIC(mode(m), S_R(t))} \quad (17)$$

式中, $S_R(t)$ 为受扰信号, L 为模态数。

2.3 小波阈值干扰抑制

小波阈值通常用于信号去噪且噪声能量通常小于有用信号^[15],然而车载毫米波雷达在受到干扰时,接收信号中干扰信号的能量往往大于目标回波信号。因此可将目标回波信号作为噪声分量,干扰信号作为有用信号,通过小波阈值将两者进行分离,从而达到干扰抑制的效果。

小波阈值主要参数为小波基函数、分解水平、阈值和阈值函数。本文小波基函数选择Daubechies小波,分解水平为5。由于小波分解层数越高,与原始信号的相关性越低,需要选取较小的阈值,避免分解层数较高时有用信号被滤除的问题^[16],选用自适应阈值:

$$\lambda = \begin{cases} 0.8\lambda_j, & r \in (0, 0.5] \\ 0.9\lambda_j, & r \in (0.5, 0.7] \\ \lambda_j, & r \in (0.7, 1] \end{cases} \quad (18)$$

式中, $\lambda_j = \frac{\sigma \sqrt{2 \ln M}}{e^j - \frac{1}{2}j^2 + 2}$ 为小波分解第 j 层的阈值,

其中 M 为信号长度, $\sigma = \frac{median(|w_{jk}|)}{0.6745}$,

$median(|w_{jk}|)$ 为计算信号的中值。 r 为第 j 层小波分解系数与原始信号系数的相关强度。该阈值可以根据相关系数 r 的不同自适应改变阈值大小。

传统阈值函数为硬阈值和软阈值函数,分别有着函数不连续和改变小波分解系数的问题。本文通过结合软阈值和硬阈值的特点设计了一种改进硬阈值函数,表示如下:

$$\hat{w}_{jk} = \begin{cases} w_{jk}, & |w_{jk}| > \lambda_2 \\ \text{sgn}(w_{jk}) \sin \left[\frac{\pi}{2} \cdot \left(\frac{|w_{jk}| - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1} \right)^\beta \right], & \lambda_1 \leq |w_{jk}| \leq \lambda_2 \\ 0, & |w_{jk}| < \lambda_1 \end{cases} \quad (19)$$

该阈值函数拥有调节因子 λ_1 和 λ_2 ,其中 λ_1 为式(18)的自适应阈值, $\lambda_2 = a\lambda_1$,本文设置 $a = 1.5$ 。当 $|w_{jk}| > \lambda_2$ 时与硬阈值函数相同,为了解决硬阈值函数不连续的问题, $\lambda_1 \leq |w_{jk}| \leq \lambda_2$ 时进行平滑处理,并以参数 β 控制凹凸程度。

2.4 基于PSA-SVMD与小波阈值的雷达干扰抑制算法

综合考虑SVMD和小波阈值函数的优缺点,本文提出一种联合PSA-SVMD与改进小波阈值的雷达干扰抑制方法。首先,以最大互信息系数为适应度函数,使用PSA算法对SVMD参数maxAlpha寻优,随后通过SVMD将信号分解为一组IMF,在每个模态进行小波阈值去除干扰,最后叠加各IMF完成干扰抑制。

方法流程如图1所示,具体步骤如下:

1) 确定优化变量maxAlpha,设置PSA的搜索范围,最大迭代次数和种群数,以最大互信息系数为适应度函数。开始当次迭代,计算种群内所有个体的适应度值,更新全局最佳值和当前迭代最佳值,根据式(13)和式(14)计算增量PID输出值和条件因子,得到种群更新公式,通过TAO算子完成种群更新,结束当次迭代。判断是否达到最大迭代次数,若满足条件则输出当前全局最佳值;若不满足条件则重复式(11)~(16)。

2) 经过PSA确定最佳参数 $\max\alpha$ 后,通过SVMD将受扰雷达信号进行分解,得到一组IMF。

3) 对分解得到的每个IMF进行小波变换分解信号,通过所设阈值函数对小波系数进行阈值处理,将小于阈值的分量去除,提取干扰信号分量。

4) 分别去除每个IMF中对应的干扰分量,依次叠加所有IMF,完成信号重构,输出干扰抑制后的毫米波雷达信号。

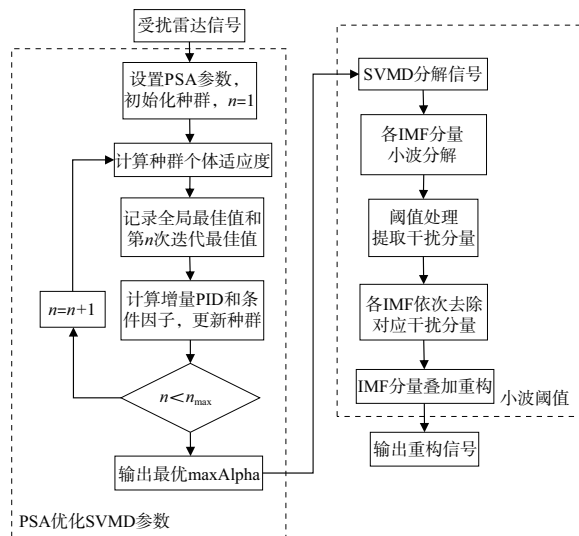


图1 基于优化SVMD的雷达干扰抑制方法流程图

3 仿真与结果分析

3.1 仿真场景

为了验证本文方法的有效性,本文模拟了6个目标和2个干扰源的实验场景,场景中6个目标具有不同的距离、速度以及散射系数,如表1所示(速度为正代表目标靠近,速度为负代表目标远离)。干扰雷达与受扰雷达具体参数见表2。此外,为了模拟雷达系统的热噪声和测量误差,加入了信噪比为10 dB的高斯白噪声。

表1 仿真的目标信息

目标数	距离/m	速度/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	散射系数
1	30	-2.8	0.2
2	80	3.9	0.05
3	100	-5.0	0.06
4	150	6.1	0.3
5	180	-7.2	0.15
6	220	8.3	0.04

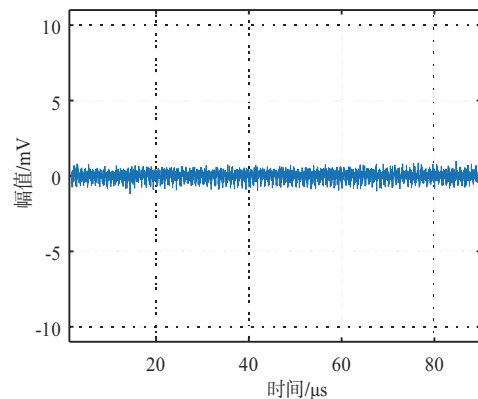
表2 仿真的雷达参数

参数	受扰雷达	干扰雷达
中心频率/GHz	77	77, 77
带宽/MHz	600	900, 1 200
信号持续时间/ μs	100	100, 100
调频率/($\text{MHz}\cdot\mu\text{s}^{-1}$)	6	9, -12
采样率/MHz	40	

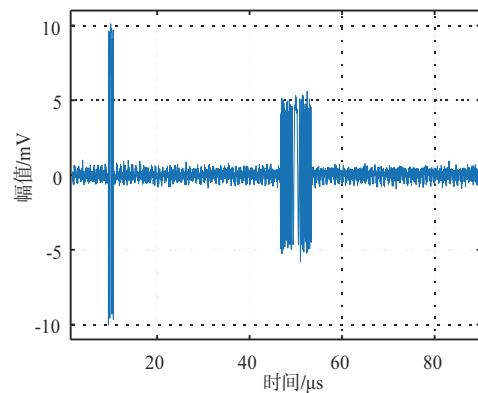
如图2(a)~(b)所示,干扰信号能量较高且在时域中呈稀疏性,受扰信号在时域中表现为目标回波信号和干扰信号的叠加。通过距离维快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)将信号从时域变换到频域后如图2(c)~(d)所示,目标回波在频谱中呈现为一个狭窄的频谱线,其中中心频率对应于目标的距离,干扰呈现宽带功率且增加了基底噪声,80、100和220 m处3个散射系数较小的弱目标信号被噪声淹没,造成漏检。

3.2 SVMD信号分解及小波阈值结果分析

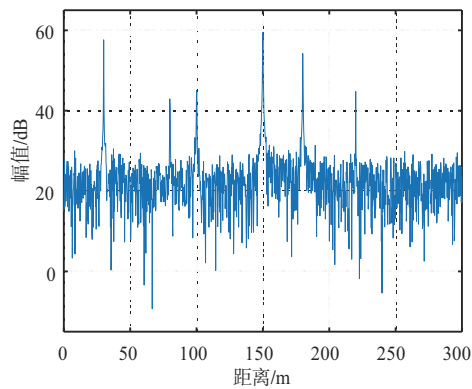
本文用改进的PSA算法对 $\max\alpha$ 进行优化



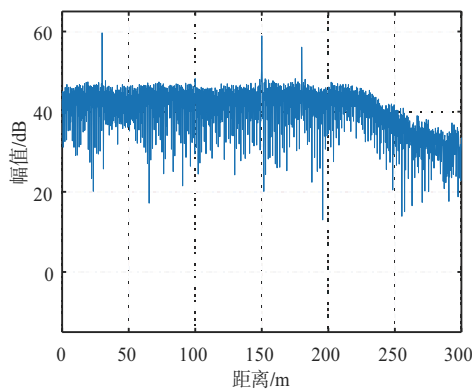
(a) 无干扰信号时域图



(b) 受扰信号时域图



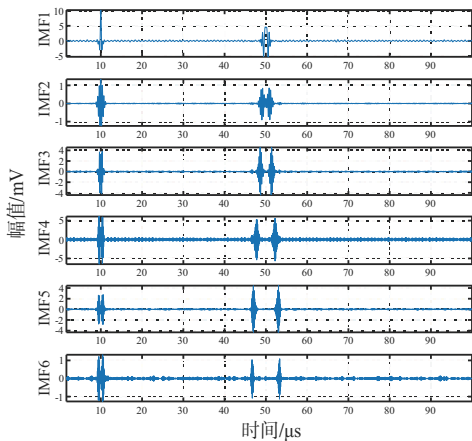
(c) 无干扰信号距离 FFT 图



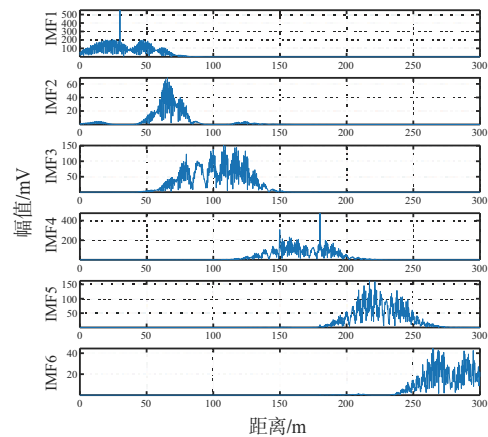
(d) 受扰信号距离 FFT 图

图2 无干扰信号和受扰信号的时域图和距离 FFT 图

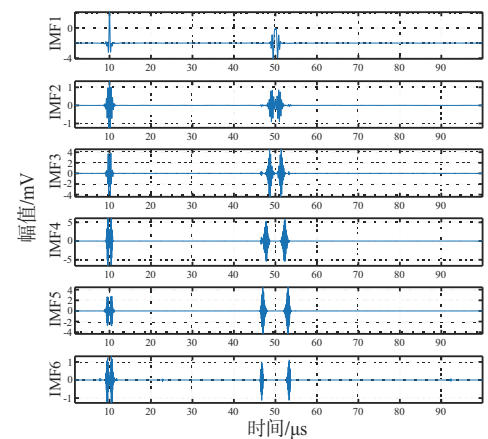
迭代,PSA 中设置迭代次数为 10,种群数量为 10,搜索范围为 $[500,2\,000]$ 。用参数优化后的SVMD对受扰信号进行分解,时域分解结果如图3(a)所示,由于SVMD具有带限分解特性,在频域中将图2(d)的整个频带分成如图3(b)所示的6个均匀距离段,不同距离的目标被分到不同的IMF中。IMF中目标数量的减少有助于使用低阶模型重建目标



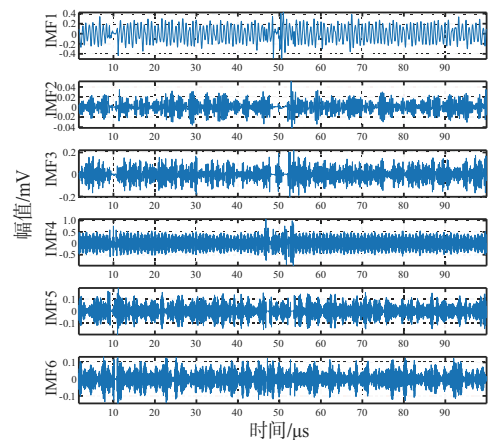
(a) SVMD后时域图



(b) SVMD后距离 FFT 图



(c) 各IMF中的干扰



(d) 各IMF信号重构后

图3 干扰抑制流程结果图

回波,降低干扰抑制过程中的信号复杂度,增强抑制效果。将完成分解后的信号进行小波阈值处理,图3(c)为各个IMF中通过小波阈值分离出的干扰分量,图3(d)为干扰去除后的结果。

叠加所有 IMF 完成信号的重构,时域波形图和距离 FFT 图如图 4 所示。时域中幅度较大的干扰分量被消除,频域中本底噪声得到下降,3 个弱目标已然局部峰值较为明显,能够有效地被检测到。

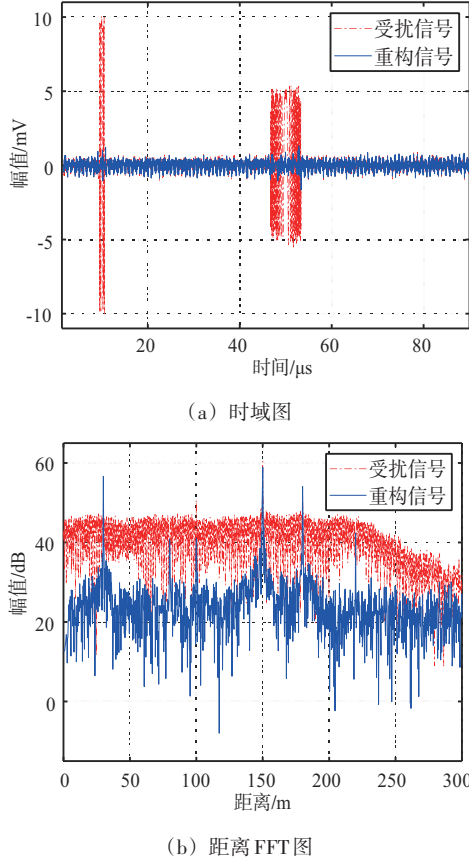


图4 受扰信号和重构信号的时域图和距离 FFT 图

3.3 不同模态分解方法对比分析

引入 3 种模态分解方法用于同 SVM 进行比较,包括鲁棒经验模态分解(REMD)、辛几何模态分解(SGMD)以及变分模态分解(VMD)。在 VMD 中,为了将仿真场景中不同距离处的 6 个目标分解入不同模态中,设置模态分解数为 6,并通过多次实验的性能评估对 VMD 惩罚因子进行对比择优。3 种方法的信号分解结果如图 5 所示。

图 5(a)~(b)为 REMD 的分解结果,IMF1 和 IMF2 包含了大部分频率分量且频率重叠较大,这种分解特征使得干扰分量和目标回波过度集中,分解效果差。图 5(c)~(d)为 SGMD 的分解结果,虽然频率分量并未大量集中,但各个模态重叠明

显,导致部分信息丢失或模糊化,影响准确性和稳定性。图 5(e)~(f)为 VMD 的分解结果,能够将频谱均匀分开且与 SVM 的分解结果类似。

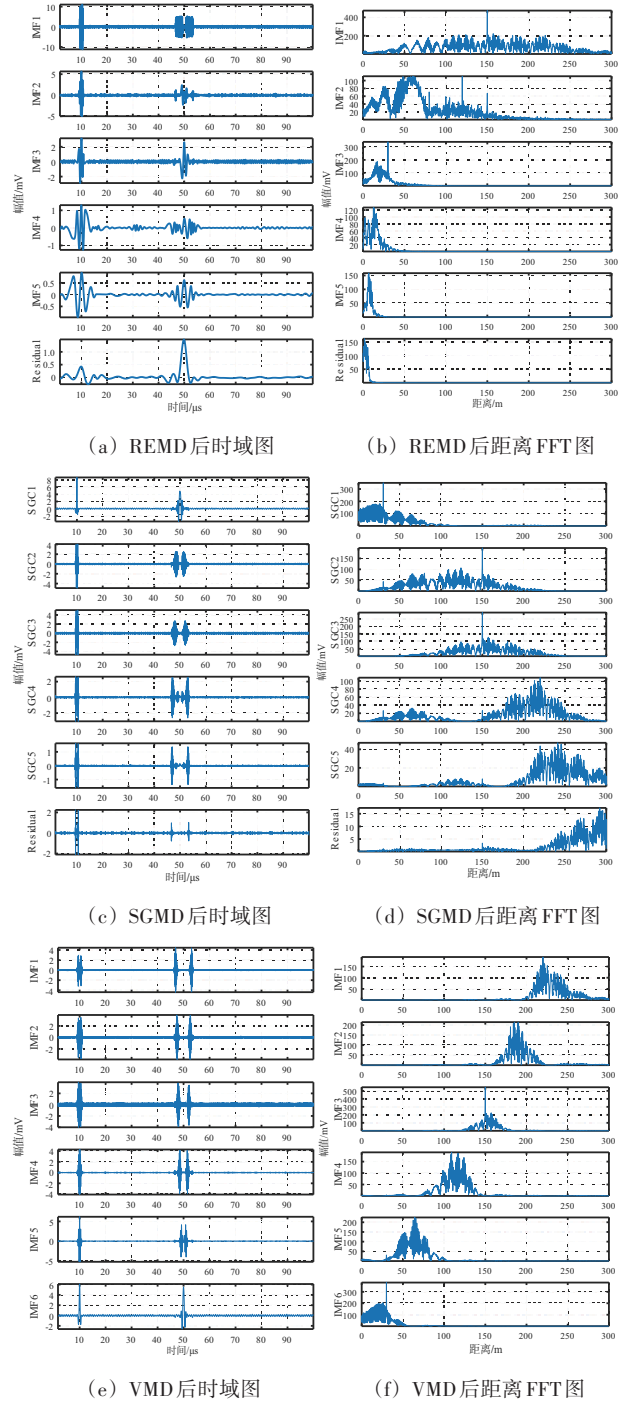


图5 不同模态分解方法分解结果图

本文引入信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR)、均方误差(Mean Squared Error, MSE)、归一化互相关系数(Normalized Cross-Corre-

lation, NCC) 作为用于性能比较的评估指标, 如式 (20)~(22) 所示。 x_i 是无干扰的纯净信号, x_i^{re} 为干扰抑制后的重构信号, N 为信号长度。

$$\text{SINR} = 10 \log \frac{\sum_{i=1}^N x_i^2}{\sum_{i=1}^N (x_i - x_i^{\text{re}})^2} \quad (20)$$

$$\text{MSE} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i - x_i^{\text{re}})^2}{N} \quad (21)$$

$$\text{NCC} = \frac{\sum_{i=1}^N (x_i \cdot x_i^{\text{re}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (x_i)^2 \cdot \sum_{i=1}^N (x_i^{\text{re}})^2}} \quad (22)$$

积分旁瓣比 (Integrated Sidelobe Ratio, ISLR) 表示频域内目标信号峰值相邻旁瓣的能量与主瓣能量的比值, 可用于衡量降低底噪的能力, ISLR 值越小, 目标检测性能越好, 公式如下:

$$\text{ISLR} = 10 \log 10 \left(\frac{\sum_{m=c}^a F^2(m) + \sum_{m=b}^d F^2(m)}{\sum_{m=a}^b F^2(m)} \right) \quad (23)$$

式中, F 为 x_i^{re} 的频谱, 间隔 $[a, b]$ 限定目标主瓣, 间隔 $[c, d]$ 限定目标旁瓣。

本文车载毫米波雷达干扰抑制流程主要分为模态分解和小波阈值两个部分, 因此在对比 4 种模态分解方法的干扰抑制性能时需要采用控制变量法, 即仅改变模态分解部分中信号的分解方式, 对完成分解的信号采用相同参数的小波阈值进行后续处理。引入 CFAR-Burg^[17] 和 ProxSGD^[18] 两种雷达干扰抑制方法, 结合 4 种模态分解方法共同进行性能对比, 详细数值如表 3 所示。

表 3 仿真实验不同方法干扰抑制性能

评价指标	REMD	SGMD	VMD	PSA-SVMD	CFAR-Burg	ProxSGD
SINR/dB	9.002 2	10.797 6	12.077 1	12.875 9	11.351 4	11.833 1
MSE	0.033 7	0.026 8	0.019 8	0.017 7	0.020 9	0.215
NCC/%	85.63	90.87	92.40	92.76	91.43	91.75

在表 3 中, REMD 和 SGMD 由于频谱集中和模态重叠的问题在 SINR、MSE 和 NCC 3 个指标上性能较差, 与图 3 和图 5 的分解结果图对应。图 6 为 6 种方法在 80、100 和 220 m 3 个弱目标回波信号处 ISLR 柱状比较图。综合 4 个评价指标, VMD 和 PSA-SVMD 两者的 SINR 和 NCC 最高, MSE 和 ISLR 最低, 数值相似且优于其余所有方法, 干扰抑制效果最强。

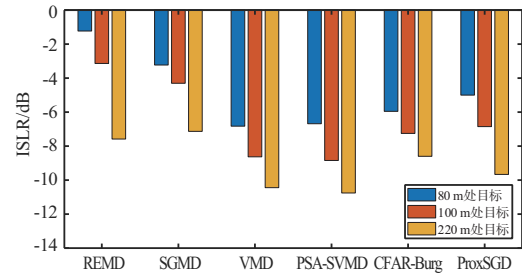


图 6 80、100 和 220 m 处目标 ISLR 柱状对比图

由于分解方式的相似性, VMD 和 PSA-SVMD 表现出的性能相似。此时仿真环境加入的是信噪比为 10 dB 的高斯白噪声, 然而由于 VMD 对噪声更加敏感, 现改变信噪比数值进一步分析。表 4 为不同信噪比下 VMD 和 PSA-SVMD 性能对比。在信噪比不小于 10 dB 时, 两者性能指标数值接近, 但当小于 10 dB 时 PSA-SVMD 干扰抑制的能力明显强于 VMD。

表 4 不同 SNR 下 VMD 和 PSA-SVMD 性能对比

信噪比/ dB	SINR/dB		MSE		NCC/%	
	VMD	PSA-VMD	VMD	PSA-VMD	VMD	PSA-VMD
-15	-30.120 7	-27.023 6	2.375 9	2.116 4	18.31	19.61
-10	-19.326 2	-17.238 5	0.810 9	0.701 0	23.93	27.66
-5	-10.611 4	-8.842 0	0.315 2	0.234 3	44.81	49.01
0	-0.393 4	1.526 3	0.083 1	0.065 9	66.38	71.42
5	7.542 3	8.426 0	0.033 0	0.027 6	82.36	85.36
10	12.077 1	12.875 9	0.019 8	0.017 7	92.40	92.76
15	15.571 1	15.732 6	0.013 0	0.012 6	94.17	94.87

3.4 运行时间及复杂度分析

在各模态分解方法中, 设雷达接收信号的长度为 N , 分解信号的迭代数为 T , 模态数为 K 。REMD 需要对信号进行多次寻找极值点和构建包络处理, 复杂度与信号长度成线性关系, 总体复杂度表示为 $O(T \cdot N)$ 。SGMD 通过迭代提取模态, 在保持能量和信号结构的同时减少迭代次数, 从而提升效率, 总体复杂度表示为 $O(K \cdot T \cdot N)$ 。VMD 在分解信号过程中, 每个模态傅里叶变换的复杂度为 $O(T \cdot N \log N)$, 更新各个模态参数的复杂度为 $O(KN)$, 总体复杂度表示为 $O(T \cdot (N \log N + KN))$ 。PSA-SVMD 的特点是逐次提取模态, 每个模态提取的复杂度类似于 VMD, 总体复杂度为所有模态提

取复杂度的叠加,表示为 $O(K \cdot T \cdot (N \log N))$ 。VMD涉及大量矩阵运算,全局优化且复杂度较高,PSA-SVMD则利用逐次提取的方式,降低计算复杂度,使得每一步的计算更加集中,提高效率。CFAR-Burg主要包括短时傅里叶变换为和自回归预测法,总体复杂度为 $O(S \cdot M \log M + N \cdot p)$, M 为由长度 N 的信号划分的每个窗口长度, S 为窗口数, p 为自回归阶数。ProxSGD通过 l_1 范数的软阈值化操作进行近端投影,多次迭代得出最优值,在迭代数为 T 时总复杂度为 $O(T \cdot N)$ 。

基于各模态分解的干扰抑制流程分为信号分解和干扰检测与抑制两个部分,本文使用3.3节中的模拟数据分别计算每个部分的运行时间,详细数据如表5所示。在信号分解部分,VMD和PSA-SVMD由于是一个优化问题求解过程,因此比REMD和SGMD更耗时。干扰检测及抑制部分4种信号分解方法耗时相差不大,CFAR-Burg由于通过自回归模型进行信号恢复,增加了算法时间。ProxSGD运用近端梯度下降法,优化迭代过程增加耗时。

表5 不同方法的运行时间

方法	信号分解 运行时间/s	干扰检测及抑制 运行时间/s	总时间/s
REMD	0.057 8	0.152 9	0.210 7
SGMD	0.095 2	0.169 7	0.264 9
VMD	0.370 7	0.143 2	0.513 9
PSA-SVMD	0.274 6	0.156 9	0.431 5
CFAR-Burg	—	0.565 4	0.565 4
ProxSGD	—	1.498 0	1.498 0

3.5 阈值函数性能比较

本文设计了一种改进硬阈值函数,现采用控制变量法,即在整个雷达干扰抑制流程中仅改变小波阈值滤波中的阈值函数,其余参数保持不变。引入软、硬阈值函数及文献[19-20]中阈值函数进行对比,对干扰的抑制效果定量分析。由表6结果可知,本文的改进硬阈值函数SINR和MSE最高,NCC最小,有效解决了函数不连续的问题,使其具有更好的平滑性,拥有很好的干扰抑制性能。

表6 不同阈值函数干扰抑制性能

阈值函数	评价指标		
	SINR/dB	MSE	NCC/%
软阈值函数	3.401 7	0.070 1	78.74
硬阈值函数	7.966 4	0.037 0	89.52
文献[19]阈值函数	11.023 2	0.025 7	88.37
文献[20]阈值函数	10.930 4	0.027 8	91.12
改进硬阈值函数	12.875 9	0.017 7	92.76

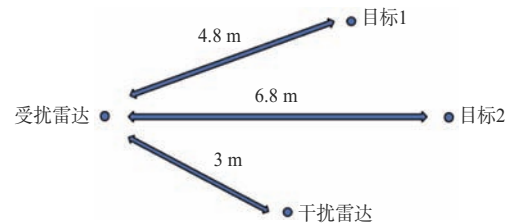
4 实测数据验证与分析

4.1 实测实验场景

本文设计了一个真实的实验场景来验证该方法的有效性。实验中将AWR1843雷达板作为受扰雷达,AWR1443雷达板作为干扰雷达,DCA1000采集板记录数据。实验场景中设备位置如图7所示。干扰雷达位于受扰雷达右前侧,距离为3 m。受扰雷达前方6.8 m和左前方4.8 m处有两个行人目标。两台雷达的具体参数如表7所示。



(a) 实测实验场景



(b) 实测实验场景示意图

图7 实验场景图

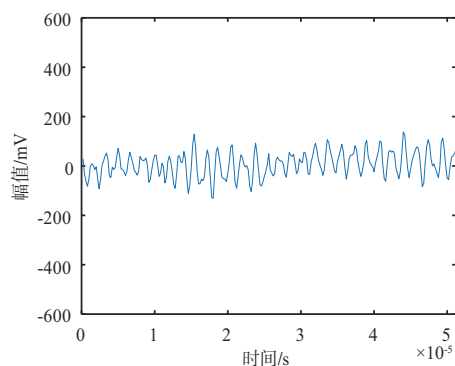
表7 雷达系统参数

类型	中心频率/ GHz	带宽/ MHz	调频率/ (MHz·μs ⁻¹)	采样频率/ MHz	信号持续 时间/μs	采样 点数
受扰 雷达	77	1 758.36	29.306	5	61.2	256
干扰 雷达	77	918.65	9.994	6.25	91.92	512

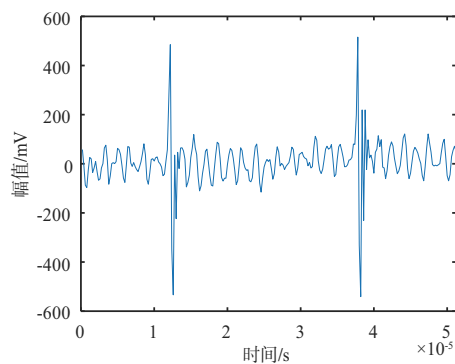
在此实测场景下,无干扰信号和受扰信号的时域图如图 8(a)~(b)所示,距离 FFT 图如图 8(c)~(d)所示。在加入干扰后底噪上升,4.8 m 和 6.8 m 处的两个行人为弱目标,无法被检测出。

4.2 结果分析及对比实验

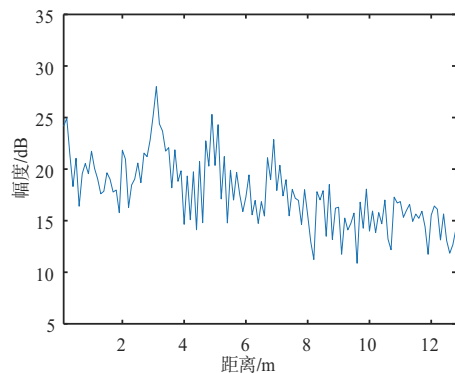
PSA-SVMD 中迭代次数和种群规模都设置为 10,上下界为 500 和 1 500,最大互信息系数为适应度函数。通过完成参数优化的 SVMD 对信号进行分解,在各模态中进行小波阈值,重构信号时域图如图 9(a)所示,受扰波形已被重构。距离 FFT 域



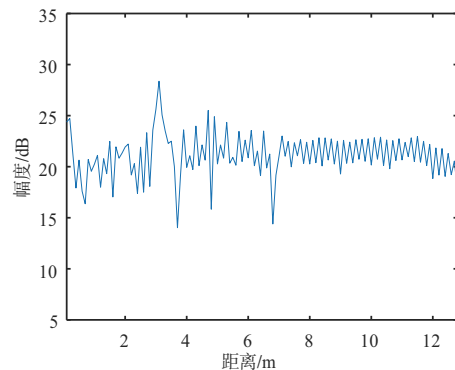
(a) 无干扰信号时域图



(b) 受扰信号时域图

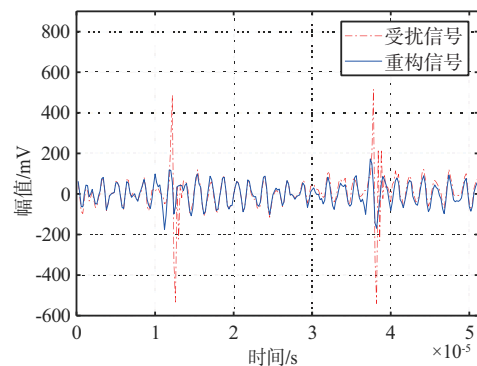


(c) 无干扰信号距离 FFT 图

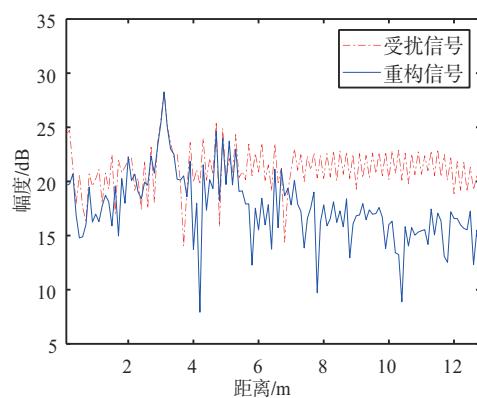


(d) 受扰信号距离 FFT 图

图 8 无干扰信号和受扰信号的时域图和距离 FFT 图如图 9(b)所示,4.8 m 和 6.8 m 处的目标波峰由于底噪降低而重现,信号检测性能增强。



(a) 时域图



(b) 距离 FFT 图

图 9 无干扰信号和重构信号的时域图和距离 FFT 图

表 8 中 PSA-SVMD 的 SINR 和 MSE 分别为 26.173 8 和 0.147 4, 优于另外 5 种方法, 仅在 NCC 上低于 ProxSGD 方法约 1%, 差距并不大。图 10 为 6 种方法在 4.8 m 和 6.8 m 两个目标处 ISLR 的柱状图。PSA-SVMD 方法在两个目标处的 ISLR 均为最小值, 说明频域中目标峰值周围的底噪越低, 目标

检测性能越强,干扰抑制效果最好。

表8 实测实验不同方法干扰抑制性能

评价指标	REMD	SGMD	VMD	PSA-SVMD	CFAR-Burg	ProxSGD
SINR/dB	21.964 4	23.362 7	23.914 3	26.173 8	21.998 3	24.203 3
MSE	0.216 5	0.182 2	0.149 4	0.147 4	0.309 9	0.165 5
NCC/%	79.20	88.50	90.25	91.09	80.48	92.07

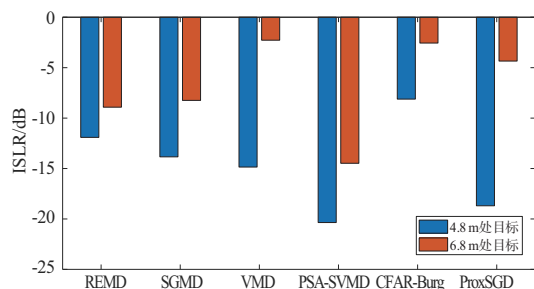


图10 4.8 m和6.8 m处目标ISLR柱状对比图

5 结束语

为了解决毫米波雷达间互相干扰的问题,本文提出一种PSA-SVMD结合小波阈值的干扰抑制方法。利用PSA确定SVMD的最优参数,通过SVMD对受扰信号进行分解并对分解后各个模态进行小波阈值处理,滤除干扰分量。通过仿真和实测数据实验,与其他模态分解方法对比,结果表明在SINR、MSE、NCC 3个衡量标准下的PSA-SVMD方法性能更优,本文改进的硬阈值函数也能够有效重构出目标回波信号,拥有很好的干扰抑制性能。

参考文献:

- [1] WANG Yunxuan, HUANG Yan, WEN Cai. Mutual Interference Mitigation for Automotive FMCW Radar with Time and Frequency Domain Decomposition [J]. IEEE Trans on Microwave Theory and Techniques, 2023, 71 (11):5028-5044.
- [2] 蒋留兵,郑朋,车俐.基于EMD的车载雷达抗干扰研究[J].雷达科学与技术,2022,20(1):51-57.
- [3] HAO Tong, JING Liwen, HE Wenchao. An Automated GPR Signal Denoising Scheme Based on Mode Decomposition and Principal Component Analysis [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023,20:1-5.
- [4] QU Lele, LIU Chuyan, YANG Tianhong, et al. Vital Sign Detection of FMCW Radar Based on Improved Adaptive

Parameter Variational Mode Decomposition [J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(20):25048-25060.

- [5] LIU Zhiliang, PENG Dandan, ZUO Mingjian, et al. Improved Hilbert-Huang Transform with Soft Sifting Stopping Criterion and its Application to Fault Diagnosis of Wheelset Bearings [J]. ISA Transactions, 2022, 125:426-444.
- [6] PAN Haiyang, YANG Yu, LI Xin, et al. Symplectic Geometry Mode Decomposition and its Application to Rotating Machinery Compound Fault Diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 114:189-211.
- [7] LI Yanbing, FENG Bo, ZHANG Weichuan. Mutual Interference Mitigation of Millimeter-Wave Radar Based on Variational Mode Decomposition and Signal Reconstruction [J]. Remote Sensing, 2023, 15(3):557.
- [8] DRAGOMIRETSKIY K, ZOSSO D. Variational Mode Decomposition [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2014, 62(3):531-544.
- [9] ZHOU Wen, HAO Xinhong, YANG Jin, et al. Interference Mitigation Method for Millimeter-Wave Frequency-Modulation Continuous-Wave Radar Based on Outlier Detection and Variational Modal Decomposition [J]. Remote Sensing, 2023, 15(14):3654.
- [10] NAZARI M, SAKHAEI S M. Successive Variational Mode Decomposition [J]. Signal Processing, 2020, 174: 107610.
- [11] DING Weijie, HOU Shijun, TIAN Shuaikang, et al. A Bayesian Optimized Variational Mode Decomposition-Based Denoising Method for Measurement While Drilling Signal of Down-the-Hole Drilling [J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2023, 72:1-14.
- [12] SOWMYA R, PREMKUMAR M, JANGIR P. Newton-Raphson-Based Optimizer: A New Population-Based Metaheuristic Algorithm for Continuous Optimization Problems [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 128:107532.
- [13] GAO Yuansheng. PID-Based Search Algorithm: A Novel Metaheuristic Algorithm Based on PID Algorithm [J]. Expert Systems with Applications, 2023, 232:120886.
- [14] LEE S, LEE J Y, KIM C. Mutual Interference Suppression Using Wavelet Denoising in Automotive FMCW Radar Systems [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(2):887-897.
- [15] 马星河,师雪琳,赵军营.基于POA-VMD-WT的MEMS去噪方法[J].电子测量与仪器学报,2024,38

- (1):53-63.
- [16] 李磊,江帅帅,徐崇杰,等.基于自适应小波阈值的皮带机故障声音信号去噪算法研究[J].控制工程,2025,32(4):699-706.
- [17] WANG Jianping. CFAR -Based Interference Mitigation for FMCW Automotive Radar Systems [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2022, 23 (8): 12229-12238.
- [18] SINGHAL M, KHANNA S. Proximal Subgradient Descent Method for Cancelling Cross -Interference in FM-CW Radars [C]// 2023 IEEE Statistical Signal Processing Workshop, Hanoi, Vietnam:IEEE, 2023: 225-229.
- [19] LI Xiaoxiao, LIAO Kexi, HE Guoxi, et al. Research on Improved Wavelet Threshold Denoising Method for Non-Contact Force and Magnetic Signals [J]. Electronics, 2023, 12 (5):1244.
- [20] GEETHA K,HOTA M K. Seismic Random Noise Attenuation Using Optimal Empirical Wavelet Transform with a New Wavelet Thresholding Technique[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(1): 596-606.
- 作者简介:**
- 李家强 男,博士,副教授,主要研究方向为信号检测与估计、数据处理目标跟踪与成像。
- 刘浩波 男,硕士研究生,主要研究方向为车载雷达干扰抑制。
- 汪星宇 男,硕士研究生,主要研究方向为雷达信号与图像处理。
- 姚昌华 男,博士,教授,主要研究方向为智能无人集群和电磁频谱对抗。
- 陈金立 男,博士,教授,主要研究方向为信号处理与数据分析。
-
- (上接第 366 页)
- SAR FBP Imagery [C]// 2022 14th International Conference on Signal Processing Systems, Jiangsu, China: IEEE, 2022:529-532.
- [18] MAO Xinhua, DING Lan, ZHANG Yudong, et al. Knowledge - Aided 2 - D Autofocus for Spotlight SAR Filtered Backprojection Imagery [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(11):9041-9058.
- [19] ASHRY M M, MASHALY A S, SHETA B I. Improved SAR Range Doppler Algorithm Based on the Stretch Processing Architecture [C]// 2022 International Telecommunications Conference, Alexandria, Egypt: IEEE, 2022: 1-6.
- [20] TIWARI V, KUMAR A. Simulation Study of Azimuth Resolution for SAR Imaging Through Chirp Scaling Algorithm Using MATLAB [C]// 2014 IEEE Students' Conference on Electrical, Electronics and Computer Science, Bhopal, India: IEEE, 2014:1-5.
- [21] GIGIE A, KANTH R K, KUMAR A A, et al. CMC-RMA: Compressed Multi-Coset Range Migration Algorithm for MIMO-SAR [C]// 2024 IEEE Radar Conference, Denver, CO, USA: IEEE, 2024:1-6.
- [22] MAO Xinhua, ZHU Daiyin. Two-Dimensional Autofocus for Spotlight SAR Polar Format Imagery [J]. IEEE Trans on Computational Imaging, 2016, 2(4):524-539.
- [23] 王佳慧,刘衍琦,王纪平,等.基于改进 PFA 的车载大斜视 SAR 成像算法[J].雷达科学与技术,2023,21(4): 411-419.
- 作者简介:**
- 刘峻楠 男,硕士,主要研究方向为前视合成孔径雷达成像技术。
- 刘钟毓 男,硕士,主要研究方向为车载毫米波雷达成像技术。
- 张亦宁 女,博士,主要研究方向为合成孔径雷达成像技术。
- 毛新华 男,博士,教授、博士生导师,主要研究方向为合成孔径雷达信号处理技术。

基于转导条件神经自适应网络的少样本雷达手势识别

张雨楠¹, 余鸿文¹, 石野², 谭冠南³, 盛志超¹, 方勇¹

(1. 上海大学通信与信息工程学院, 上海 200444; 2. 上海科技大学信息科学与技术学院, 上海 201210;
3. 惠州硕贝德无线科技有限公司, 广东惠州 516000)

摘要: 雷达手势识别 (Hand Gesture Recognition, HGR) 技术通常依赖于大量的样本数据以实现高识别精度, 但是雷达数据的采集、标注需要耗费大量的人力成本。在标注数据稀缺的情况下, 深度学习在 HGR 技术上的应用和效果均受到限制。为了解决上述问题, 本文提出了一种基于转导条件神经自适应网络的手势识别算法。具体而言, 该算法采用了元学习的思想, 旨在通过少量训练样本训练出能够快速适应新 HGR 任务的模型。此外, 所提算法采用了基于条件神经自适应的特征提取模块, 通过调整模型中的少量参数, 选择性地关注跨任务的有用特征, 从而实现灵活性和鲁棒性之间的有效平衡; 同时, 该算法还结合了转导推理方法, 利用图构造模块在数据中开发新类空间的流形结构, 提高了识别精度。实验结果表明, 本文提出的模型在 5-way 3-shot 和 8-way 3-shot 的少样本分类任务中, 手势识别精度分别能达到 90.94% 和 87.67%。

关键词: 手势识别; 少样本学习; 元学习; 调频连续波雷达

中图分类号: TN958.94

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0387-09

引用格式: 张雨楠, 余鸿文, 石野, 等. 基于转导条件神经自适应网络的少样本雷达手势识别[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 387-395.

ZHANG Yunan, YU Hongwen, SHI Ye, et al. Few-Shot Hand Gesture Recognition with Radar Based on Transductive Conditional Neural Adaptive Network [J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 387-395.

Few-Shot Hand Gesture Recognition with Radar Based on Transductive Conditional Neural Adaptive Network

ZHANG Yunan¹, YU Hongwen¹, SHI Ye², TAN Guannan³, SHENG Zhichao¹, FANG Yong¹

(1. School of Communication and Information Engineering, Shanghai University, Shanghai 200444, China;
2. School of Information Science and Technology, ShanghaiTech University, Shanghai 201210, China;
3. Huizhou Speed Wireless Technology Co Ltd, Huizhou 516000, China)

Abstract: The high recognition accuracy of hand gesture recognition (HGR) technology with radar relies on a substantial amount of sample data. However, collecting and labeling radar data requires significant manpower costs. When faced with a small amount of labeled data, the application and effectiveness of deep learning in HGR algorithms are limited. To address the above problem, a HGR algorithm based on transductive conditional neural adaptive network is proposed in this paper. Specifically, this network adopts the concept of meta-learning, aiming to train a model that can quickly adjust to new HGR tasks with a few training samples. In addition, the proposed algorithm employs an adaptive feature extraction module, which adjusts a small number of parameters to selectively focus on useful features across tasks, achieving an effective trade-off between flexibility and robustness. Furthermore, the algorithm integrates a transductive inference method, which utilizes a graph construction module to develop manifold structures of the novel class spaces in the data, thereby improving the recognition accuracy. The experimental results indicate that our model achieves recognition accuracies of 90.94% and 87.67% in 5-way 3-shot and 8-way 3-shot few-shot classification tasks, respectively.

Key words: hand gesture recognition; few-shot learning; meta-learning; FMCW radar

0 引言

近年来,手势交互凭借高效、简单等优点,成为了人机交互领域的重要方式,展现出了广阔的应用前景。例如,在智能家居系统中,用户通过简单的手势控制家用设备,实现非接触交互^[1]。在虚拟现实和增强现实应用中,手势识别技术能够让用户与虚拟对象进行自然互动^[2]。在汽车驾驶辅助系统中,它用于控制导航和安全功能,从而提升驾驶安全性和便捷性^[3]。

在手势识别领域,传感器的选择至关重要,常用的传感器包括摄像机^[4]、穿戴式传感器^[5]和雷达^[6]。与前两者相比,基于雷达的手势识别技术具有显著优势:无需穿戴设备;不受光线影响;保护隐私;功耗低。因此,这项技术逐渐引起了广泛关注。

而在众多雷达技术中,毫米波雷达、超宽带雷达和调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)雷达因其在手势识别领域的卓越表现而备受青睐。特别是FMCW雷达,凭借其高精度、低功耗和强抗干扰能力等优势,逐渐成为手势识别系统的首选方案。因此,本文选择FMCW雷达作为搭建手势识别系统的基础设备。

传统的基于雷达的手势识别方法通常采用支持向量机^[7]和隐马尔可夫模型^[8]。尽管深度学习的发展为手势识别技术带来了新机遇,但其高精度分类能力依赖于大规模标记数据的迭代训练。由于雷达数据采集成本高,限制了样本规模,进而影响了深度学习在该领域的进一步发展。为解决此问题,研究者提出了多种方案,如扩展训练数据集,具体包括传统数据增强^[9],生成对抗网络(Generative Adversarial Network, GAN)^[10]和扩散(Diffusion)模型^[11]等。GAN虽然能生成新数据,但训练过程不稳定,可能会导致样本质量低。Diffusion模型能够通过逐步引导噪声生成高质量样本,克服了GAN的缺陷,但其训练过程复杂且计算开销大。此外,迁移学习作为另一种可行方法,通过利用源域的先验知识和充足数据来缓解目标域中的样本限制问题^[12]。尽管这些方法能在一定程度上减少模型对大量训练样本的依赖,但实现理想的识别

性能仍需确保每个类别至少具备几十个训练样本。

少样本学习作为深度学习领域的热门研究焦点,主要侧重于研究如何使模型从少量训练样本中学习并泛化到新数据,从而降低数据收集和计算成本。Zeng等提出了加权网络来实现用户可定义的动态手势识别,该网络通过比较输入手势与用户定义的手势来确定类别^[13]。Shen等提出了一种三维卷积神经网络,充分利用多个特征的相关性,并通过关系模块来衡量样本之间的相似性^[14]。Gong等用处理过的微多普勒特征训练出残差块原型网络进行识别^[15]。然而,这些手势识别方法存在以下问题:在元测试过程中,即使面对不同的任务,模型中特征提取器参数通常也保持不变,限制了模型的适应性和通用性;此外,现有的少样本手势识别算法主要依赖归纳学习,容易导致过拟合问题,尤其是在模型复杂度较高时,问题更为明显。

为了解决上述问题,本文提出了一种基于元学习的少样本手势识别模型,称为转导条件神经自适应网络(Transductive Conditional Neural Adaptive Network, TCNAN)。该网络采用一种条件神经自适应特征提取模块,并结合元学习的思想,学习如何根据不同的输入数据来动态调整模型的关键参数,从而增强模型适应性。为缓解少样本中的过拟合问题,本文还提出一种转导学习算法,利用流形结构有效地捕获实例之间的关系,并在整个任务数据中采用迭代标签传播,以增强模型的泛化能力。

1 预处理流程

基于FMCW雷达的手势识别技术首先要将采集到的原始雷达信号进行预处理以提取人体手势的多普勒特征图,这些特征图将作为后续模型的输入。预处理流程步骤如图1所示。

首先,将采集到的原始雷达信号重新排列成二维矩阵 $N_t \times N_s$, N_s 表示采集一个手势的调频信号(Chirp)总数, N_t 表示一个Chirp的采样点数。然后对这个数据矩阵的每一列做快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT),以提取到目标的距

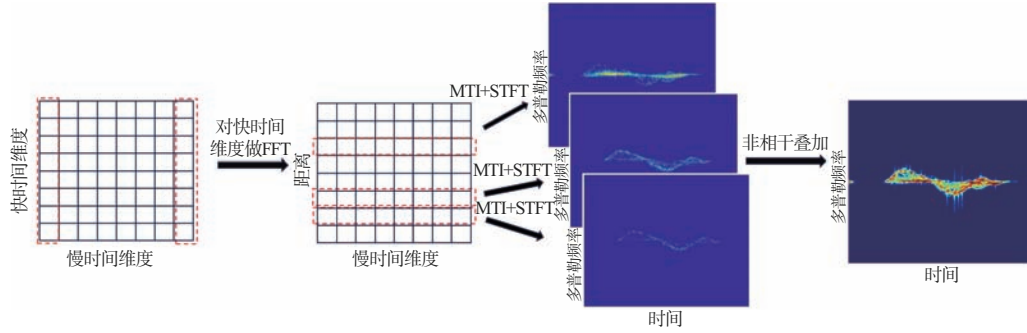


图1 FMCW 雷达数据预处理流程

离信息,公式可表示为

$$T(k, m) = \frac{1}{N_f} \sum_{n=0}^{N_f-1} S(n, m) e^{-j \frac{2\pi}{N_f} kn} \quad (1)$$

式中, $S(n, m)$ 表示重新排列好的二维矩阵 $\mathbf{S}$ 中的第 n 行第 m 列元素, 其中 $n = [0, 1, \dots, N_f - 1]$, $m = [0, 1, \dots, N_s - 1]$; $T(k, m)$ 表示计算得到的时间-距离矩阵 $\mathbf{T}$ 中第 k 行第 m 列元素, 其中 $k = [0, 1, \dots, N_f - 1]$, 表示距离范围仓 (range bin) 对应的频率索引。

接着采用截止频率设置为 0.007 5 Hz 的 4 阶高通巴特沃斯高通无限脉冲响应 (Infinite Impulse Response, IIR) 滤波器来对 $\mathbf{T}$ 的每一行进行滤波操作, 以去除空间中静止物体在频域中接近 0 Hz 的分量。在此基础上可以得到只含运动目标的时间-距离矩阵 $\mathbf{R}$ 。然后选择被检测到的有用 range bin x , 来抽取时间-距离矩阵的部分行数据进行短时傅里叶变换 (Short-Time Fourier Transform, STFT), 公式为

$$STFT[R(x, m)](t, d) = \sum_{m=0}^{N_f-1} R(x, m) w(m-t) e^{-j \frac{2\pi m d}{D}} \quad (2)$$

式中, $R(x, m)$ 为 $\mathbf{R}$ 中第 x 个距离门的第 m 个时间采样值, $w(m-t)$ 为在时间偏移 t 处的窗函数, D 为多普勒频率总点数, $d = [0, 1, \dots, D-1]$, $x = [a, b]$ 为选取的范围。

然后, 将其进行非相干叠加来获取时间-多普勒 (Time-Doppler, T-D) 特征图, T-D 映射表示为

$$TD[R(m)](t, d) = \sum_{x=a}^{b-1} STFT[R(x, m)](t, d) \quad (3)$$

2 元学习概念

针对少样本问题, 传统训练分类器的方法并

不适用, 因为样本数量的稀缺会导致模型的泛化能力不足。在这种情况下, 元学习提供了一种解决方案, 其核心目的是使模型具备掌握调整参数的能力, 以便能够利用先验知识快速适应新任务^[16]。因此, 元学习被认为是解决少样本问题的一个重要途径。

元学习过程通常分为两个阶段: 元训练阶段和元测试阶段。在元训练阶段中, 训练数据被拆分成不同的任务以训练出一个元学习器。进入元测试阶段后, 利用训练好的元学习器来调整不同任务下基础学习器中的参数, 以提高模型泛化性能。

元学习的数据集 D 一般划分为元训练集 D_{tr} 和元测试集 D_{te} , 需要注意的是元训练集和元测试集的数据类别是不重叠的。元学习的基本单位是任务: 一般分为元训练任务和元测试任务。其中, 元训练任务的数据从 D_{tr} 中抽取, 元测试任务数据从 D_{te} 中采样。而每个任务都有自己的训练集和测试集, 分别称为支持集 S 和查询集 Q 。一般定义为 $S = \{(\mathbf{x}_i, \mathbf{y}_i)\}_{i=1}^n$, $Q = \{(\mathbf{x}_i^*, \mathbf{y}_i^*)\}_{i=1}^n$, 其中, $\mathbf{x}_i$ 和 $\mathbf{x}_i^*$ 是矢量化图像, 而 $\mathbf{y}_i$ 和 $\mathbf{y}_i^*$ 是图像对应的标签。如果任务中的支持集 S 都包含着 n 个类别的数据, 而每个类有 k 个带标签的样本, 则这样的任务被称为 n -way k -shot 任务。

3 模型架构

我们提出了一个基于元学习的手势识别模型。该模型由 3 个步骤组成: 分别是特征嵌入、标签传播和损失函数。图 2 中展示了所提出模型的整体架构。

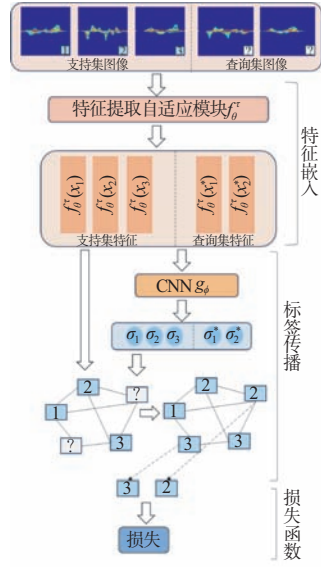


图2 提出模型的整体架构图

3.1 特征嵌入

预训练模型之所以能在未见过的数据上表现良好,是因为能通过大量的训练数据学习到更泛化的特征表示,从而避免了过拟合问题。基于这一优势,本文选择了在大型数据集 ImageNet 上预训练过的 ResNet18 作为基础的模型架构。本文认为,虽然可以通过微调的方法对预训练模型中所有参数进行无限制调整,但是训练速度会大大降低。因此,以参数高效的方式调整模型是至关重要的。本文选择在基础网络中添加特征线性调制 (Feature-wise Linear Modulation, FiLM) 层,通过学习如何调整 FiLM 层中的参数来适应不同任务,从而在灵活性和适应性实现有效平衡。整个自适应特征提取器模块的架构如图 3 所示。

该模块包括两个阶段:支持集编码和生成 FiLM 层参数。任务编码器 $h_\phi(\cdot)$ 通过深度神经网络参数化,产生排列不变任务表示 $h_\phi(S^r)$, 其中 S^r 是指基于任务 τ 中的支持集图像。然后模型将该任务表达式传递给自适应的网络 $\psi_\phi^j (j = 1, 2, 3, 4)$, 来产生 ResNet18 中每层每个区块的 FiLM 层参数 $\{\gamma_j, \beta_j\}_{j=1}^4$ 。而这些参数决定了对输入特征的缩放和偏移程度。一旦 FiLM 层的参数得以确定,整个特征提取器即可适应新的任务需求,这意味着针对不同的任务,FiLM 层的参数会相应地进

行调整。本文使用 f_θ^r 来表示适应任务 τ 的特征提取器。

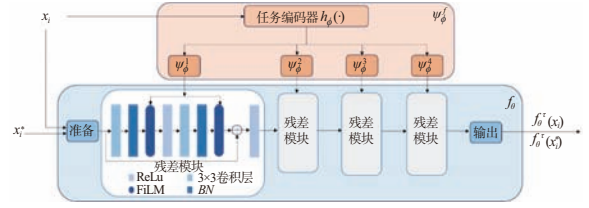


图3 条件神经自适应特征提取器的结构框图

3.2 标签传播

为了在元学习中获得合适的邻域图,本文构建了一个基于支持集和查询集的并集 $S \cup Q$ 的图模块。该模块由一个卷积神经网络 g_ϕ 组成,其结构如图 4 所示。

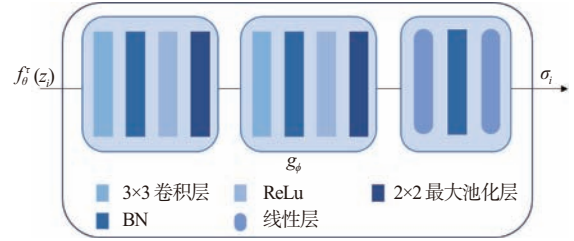


图4 图模块结构框图

该模块采用上述中的特征映射 $f_\theta^r(z_i)$, 其中 $z_i \in S \cup Q$ 表示并集中第 i 个输入样本。基于该特征表示,模块进一步通过卷积神经网络 g_ϕ 生成示例长度尺度参数 $\sigma_i = g_\phi(f_\theta^r(z_i))$ 。请注意,尺度参数是在元训练过程中学习计算得出的,能很好地适应不同的任务,使其适合于少样本问题。然后,根据尺度参数,计算任意两个样本 z_i 与 z_j 之间的权重距离的公式如下:

$$W_{ij} = \exp\left(-\frac{1}{2}d\left(\frac{f_\theta^r(z_i)}{\sigma_i}, \frac{f_\theta^r(z_j)}{\sigma_j}\right)\right) \quad (4)$$

式中, W_{ij} 表示样本之间的相似度,所有样本对之间的相似度构成相似度矩阵 $W \in \mathbb{R}^{m \times m}$, m 表示整个任务中样本的数量, $d(\cdot)$ 表示距离度量函数,具体采用欧氏距离作为度量方法。然后根据上式来构造样本之间的概率转移矩阵,即

$$L = D^{-1/2} W D^{1/2} \quad (5)$$

式中, D 为对角矩阵,其对角元素 $D_{ii} = \sum_{j=1}^m W_{ij}$, 其余元素为 0; L 是标准化后的拉普拉斯矩阵。这个

步骤是为了保证后续迭代收敛的必要条件。

设 $\mathcal{F}$ 表示 $m \times n$ 的非负元素矩阵的集合,其中, n 表示任务所包含的类别数量。首先,我们定义一个标记矩阵 $\mathbf{Y} \in \mathcal{F}$, 如果 $\mathbf{z}_i$ 来自支持集且它的标签为 $y_i = j$, 则令 $Y_{ij} = 1$, 否则标记为 $Y_{ij} = 0$ 。即它的每一行数据代表了每个样本对应各个类别的概率分布情况。

然后根据图结构迭代确定并集 $S \cup Q$ 中实例的未知标签,公式如下:

$$\mathbf{F}_{t+1} = \alpha \mathbf{L} \mathbf{F}_t + (1 - \alpha) \mathbf{Y} \quad (6)$$

式中, $\mathbf{F}_t \in \mathcal{F}$ 表示不同迭代次数 t 对数据的预测标签, $\alpha \in (0, 1)$ 用来平衡模型在迭代过程中对于初始标签矩阵的依赖程度, α 越大则表示模型更加依赖于样本的分布情况。

只要不断迭代上述公式就能预测出支持集数据的标签,但是考虑到迭代的效率慢,因此将公式进一步化简以提高模型的训练效率。根据式(6)可以得到

$$\mathbf{F}_t = (\alpha \mathbf{L})^{t-1} \mathbf{Y} + (1 - \alpha) \sum_{i=0}^{t-1} (\alpha \mathbf{L})^i \mathbf{Y} \quad (7)$$

由于 $0 < \alpha < 1$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} (\alpha \mathbf{L})^{t-1} = 0 \quad (8)$$

$$\lim_{t \rightarrow \infty} \sum_{i=0}^{t-1} (\alpha \mathbf{L})^i = (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{L})^{-1} \quad (9)$$

然后可以得出

$$\mathbf{F}^* = \lim_{t \rightarrow \infty} \mathbf{F}_t = (1 - \alpha) (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{L})^{-1} \mathbf{Y} \quad (10)$$

由于在分类任务中, $\mathbf{F}_t$ 表示样本所属类别的概率分布,因此

$$\mathbf{F}^* = (\mathbf{I} - \alpha \mathbf{L})^{-1} \mathbf{Y} \quad (11)$$

整个迭代过程将会等价地收敛于式(6)中的结果,因此可以通过式(11)来直接计算得到标签概率矩阵,使整个训练过程在实践中更加高效。

3.3 损失函数

本文计算预测分数 $\mathbf{F}^*$ 和真实标签之间的交叉熵损失,并通过端到端的方式更新网络中的部分参数,其中 $\mathbf{F}^*$ 使用 softmax 函数转化为概率分数:

$$p(\tilde{y}_i = j | x_i) = \frac{\exp(F_{ij}^*)}{\sum_{j=1}^n \exp(F_{ij}^*)} \quad (12)$$

式中, $\tilde{y}_i$ 表示支持集和查询集中实例 i 的最终预测标签矩阵, F_{ij}^* 表示标签 j 的预测结果。则损失函数计算为

$$J = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n - \Pi(y_i = j) \log(p(\tilde{y}_i = j | x_i)) \quad (13)$$

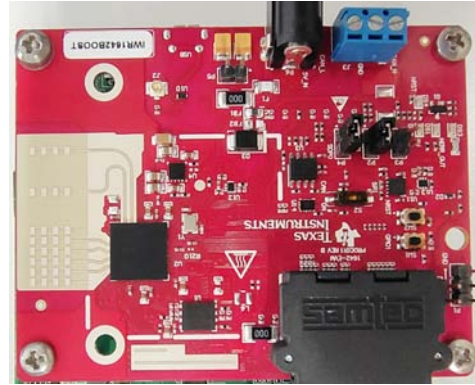
其中: y_i 表示 x_i 的真值标号; $\Pi(\cdot)$ 是一个指标函数,如果它为真,则数值等于1,否则为0。

4 实验结果与分析

4.1 雷达硬件平台

本实验选取德州仪器公司(Texas Instruments, TI)的 IWR1642BOOST 的雷达芯片和 DCA1000 EVM的数据采集模块来构建实验硬件平台,如图5所示,而其参数配置如表1所示。

由表1可知,FMCW雷达的起始频率为77 GHz,调频斜率是64.985 MHz/ μ s,每个Chirp采256个点。由于手势动作幅度微小,为了使后续采集到的特征更加明显,本文设置了每帧255个Chirp,每



(a) IWR1642BOOST



(b) DCA1000EVM

图5 FMCW 雷达硬件系统

表 1 FMCW 雷达参数设置

雷达参数	参数值
发射天线	2 根
接收天线	4 根
起始频率	77 GHz
调频斜率	64.985 MHz/ μ s
帧时间	40 ms
帧总数	50
Chirp 总数	255
采样点数	256

帧的持续时间为 40 ms。考虑到动作的时间短,帧数选取 50 帧,每个动作时长 2 s。

4.2 人体手势数据采集

本文的实验环境如图 6 所示。

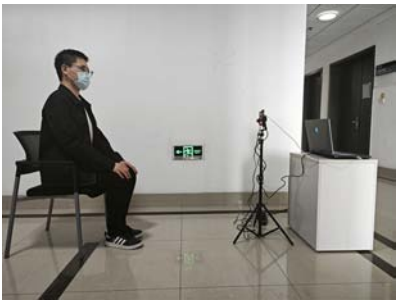


图 6 实验环境图

测试者坐在雷达正前方的 1.2 m 处位置,雷达距离地面 1 m。本实验共招募了 13 名志愿者,其中男生 5 名,女生 8 名。实验设计了 35 种不同的手势,每种手势有 78 个样本,总共有 2 730 个手势。

图 7 展示了其中 6 种手势的示意图,而图 8 则展现了与这 6 种手势分别对应的多普勒特征图。

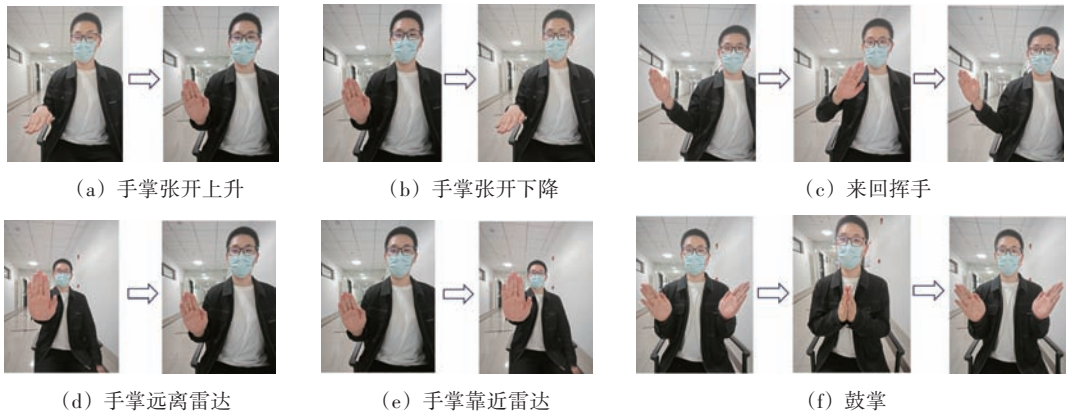


图 7 部分手势示意图

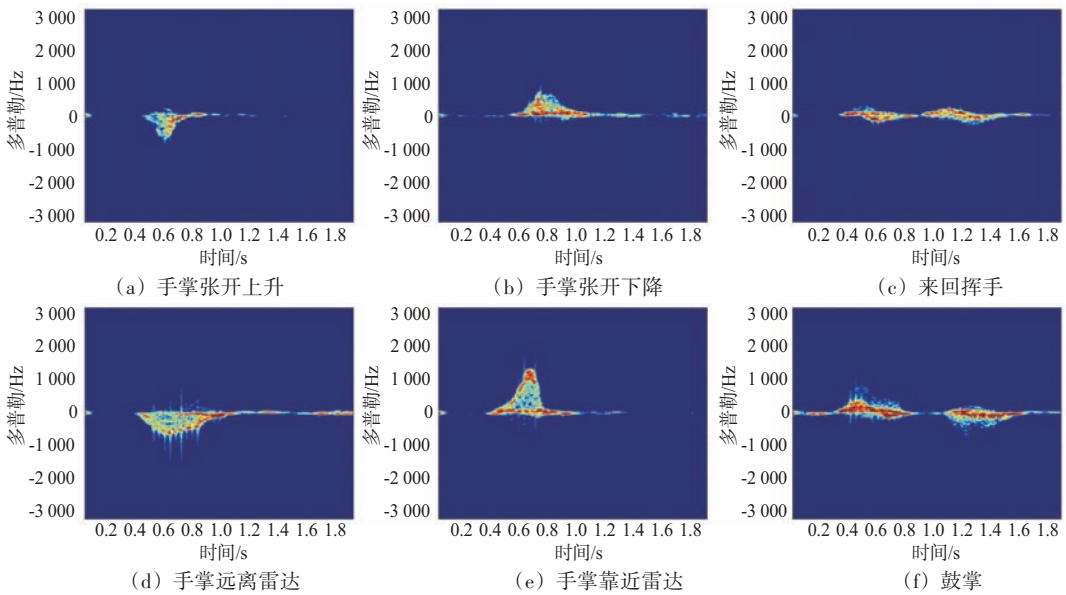


图 8 对应手势的多普勒特征图

4.3 模型参数设置

本实验首先将上述采集到的手势数据集拆分成元测试集和元训练集,其中元训练集涵盖25种手势,而元测试集中包含了另外10种手势。然后,针对此数据集,本实验设置了5 000个训练任务,并设定每完成100个训练任务后对模型进行元测试。而在元测试阶段,我们设置了200个测试任务来评估模型的性能。此外,元训练阶段和元测试阶段中的支持集和查询集图像的详细设置如表2所示。

表2 不同 n -way k -shot情况下的元学习任务参数设置

任务设置	元训练阶段		元测试阶段	
	支持集图像	查询集图像	支持集图像	查询集图像
5-way 1-shot	$5 \times 1 = 5$	$5 \times 8 = 40$	$5 \times 1 = 5$	$5 \times 8 = 40$
5-way 3-shot	$5 \times 3 = 15$	$5 \times 8 = 40$	$5 \times 3 = 15$	$5 \times 8 = 40$
8-way 1-shot	$8 \times 1 = 8$	$8 \times 8 = 64$	$8 \times 1 = 8$	$8 \times 8 = 64$
8-way 3-shot	$8 \times 3 = 24$	$8 \times 8 = 64$	$8 \times 3 = 24$	$8 \times 8 = 64$

在5-way 1-shot任务中,元训练任务的构建方式是在元训练数据集的25类手势中随机选取5类,然后从这5类的每一类中随机抽取一张图像组成支持集,因此支持集中的图像总数为5张。随后,在这5类手势各自剩余的图像中随机抽取8张,一起构成查询集,所以查询集中的图像总数为

40张。为了保持模型在元测试阶段的一致性,测试任务的构造方式遵循相同的规则,但是要注意的是图像是从元测试集中的10类进行抽取的。同理,5-way 3-shot,8-way 1-shot,8-way 3-shot任务中的图像设置也是如此构造的,即根据任务类型确定抽取的手势类别数和每类的图像数,然后分别从元训练集和元测试集中随机抽取相应数量的图像来构成任务的支持集和查询集。

4.4 对比实验

为了证明本文提出的模型在少样本手势识别任务中的优良性能,我们将所提出的TCNAN模型与基于归纳学习的模型包括:少样本嵌入自适应变压器(Few-shot Embedding Adaptation with Transformer, FEAT)^[17]、双向长短期记忆(Bidirectional Long Short Term Memory, BILSTM)、关系网络(RelationNet)^[18]、简单条件神经自适应过程(Simple Conditional Neural Adaptive Processes, Simple CNAPS)^[19],以及基于转导式学习的模型:转导条件神经自适应过程(Transductive Conditional Neural Adaptive Processes, Transductive CNAPS)^[20]进行对比,结果如表3所示。要注意的是,准确率为各任务的平均值,误差范围表示95%的置信区间。

表3 不同网络模型在不同任务下的识别精度

模型	5-way 1-shot	5-way 3-shot	8-way 1-shot	8-way 3-shot
FEAT	75.47 ± 0.22	83.82 ± 0.18	67.45 ± 0.16	78.19 ± 0.13
BILSTM	74.61 ± 0.24	84.09 ± 0.17	68.38 ± 0.16	76.97 ± 0.13
RelationNet	77.49 ± 1.51	86.12 ± 1.23	68.95 ± 0.93	81.95 ± 0.78
Simple CNAPS	78.11 ± 1.63	88.00 ± 1.24	70.69 ± 1.06	82.72 ± 0.84
Transductive CNAPS	81.96 ± 1.58	88.98 ± 1.05	73.31 ± 1.16	85.73 ± 0.81
TCNAN	83.08 ± 1.67	90.94 ± 1.08	77.83 ± 1.24	87.67 ± 0.78

根据表3的数据对比分析结果,可以发现所有模型在8-way任务中的识别精度均低于5-way分类任务,这是因为随着要区分的类别数量的增加,误判的概率也会提高。此外,由于可以使用更多的样本信息,所有方法在3-shot任务中的识别精度均高于1-shot任务。

通过分析表3的数据,我们还可以进一步观察到,在不同任务中,TCNAN的识别精度均优于其他基于归纳学习的竞争算法,精度提升了约2.9%~

10.3%。这一结果验证了本文的模型通过学习构建标签扩展的图关系,能够有效地识别样本的流形结构。同时,与先进的转导学习模型Transductive CNAPS相比,TCNAN的精度提高了约2%。

综上所述,TCNAN能有效地解决基于FMCW雷达手势识别中的少样本问题。

4.5 消融实验

本文进行了一系列实验,以验证所提出模型

中各个关键组件的有效性。实验首先对比了特征提取器改进前后模型的识别精度,以评估所提特征提取器的性能,具体结果如表 4 所示。

表 4 条件神经自适应特征提取模块消融实验评估

任务设置	TCNAN(不添加 FiLM)	TCNAN
5-way 1-shot	66.79 ± 1.77	83.08 ± 1.67
5-way 3-shot	76.99 ± 1.77	90.94 ± 1.08
8-way 1-shot	58.45 ± 1.23	77.83 ± 1.24
8-way 3-shot	68.22 ± 0.99	87.67 ± 0.78

由表 4 可知,在 4 种情况下,添加 FiLM 层的模型识别精度比不添加 FiLM 层的模型要高出 14%~19%。这是因为本文提出的算法依赖于 FiLM 层,能将条件预测分布适应于新的数据集,从而有效地提高手势识别精度。

其次,本研究将所提出的模型与归纳式模型 Simple CNAPS 进行对比以评估转导推理算法的性能。需要注意的是,本文提出的模型和 Simple CNAPS 的特征提取器结构是一致的。然而,在分类方法上,Simple CNAPS 模型采用的是马氏距离度量,而本文模型则采用了标签传播方法来推理待测图像的标签。对比结果如表 5 所示。

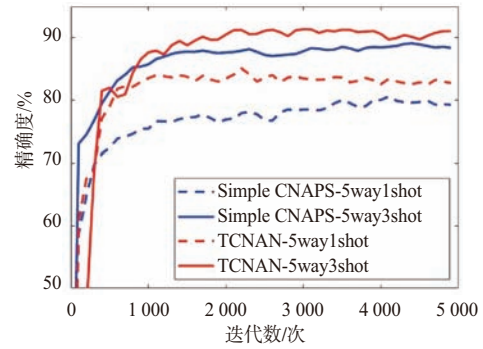
表 5 TCNAN 和 Simple CNAPS 对比结果

任务设置	Simple CNAPS	TCNAN
5-way 1-shot	78.11 ± 1.63	83.08 ± 1.67
5-way 3-shot	88.00 ± 1.24	90.94 ± 1.08
8-way 1-shot	70.69 ± 1.06	77.83 ± 1.24
8-way 3-shot	82.72 ± 0.84	87.67 ± 0.78

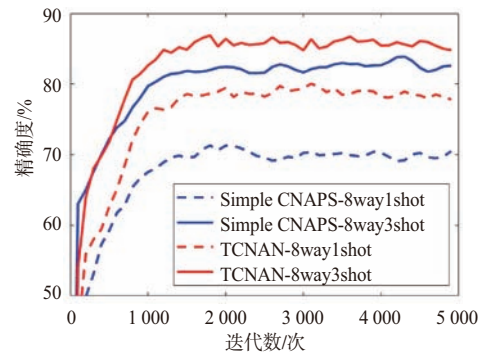
从表 5 可以观察到,在 3-shot 任务中,TCNAN 比 Simple CNAPS 高出约 2.9%~4.9%,而在 1-shot 任务下,TCNAN 比 Simple CNAPS 高出 4.9%~7.1%。这是因为,减少 shot 数量会导致标记数据的信息量减少,从而使得转导学习的优势在一定程度上会增加,因为它能充分利用支持集和查询集之间的关系从而进行标签推理。因此,相较于 1-shot 条件下,TCNAN 在 3-shot 任务下的识别精度提升幅度相对较小。

此外,本实验还绘制了这两种模型在元测试阶段的准确率曲线,如图 9 所示。

从图 9 中可以分析出,本文提出的模型相较于 Simple CNAPS 展现出更高的精确度,并且其收敛速度基本都超过 Simple CNAPS。这一发现表明,



(a) 5-way



(b) 8-way

图 9 元测试阶段中不同模型在不同情况下的准确率曲线图
基于转导式学习的手势识别方法在处理手势识别任务中的少样本问题时具有更显著的优势。

5 结束语

本文介绍了一种基于元学习框架的网络,旨在解决手势识别中的样本稀缺问题。为了更有效地从手势的时间多普勒特征图中提取有用信息,本文提出了一种条件自适应特征提取模块。该模块可以根据不同的任务需求来调整特征提取器的关键参数。此外,该网络还结合了一种转导学习算法来实现目标的标签推理,降低了过拟合的风险,并进一步提高了识别精度。实验结果表明,在 4 种不同的任务设置下,本文所提模型的识别准确率均优于其他少样本学习模型,显著增强了模型的适用性和泛化能力。在未来的研究工作中,我们将着重研究如何高效地实时抓取雷达数据,并引入轻量化模型对手势进行识别,从而同时满足实际应用中实时性和可靠性的需求。此外,我们还将探索 Diffusion 模型在少样本手势识别中的

潜力,通过引入其生成能力进一步提升模型的性能和适应性,从而应对数据不足的挑战。

参考文献:

- [1] LI Anna, BODANESE E, POSLAD S, et al. A Trajectory-Based Gesture Recognition in Smart Homes Based on the Ultrawideband Communication System[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(22):22861-22873.
- [2] ZERROUKI N, HARROU F, HOUACINE A, et al. Deep Learning for Hand Gesture Recognition in Virtual Museum Using Wearable Vision Sensors[J]. IEEE Sensors Journal, 2024,24(6):8857-8869.
- [3] QAZI T, KUMAR M R, MUKHERJEE P, et al. EgoFormer: Ego-Gesture Classification in Context of Autonomous Driving[J]. IEEE Sensors Journal, 2024,24(11):18133-18140.
- [4] GUO Lin, LU Zongxing, YAO Ligang. Human-Machine Interaction Sensing Technology Based on Hand Gesture Recognition: A Review[J]. IEEE Trans on Human-Machine Systems, 2021, 51(4):300-309.
- [5] CHEN Chen, YU Yang, SHENG Xinjun, et al. Real-Time Hand Gesture Recognition by Decoding Motor Unit Discharges Across Multiple Motor Tasks from Surface Electromyography[J]. IEEE Trans on Biomedical Engineering, 2023, 70(7):2058-2068.
- [6] 陈君毅,蒋德琛,王智铭,等.一种基于双维度滤波和自适应定长化的FMCW雷达手势识别算法研究[J].电子学报,2023,51(8):2179-2187.
- [7] ZHANG Shimeng, LI Gang, RITCHIE M, et al. Dynamic Hand Gesture Classification Based on Radar Micro-Doppler Signatures[C]//2016 CIE International Conference on Radar, Guangzhou, China: IEEE, 2016:1-4.
- [8] MALYSA G, WANG Dan, NETSCH L, et al. Hidden Markov Model-Based Gesture Recognition with FMCW Radar[C]//2016 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing, Washington, DC, USA: IEEE, 2016: 1017-1021.
- [9] WANG Yong, SHU Yuhong, JIA Xiuqian, et al. Multifeature Fusion-Based Hand Gesture Sensing and Recognition System[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021, 19:1-5.
- [10] WANG Jie, ZHANG Liang, WANG Changcheng, et al. Device-Free Human Gesture Recognition with Generative Adversarial Networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8):7678-7688.
- [11] CAO Hanqun, TAN Cheng, GAO Zhangyang, et al. A Survey on Generative Diffusion Models[J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering, 2024,36(7):2814-2830.
- [12] JUNG J, LIM S, KIM J, et al. Digit Recognition Using FMCW and UWB Radar Sensors: A Transfer Learning Approach[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(16): 18776-18784.
- [13] ZENG Xianglong, WU Chaoyang, YE Wenbin. User-Definable Dynamic Hand Gesture Recognition Based on Doppler Radar and Few-Shot Learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(20):23224-23233.
- [14] SHEN Xiangyu, ZHENG Haifeng, FENG Xinxin, et al. ML-HGR-Net: A Meta-Learning Network for FMCW Radar Based Hand Gesture Recognition[J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(11):10808-10817.
- [15] GONG Shufeng, SHI Hanyin, YAN Xinyue, et al. Human Activity Recognition with FMCW Radar Using Few-Shot Learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2023,23(15):17815-17824.
- [16] REN Haohao, YU Xuelian, LIU Sen, et al. Adaptive Convolutional Subspace Reasoning Network for Few-Shot SAR Target Recognition[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61:1-13.
- [17] YE Hanjia, HU Hexiang, ZHAN Dechuan, et al. Few-Shot Learning via Embedding Adaptation with Set-to-Set Functions[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, USA: IEEE, 2020:8805-8814.
- [18] SUNG F, YANG Yongxin, ZHANG Li, et al. Learning to Compare: Relation Network for Few-Shot Learning[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018:1199-1208.
- [19] BATENI P, GOYAL R, MASRANI V, et al. Improved Few-Shot Visual Classification[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, USA: IEEE, 2020: 14493 - 14502.
- [20] BATENI P, BARBER J, VAN DE MEENT J W, et al. Enhancing Few-Shot Image Classification with Unlabelled Examples[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision, Waikoloa, HI, USA: IEEE, 2022:1597-1606. (下转第406页)

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.04.005

基于多普勒域块处理的机动平台大斜视 SAR成像方法

李根^{1,2,3}, 孙翱^{1,3}, 王伟², 刘雪松¹

(1. 中国人民解放军91550部队, 辽宁大连 116023; 2 哈尔滨工程大学智能科学与工程学院, 黑龙江哈尔滨 150001;
3. 中国人民解放军92493部队博士后科研工作站分站, 辽宁大连 116023)

摘要: 机动平台大斜视SAR大场景成像时,加速度的存在使成像参数存在严重的二维空变性,极大限制了常规SAR成像方法的聚焦深度。为此,提出了基于多普勒域块处理的机动平台大斜视SAR成像方法。该方法通过子区域成像与全局数据块拼接,构建了高效的混合聚焦框架。在距离向处理中,对空变的距离徙动进行线性近似,并采用Keystone变换实现大场景的空变距离徙动校正;方位压缩时,进行子区域划分和多普勒域数据块的频域相位滤波处理,通过最小化局部多普勒参数差异实现高效空变补偿。理论分析和仿真结果表明,所提方法具有较高的运算效率,能够有效扩展成像场景的聚焦深度。

关键词: 机动平台; 大斜视SAR; 多普勒域块处理; 频域相位滤波

中图分类号:TN957.52

文献标志码:A

文章编号:1672-2337(2025)04-0396-11

引用格式: 李根,孙翱,王伟,等.基于多普勒域块处理的机动平台大斜视SAR成像方法[J].雷达科学与技术, 2025, 23(4):396-406.

LI Gen, SUN Ao, WANG Wei, et al. Imaging Method for Highly Squinted SAR Mounted on Maneuvering Platforms Based on Doppler-Domain Block Processing[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4):396-406.

Imaging Method for Highly Squinted SAR Mounted on Maneuvering Platforms Based on Doppler-Domain Block Processing

LI Gen^{1,2,3}, SUN Ao^{1,3}, WANG Wei², LIU Xuesong¹

(1. Unit 91550 of PLA, Dalian 116023, China; 2. College of Intelligent Systems Science and Engineering, Harbin Engineering University, Harbin 150001, China; 3. Postdoctoral Research Workstation Sub-Station of Unit 92493 of PLA, Dalian 116023, China)

Abstract: During large-scene imaging of highly squinted synthetic aperture radar (SAR) mounted on maneuvering platforms, the existence of acceleration and large squint angle makes the imaging parameters have severe two-dimensional spatial variability, significantly limiting the focusing depth of conventional SAR imaging methods. To address this, an imaging method for highly squinted SAR mounted on maneuvering platforms based on Doppler-domain block processing is proposed. This method constructs an efficient hybrid focusing framework by employing sub-region imaging and global data block stitching. In the range processing, the spatially variant range cell migration (RCM) is linearly approximated, and the Keystone transform is used to realize the spatially variant RCM correction of the large scene. During azimuth compression, sub-region segmentation and frequency-domain phase filtering of Doppler-domain data blocks are performed, minimizing the local Doppler parameter differences to achieve efficient spatially variant compensation. Theoretical analysis and simulation results demonstrate that the proposed method exhibits high computational efficiency and effectively extends the depth of focus for large imaging scenes.

Key words: maneuvering platform; highly squinted SAR; Doppler-domain block processing; frequency-domain phase filtering

0 引言

随着雷达硬件架构与信号处理技术的突破性

进展,合成孔径雷达(SAR)成像范式正逐步从传统“平台适应SAR”模式向灵活自主的“SAR适应平台”模式演进。尤其在大斜视观测体制下,机

收稿日期: 2025-03-08; 修回日期: 2025-05-05

基金项目: 国家自然科学基金(No.62271163)

动平台SAR系统能够突破复杂飞行姿态约束,实现全天候、全天时对重点区域的高分辨二维成像,为SAR景象匹配、精细化目标识别等任务提供高质量雷达图像支撑,具有重要军事与民用价值^[1-4]。

相较于具有稳定运动特性的星载/机载平台,机动平台的动态轨迹往往呈现显著的非匀速特性(如高机动条件下的强加速度与垂直向速度分量),导致回波信号的方位空变性和二维空变耦合效应显著增强。此特性使得传统SAR成像方法面临两个核心挑战。1)距离-方位强耦合问题:大斜视角引起显著的距离方位耦合效应。尽管时域距离走动校正能够部分解耦线性走动分量^[5-7],但其校正过程将不可忽视地放大多普勒参数的空间依赖性;极坐标格式算法(PFA)虽能有效处理匀速平台大斜视成像,但对平台加速度引起的波前曲率失配高度敏感,导致大场景边缘散焦^[8-10]。2)成像参数高维度空变问题:动态轨迹下加速度、垂直速度及大斜视角联合诱导的距离单元徙动(RCM)和多普勒参数存在复杂的二维空变特性。现有研究通过基于距离分块的自适应RCM策略补偿距离空变性^[11-13],而对方位空变的抑制仍需依赖高阶扰动因子建模。例如,文献[12]和文献[14]引入高阶扰动项校正距离弯曲的一阶和二阶方位空变性,但未能处理耦合空变项及高阶线性走动的空变残留;文献[15]采用二维插值算法补偿空变RCM,但其巨大的运算量难以满足大场景实时成像需求。针对方位压缩处理中的多普勒参数空变难题,传统方法通过逐距离单元处理策略补偿其距离依赖性,而对方位依赖性的抑制多采用方位非线性变标(ANCS)^[12,14]或重采样技术^[16-18]。然而,ANCS算法仅能补偿调频率的一至二阶空变分量,在大场景观测时残余高阶相位误差将显著劣化边缘分辨率;重采样方法虽可缓解参数空变影响,但其高昂运算成本与有限阶补偿能力制约了其在强空变大场景中的适用性。

为实现机动平台大斜视SAR的大场景成像,本文提出了一种基于多普勒域块处理的成像方法。该方法对短合成孔径时间下的空变距离徙动进行线性近似,采用Keystone变换去除空变距离徙

动;针对多普勒参数方位空变,设计子区域多普勒数据块分割与频域相位滤波联合的校正策略,通过最小化局部多普勒参数差异实现高效空变补偿。通过子区域成像与全局数据块拼接,构建高效的混合聚焦框架。仿真实例表明,所提方法运算效率高,能够明显提升场景聚焦深度。

1 信号模型

在如图1所示的机动平台大斜视SAR成像模型中,平台沿曲线 ABC 机动,在合成孔径中心点 B 时的水平速度为 v_x ,垂直速度为 v_z ,三维加速度分别为 a_x, a_y, a_z 。 P_c 为场景中心点, R_{ref} 表示方位零时刻的场景中心斜距, θ_c 为场景中心点地面斜视角; P_0 为成像区域中的任意一点,其相对于场景中心点的斜视角为 θ_0 。则 P_0 点在地平面上的坐标 (x_0, y_0) 可表示为

$$\begin{cases} x_0(R_0, \theta_0) = \sin(\theta_c + \theta_0) \sqrt{R_0^2 - h^2} \\ y_0(R_0, \theta_0) = \cos(\theta_c + \theta_0) \sqrt{R_0^2 - h^2} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $R_0 = |\vec{BP}_0|$ 为 P_0 点的方位零时刻斜距, h 表示平台在 B 点的高度。

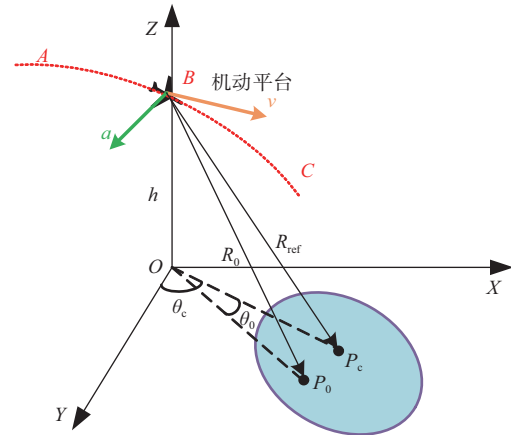


图1 机动平台大斜视SAR成像示意图

P_0 点在任意方位时刻 t_a 的瞬时斜距可表示为

$$R(t_a; R_0, \theta_0) = \sqrt{\left(x_0(R_0, \theta_0) - v_x t_a - \frac{1}{2} a_x t_a^2\right)^2 + \left(y_0(R_0, \theta_0) - \frac{1}{2} a_y t_a^2\right)^2 + \left(h + v_z t_a + \frac{1}{2} a_z t_a^2\right)^2} \quad (2)$$

为便于推导分析,将式(2)在 $t_a = 0$ 处进行4阶泰勒级数展开,可得

$$R(t_a; R_0, \theta_0) \approx R_0 + \sum_{i=1}^4 k_i(R_0, \theta_0) t_a^i \quad (3)$$

式中, $k_i(R_0, \theta_0) = (1/i!) \left(d^i R(t_a; R_0, \theta_0) / dt_a^i \right) \Big|_{t_a=0}$ 为第 i 阶泰勒级数展开系数。

假设 SAR 发射信号为线性调频(LFM)信号, 则接收机收到的解调后的基带回波信号在距离频域可表示为

$$S_s(f_r, t_a; R_0, \theta_0) = \exp \left(-j\pi \frac{f_r^2}{K_r} \right) \exp \left(-j \frac{4\pi(f_c + f_r)}{c} \left(R_0 + \sum_{i=1}^4 k_i(R_0, \theta_0) t_a^i \right) \right) \quad (4)$$

为便于推导, 式(4)中忽略了距离和方位向包络以及散射点的复散射系数。

为实现距离方位解耦、距离压缩和非空变的距离徙动校正, 以场景中心点为参考, 构造如下所示的距离压缩及非空变校正函数

$$H_1(f_r, t_a) = \exp \left(j\pi \frac{f_r^2}{K_r} \right) \exp \left(j \frac{4\pi(f_c + f_r)}{c} \left(\sum_{i=1}^4 k_i(R_{\text{ref}}, 0) t_a^i \right) \right) \quad (5)$$

非空变校正后, 回波信号可以表示为

$$S_{s1}(f_r, t_a; R_0, \theta_0) = S_s(f_r, t_a; R_0, \theta_0) \cdot H_1(f_r, t_a) = \exp \left(-j \frac{4\pi(f_c + f_r)}{c} \left(R_0 + \sum_{i=1}^4 d_i(R_0, \theta_0) t_a^i \right) \right) \quad (6)$$

其中第 i 阶空变斜距历程 $d_i(R_0, \theta_0)$ 表示为

$$d_i(R_0, \theta_0) = k_i(R_0, \theta_0) - k_i(R_{\text{ref}}, 0) \quad (7)$$

假设机动平台大斜视 SAR 的合成孔径时间为 T , 则在一个合成孔径时间内, $d_i(R_0, \theta_0)$ 所产生的第 i 阶最大空变 RCM 为

$$r_{d,i}(R_0, \theta_0) = \begin{cases} \left| d_i(R_0, \theta_0) (T/2)^i \right|, & i = 2, 4 \\ \left| 2d_i(R_0, \theta_0) (T/2)^i \right|, & i = 1, 3 \end{cases} \quad (8)$$

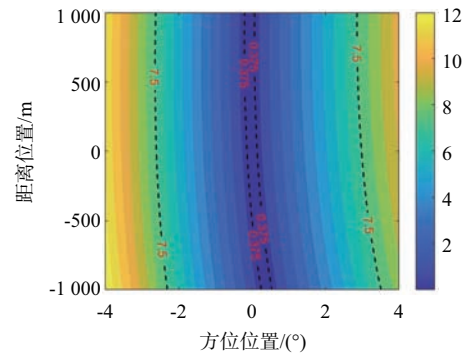
采用表1中的仿真参数, 图2给出了一到四阶 $r_{d,i}$ 的等高线分布图, 数值单位为 m, 以场景中心为参考, 成像区域的距离向范围为 $R_{\text{ref}} - 1000 \text{ m} \leq R_0 \leq R_{\text{ref}} + 1000 \text{ m}$, 方位向范围为 $\theta_c - 4^\circ \leq \theta_0 \leq \theta_c + 4^\circ$ 。在 SAR 成像处理中, 距离徙动校正(RCMC)

要求残余距离徙动不超过半个距离分辨单元(0.375 m), 方位压缩要求二阶及以上残余距离徙动不超过八分之一波长(0.002 5 m)。从图2可以看出, 线性距离徙动(LRCM)是空变距离徙动的主要分量, 而二阶及以上空变RCM小于半个距离分辨单元, 对RCMC的影响可以忽略。在方位压缩处理中, 二阶空变RCM沿方位向迅速增加, 远大于0.002 5 m, 表明场景中目标的多普勒调频率沿方位向空变强烈, 极大增加了对场景进行统一方位压缩的难度; 三阶及四阶空变RCM较小, 对方位压缩的影响可以忽略。

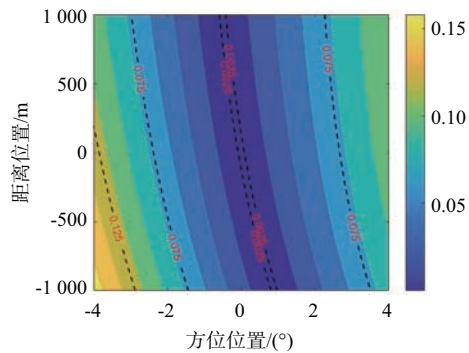
表1 仿真参数

参数	参数值	参数	参数值
载频	15 GHz	波长	0.02 m
距离带宽	200 MHz	场景中心地面斜视角	70°
合成孔径时间	1 s	平台高度	5 km
脉冲宽度	5 μs	中心斜距	12 km
脉冲重复频率	3 kHz	速度	(500, 0, -200) m/s
方位波束宽度	8°	加速度	(3, 0.5, -4) m/s ²

分析表明, 对于高速机动平台, LRCM 是空变 RCM 的主要分量, 本文采用 Keystone 变换进行有效校正。



(a) 一阶空变RCM



(b) 二阶空变RCM

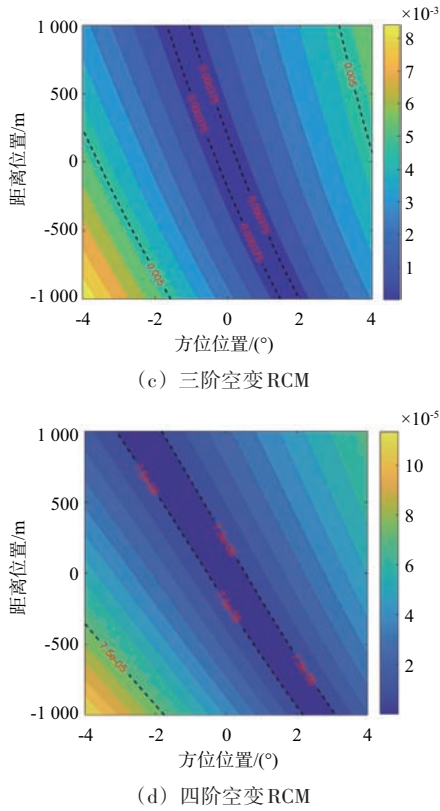


图2 一到四阶最大空变RCM等高线分布图

2 基于Keystone变换的空变距离徙动校正

对式(6)进行方位时间Keystone变换,得

$$S_{s_{key}}(f_r, t_a; R_0, \theta_0) = S_{s_1}\left(f_r, \frac{f_c}{f_r + f_c} t_a; R_0, \theta_0\right) = \exp\left(-j \frac{4\pi(f_c + f_r)}{c} \left(R_0 + \sum_{i=1}^4 d_i(R_0, \theta_0) \left(\frac{f_c}{f_r + f_c} t_a\right)^i\right)\right) \quad (9)$$

将 $S_{s_{key}}$ 的相位项在 $f_r = 0$ 处进行泰勒级数展开,并保留至二阶项得

$$\Phi_a(f_r, t_a; R_0, \theta_0) = \sum_{i=0}^2 \phi_i(t_a; R_0, \theta_0) f_r^i \quad (10)$$

其中,

$$\begin{aligned} \phi_0(t_a; R_0, \theta_0) &= -\frac{4\pi f_c}{c} \left(\sum_{i=0}^4 d_i(R_0, \theta_0) t_a^i \right) \\ \phi_1(t_a; R_0, \theta_0) &= -\frac{4\pi}{c} \left(R_0 - d_2(R_0, \theta_0) t_a^2 - 2d_3(R_0, \theta_0) t_a^3 \right) \\ \phi_2(t_a; R_0, \theta_0) &= -\frac{4\pi}{cf_c} \left(d_2(R_0, \theta_0) t_a^2 + 3d_3(R_0, \theta_0) t_a^3 \right) \end{aligned} \quad (11)$$

式中, ϕ_0 为目标信号的方位调制相位,Keystone变换对 ϕ_0 不产生影响。 ϕ_1 为RCM项,空变的LRCM被完全校正,目标的距离向聚焦位置为 R_0 ,在表1参数下 $d_2(R_0, \theta_0) t_a^2 + 2d_3(R_0, \theta_0) t_a^3$ 产生的距离徙动量小于半个距离单元,可以忽略。 ϕ_2 为Keystone变换引入的空变距离压缩项,远小于 $\pi/4$,对距离压缩的影响可以忽略。

3 基于多普勒域块处理的方位压缩方法

3.1 算法思想

在完成距离徙动校正后,多普勒参数的距离依赖性可通过逐距离单元处理的方式解决。为实现大场景的多普勒参数空变校正,本文提出了一种基于多普勒域块处理的快速方位聚焦方法。图3为多普勒域块处理的成像示意图,该方法将SAR波束照射区域在方位向划分为若干个成像子区域,截取每个子区域对应的多普勒域数据块,对其进行频域相位滤波和方位压缩处理,实现子区域的方位聚焦。子区域聚焦后截取有效成像区域顺次拼接得到整个成像区域的聚焦结果。

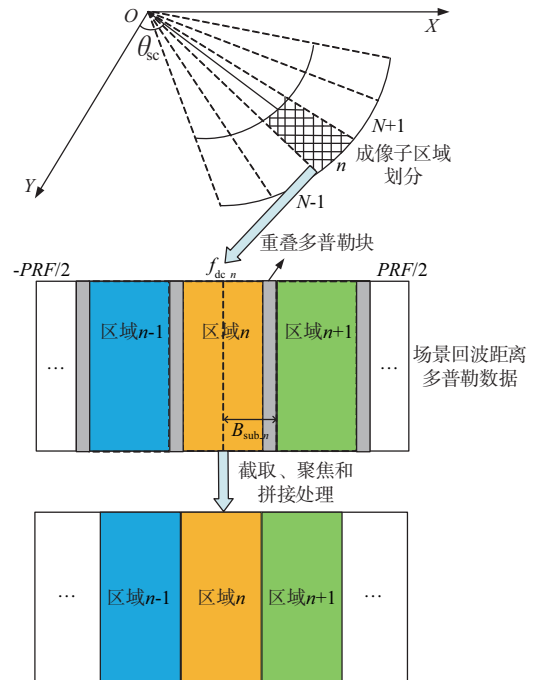


图3 多普勒域块处理成像示意图

3.2 方位压缩过程

Keystone 变换后,目标在二维时域的回波信号表示为

$$ss_{\text{ref}}(\tau, t_a; \theta_0) = \text{sinc}(\tau - 2R_0/c) \cdot \exp(j\phi_0(t_a; R_0, \theta_0)) \quad (12)$$

采用 $H_1(f_r, t_a)$ 对目标回波信号进行相位滤波处理后,目标仅剩空变的多普勒调频率,多普勒带宽可能趋近于零。受此带宽退化的影响,传统基于驻相点原理的多普勒谱求解方法将因相位驻留区间展宽而失效,需构建 $H_2(t_a)$ 相位补偿函数重构有效带宽,表示为

$$H_2(t_a) = \exp\left(-j \frac{4\pi f_c}{c} k_{2_v} t_a^2\right) \quad (13)$$

为消除动态轨迹下加速度对多普勒谱宽的污染, k_{2_v} 表示以场景中心点为参考, $k_2(R_0, \theta_0)$ 中与加速度无关的分量:

$$k_{2_v} = \frac{v_x^2 + v_z^2}{2R_{\text{ref}}} - \frac{h v_z - v_x \sin(\theta_c) \sqrt{R_{\text{ref}}^2 - h^2}}{2R_{\text{ref}}^3} \quad (14)$$

恢复多普勒带宽后,回波信号在二维时域表示为

$$ss_3(\tau, t_a; \theta_0) = \text{sinc}(\tau - 2R_0/c) \cdot \exp\left(j\phi_0(t_a; R_0, \theta_0) - j \frac{4\pi f_c}{c} k_{2_v} t_a^2\right) \quad (15)$$

假定成像区域共划分为 N 个子区域,其中第 n 个子区域对应多普勒子块的中心频率为 f_{dc_n} 。多普勒子块截取后,子带中心频率由 f_{dc_n} 变为 0,对应的方位时域调制相位为

$$\begin{aligned} \phi_{a_{\text{sub}}}(t_{\text{sub}}; R_0, \theta_0) &= \phi_0(t_{\text{sub}}; R_0, \theta_0) - \frac{4\pi f_c}{c} k_{2_v} t_{\text{sub}}^2 - 2\pi f_{\text{dc}_n} t_{\text{sub}} = \\ &= -\frac{4\pi f_c}{c} \left(R_0 + \sum_{i=1}^2 k_{i_{\text{new}}}(R_0, \theta_0) t_{\text{sub}}^i + \sum_{i=3}^4 d_i(R_0, \theta_0) t_{\text{sub}}^i \right) \end{aligned} \quad (16)$$

式中, t_{sub} 表示多普勒子块的方位时域采样序列,对应的采样间隔为 $\Delta t_{\text{sub}} = 1/B_{\text{sub}_n}$, $2\pi f_{\text{dc}_n} t_{\text{sub}}$ 为多普勒子块截取后中心频率由 f_{dc_n} 变为 0 的等效补偿线性相位。 $k_{1_{\text{new}}}(R_0, \theta_0)$ 和 $k_{2_{\text{new}}}(R_0, \theta_0)$ 分别为目标在多

普勒子块中的一阶和二阶多普勒系数,表示为

$$\begin{cases} k_{1_{\text{new}}}(R_0, \theta_0) = d_1(R_0, \theta_0) - \frac{c f_{\text{dc}_n}}{2f_c} \\ k_{2_{\text{new}}}(R_0, \theta_0) = d_2(R_0, \theta_0) + k_{2_v} \end{cases} \quad (17)$$

假定 θ_{sc} 为成像子区域的中心斜视角,目标在子区域中的相对斜视角为 θ_s ,多普勒子块截取后,目标相对于成像子区域的方位时域调制相位可表示为

$$\phi_{a_{\text{sub}}}(t_{\text{sub}}; R_0, \theta_s) = -\frac{4\pi f_c}{c} \left(R_0 + \sum_{i=1}^4 g_i(R_0, \theta_s) t_{\text{sub}}^i \right) \quad (18)$$

首先,为去除多普勒子块中非空变的多普勒中心和高阶多普勒参数,构造如下所示时域滤波函数:

$$H_{\text{sub_filt}}(t_{\text{sub}}) = \exp\left(-j \frac{4\pi f_c}{c} (g_{10} t_{\text{sub}} + g_{30} t_{\text{sub}}^3 + g_{40} t_{\text{sub}}^4)\right) \quad (19)$$

时域滤波后,将目标回波变换到方位频域,构造如下所示的频域扰动函数,校正多普勒调频率的一阶和二阶方位空变性。

$$H_{\text{sub_pert}}(f_a; R_0, \theta_{\text{sc}}) = \exp(j2\pi(p_3 f_a^3 + p_4 f_a^4)) \quad (20)$$

式中,

$$\begin{cases} p_3 = -\frac{c^2 g_{21}}{48 f_c^2 g_{20}^2 g_{11}} \\ p_4 = \frac{c^3 (2g_{11} g_{20} g_{22} - g_{11} g_{21}^2 - 2g_{12} g_{20} g_{21})}{384 f_c^3 g_{20}^3 g_{11}^3} \end{cases} \quad (21)$$

式(19)和式(21)中, g_{ik} 表示 g_i 在 $\theta_s = 0$ 处的第 k 阶泰勒级数展开系数。频域相位滤波后,将目标回波变换到方位时域并采用式(22)进行去斜成像处理,可实现多普勒子块的方位向聚焦。

$$\begin{aligned} H_{\text{sub_deramp}}(t_{\text{sub}}; R_0, t_c) &= \\ \exp\left[-j \frac{4\pi f_c}{c} \left(\begin{aligned} &-g_{20} t_{\text{sub}}^2 - \frac{2g_{21} g_{20}}{3g_{11}} t_{\text{sub}}^3 + \\ &\frac{2g_{21} g_{20} g_{22} - 4g_{20} g_{21}^2 g_{11} - 2g_{21} g_{20} g_{12}}{3g_{11}^3} t_{\text{sub}}^4 \end{aligned} \right) \right] \end{aligned} \quad (22)$$

多普勒子块聚焦后,截取每个多普勒子块的非重叠聚焦区域进行顺次拼接,即可得到全场景聚焦结果。最后通过几何畸变校正,可获得无畸变的全场景 SAR 图像,所提方法的成像流程如图 4 所示。

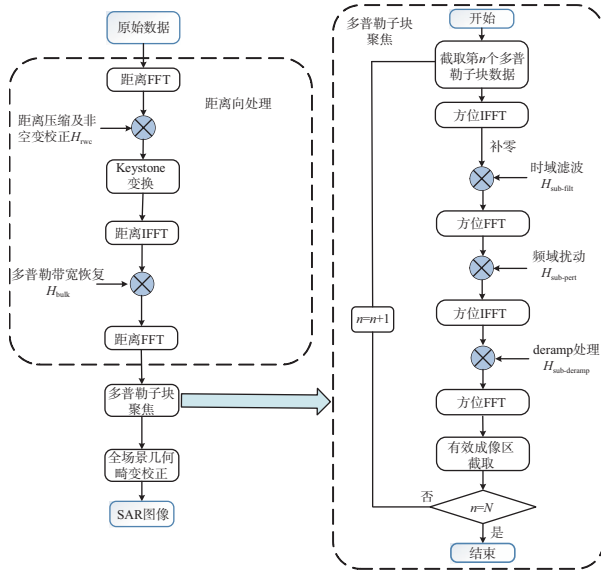


图4 成像流程图

4 应用分析

4.1 方位向补零分析

假定子区域半宽度为 θ_{width} ,则整个成像子区域 $[-\theta_{\text{width}}, \theta_{\text{width}}]$ 的频域支撑区为

$$\frac{2f_c}{c} B \leq f_a \leq -\frac{2f_c}{c} B \quad (23)$$

式中,

$$B = \begin{cases} g_{11}\theta_{\text{width}} - g_{20}T, g_{11} < 0 \\ -g_{11}\theta_{\text{width}} - g_{20}T, g_{11} > 0 \end{cases} \quad (24)$$

采用方位频域的相位滤波处理将会改变信号的频域相位变化率曲线,进而改变回波信号的时域支撑区。散射点的频域支撑区越大,二维频域扰动对信号时域支撑区的扩展越大。因此,在进行子区域频域相位滤波时,需要对时域数据进行补零处理,补零长度为

$$T_{\text{sub_ext}} = \begin{cases} 3p_3\left(\frac{2f_c}{c}B\right)^2 + 4p_4\left(\frac{2f_c}{c}B\right)^3, p_3 > 0 \\ 3p_3\left(\frac{2f_c}{c}B\right)^2 - 4p_4\left(\frac{2f_c}{c}B\right)^3, p_3 < 0 \end{cases} \quad (25)$$

补零方向与 p_3 的极性有关。 $p_3 > 0$ 时, $T_{\text{sub_ext}}$ 为正,在时域右侧进行补0; $p_3 < 0$ 时, $T_{\text{sub_ext}}$ 为负,在时域左侧进行补0。

4.2 子区域宽度计算

频域相位滤波后,目标回波在时域的三阶一

次空变项 $G(R_0, \theta_{\text{sc}})t_{\text{sub}}^3\theta_{\text{s}}$ 为主要残余非线性相位,在一个合成孔径时间 T 内,最大的残余相位 β 可表示为

$$\beta = \begin{cases} G(R_0, \theta_{\text{sc}})\theta_{\text{width}}(T/2 + T_{\text{sub_ext}})^3, p_3 > 0 \\ G(R_0, \theta_{\text{sc}})\theta_{\text{width}}(-T/2 + T_{\text{sub_ext}})^3, p_3 < 0 \end{cases} \quad (26)$$

通常情况下,SAR方位压缩要求最大的非线性相位误差不超过 $\pi/4$,令 $|\beta| = \pi/4$ 可求得子区域的方位半宽度 θ_{width} 。求解 $|\beta| = \pi/4$ 时,将 β 在 $\theta_{\text{width}} = 0$ 进行三阶泰勒级数展开,然后利用一元三次方程的求根公式获得子区域的半宽度 θ_{width} 。

4.3 子区域划分

成像参数空变性越强,子区域的聚焦深度越浅。子区域宽度与速度、加速度及前斜角度等参数密切相关。子区域划分时,可基于式(26)计算波束照射区中心点及边界点的子区域宽度,若边界点子区域宽度相对于中心点变化小于0.05,可采用中心点子区域宽度对成像场景进行等间隔划分。若边界点子区域宽度变化大于0.05,以子区域宽度较小的边界点为起始点,迭代进行子区域划分。

4.4 运算量分析

假设回波数据在距离向上有 N_r 个采样点,在方位向上有 N_a 个采样点,Keystone变换采用插值的方式实现,其中插值核的宽度为 N_{ker} 。

所提方法包括距离向处理和多普勒子块聚焦两个过程。距离向处理共包含2次复数乘法运算,2次距离向FFT/IFFT运算,1次方位向FFT/IFFT运算以及1次方位向上的Keystone变换运算。因此,距离向处理的浮点运算量为

$$C_{\text{range}} = N_r N_a \times [10 \times \log_2 N_r + 5 \times \log_2 N_a + 12 + 2(2N_{\text{ker}} - 1)] \quad (27)$$

多普勒域块处理方位将信号的多普勒谱划分成 N_{sub} 个重叠子带,每个子带需要进行4次FFT/IFFT运算和3次复数乘法运算来完成子区域的聚焦,第 n 个多普勒子块包含的采样点数为 M_n ,则子区域方位聚焦的运算量为

$$C_{\text{azimuth}} = N_r \sum_{n=1}^{N_{\text{sub}}} (20M_n \log_2 M_n + 18M_n) \quad (28)$$

为确保子区域方位边缘点的频域信息完整,相邻成像子区的多普勒子块有重叠。在表1的仿真参数下,不同的中心斜视角对应的子区域半宽度和多普勒子块宽度如图5所示,波束照射区域在方位向上共划分为4个成像子区,方位向补零的总时长为0.88 s,补零总数据量为 $0.38N_a$,波束照射区域回波信号的多普勒带宽约为2.47 kHz,4个子区域对应的多普勒子块的总带宽约为3.17 kHz。因此,补零以及重叠多普勒块处理等效的方位数据处理量约为 $1.8N_a$ 。

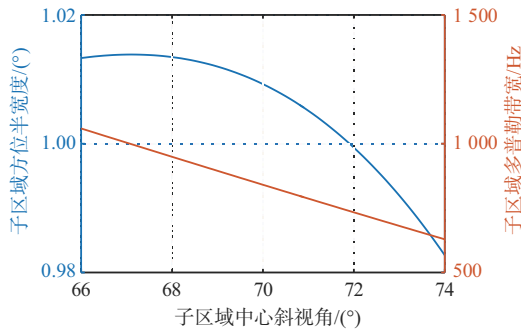


图5 子区域宽度及多普勒带宽分析

由于波束照射区的多普勒带宽较大,采用ANCS方法处理整个成像区数据时,在表1的仿真

参数下需要补零0.7 s,补零总数据量为 $0.7N_a$,总的方位数据处理量约为 $1.7N_a$ 。因此,在方位压缩处理中,所提的方位聚焦方法通过多普勒子块划分减少了补零长度,所需运算量与全场景ANCS方法基本一致。

5 仿真分析

本节采用表1中的参数进行仿真分析,并选用文献[14]作为对比算法,该方法采用频域扰动(FDP)校正距离徙动的方位空变性,采用ANCS方法校正多普勒参数空变性。本文在多普勒块处理中采用的频域相位滤波方法,其空变校正原理与ANCS方法一致,均用于校正多普勒调频率的一阶和二阶方位空变性。因此在本节的仿真分析中,与ANCS方法的成像结果对比,同步体现了多普勒块处理前后的聚焦效果差异。

仿真1 子区域内散射点聚焦质量分析

根据图5可知,在表1的仿真参数下,波束照射区内的子区域宽度变化较小,可采用 2° 的宽度进行均匀划分。以场景中心点为参考,在 $[-4^\circ, 4^\circ]$ 波束照射区内选择3个子区域A,B,C,中心斜视角分别为 $-3^\circ, 0^\circ, 3^\circ$,宽度均为 2° 。3个子区域内中心点和边缘点聚焦后的方位向剖面图如图6所示,量

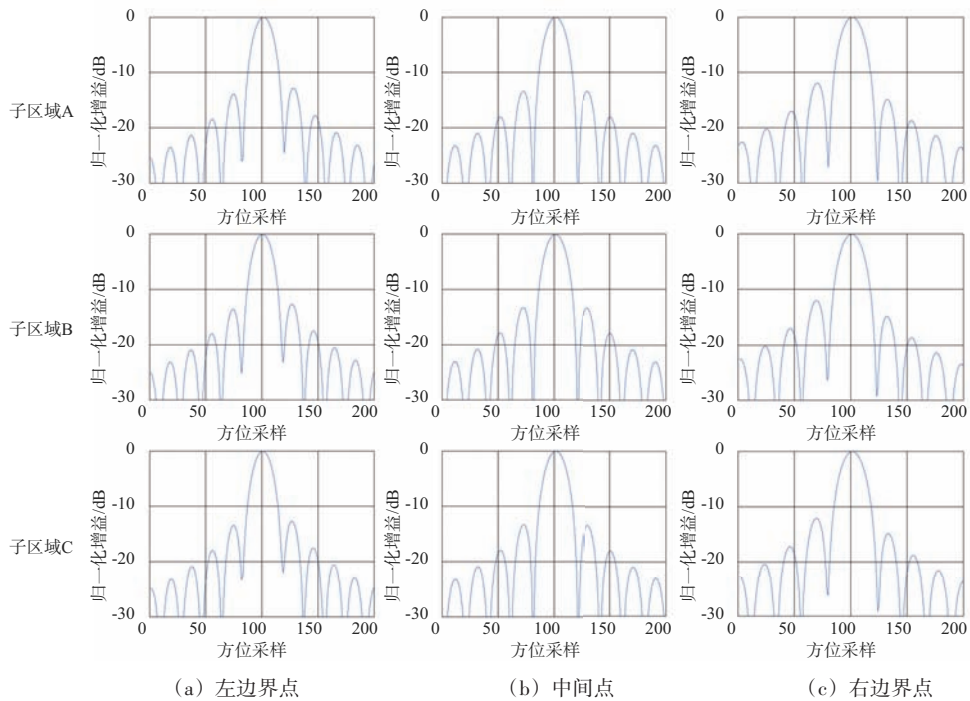


图6 子区域A,B,C内点目标的方位向聚焦剖面图

化分析结果如表2所示,其中 X_L 、 X_C 和 X_R 分别表示子区域 X 的左边界点、中心点和右边界点,量化参数为主瓣宽度(MW),峰值副瓣电平(PSLR)和积分副瓣电平(ISLR)。

表2 子区域散射点方位向剖面图的量化分析结果

点目标	MW	PSLR/dB	ISLR/dB
A_L	16.59	-12.80	-9.93
A_C	17.77	-13.38	-9.95
A_R	18.24	-11.91	-9.67
B_L	16.34	-12.65	-9.59
B_C	17.71	-13.27	-9.78
B_R	18.43	-11.92	-9.62
C_L	16.20	-12.71	-9.57
C_C	17.75	-13.33	-9.91
C_R	18.79	-12.08	-9.82

从图6和表2可以看出,残余的3次空变相位会使子区域边缘点的副瓣电平升高,且不同的子区域边缘点具有相似的方位聚焦结果。这表明,子区域内散射点的方位聚焦质量仅与距离子区域中心点的远近有关,而与子区域中心点所处的绝对位置无关,因此通过子区域划分可以有效提高场景的方位聚焦深度。

仿真2 空变点目标的成像质量分析

如图7所示,在波束照射区域内,选择空变性较强的4个边缘点目标进行仿真分析,编号分别为1,2,3和4,从图8给出了FDP方法和本文方法校正后点目标的距离徙动曲线。从图8可以看出,由于成像场景内线性距离徙动具有较强的空变性,FDP方法校正后依然存在残存的距离徙动。本文采用的Keystone变换有效校正了空变的LRCM,使4个点目标均有理想的距离徙动校正效果。

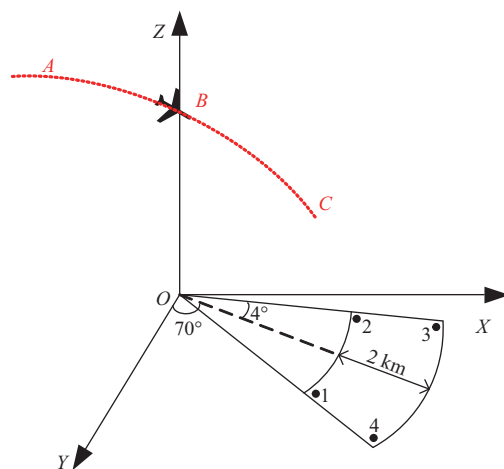


图7 空变点目标位置分布示意图

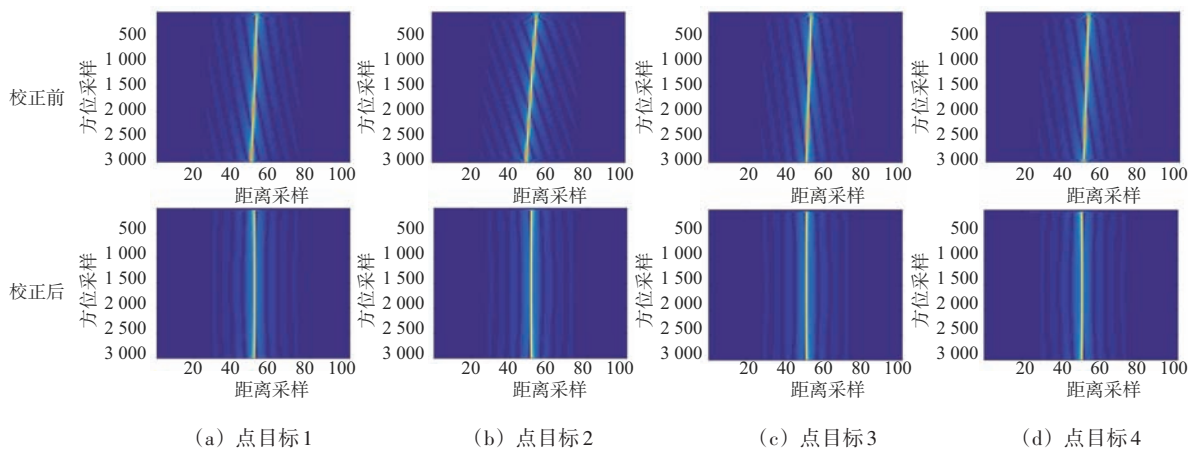


图8 Keystone校正前和校正后点目标距离徙动轨迹

为验证所提多普勒域处理方法的有效性,基于Keystone变换完成空变距离徙动校正后,分别采用ANCS方法和所提方法对图7中的空变点目标进行方位聚焦处理,图9给出了ANCS方法和所提方法的聚焦结果二维等高线图,图10给出了聚焦

后点目标的方位向剖面图。从图10可以看出,由于ANCS方法仅能校正多普勒调频率的一阶和二阶方位空变性,大场景成像时边缘点目标残余的高阶空变多普勒参数,使ANCS方法聚焦后的点目标方位剖面图有明显的主瓣展宽和副瓣升高现

象。相较之下,所提方法通过子区域分割将全局强空变解耦为局部弱空变模式,继而利用频域相

位滤波实现空变参数全阶次补偿,实现了理想的大场景方位聚焦。

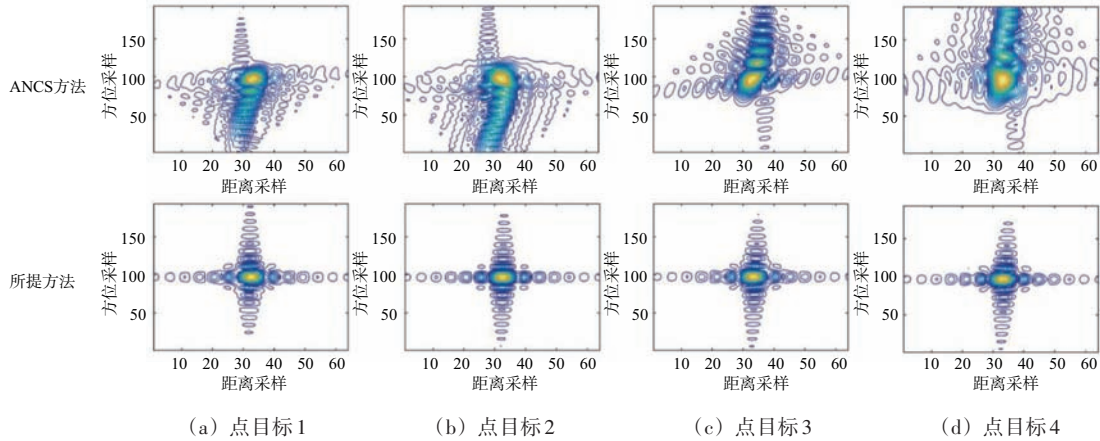


图9 ANCS方法和所提方法聚焦的点目标二维等高线图

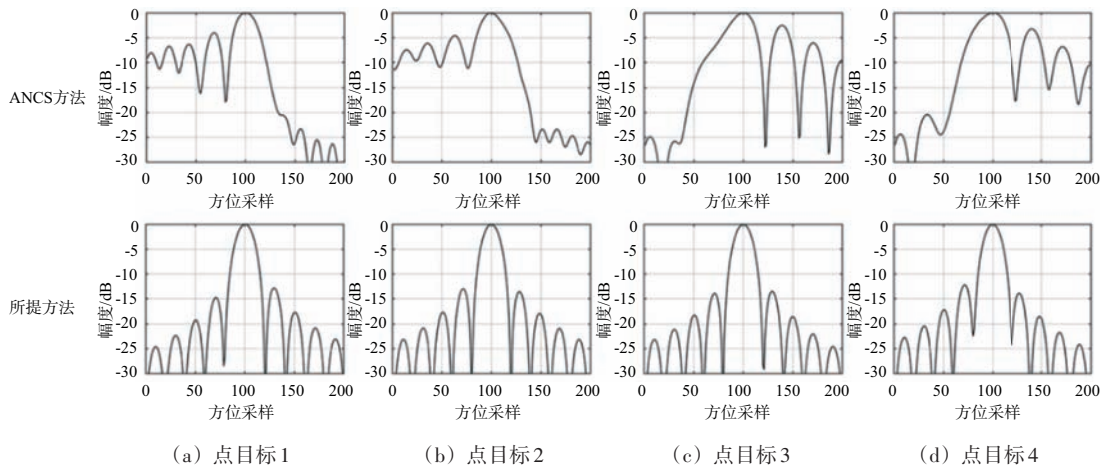


图10 ANCS方法和所提方法的方向向剖面图对比

仿真3 SAR场景仿真对比分析

为进一步体现所提多普勒块处理方法的有效性,图11给出了SAR场景仿真的对比分析结果。仿真中图11(a)所示SAR场景平行于 X 轴放置,采用表1中的参数计算场景回波信号。由于大斜视角的存在,图11(b)和图11(c)中的聚焦SAR图像是倾斜的。为直观地展示所提方法的空变校正效果,图11(d)和图11(e)放大显示了图11(b)和图11(c)中的红色矩形框区域场景成像结果。从图11(d)可以看出,由于ANCS方法的方位空变校正能力有限,成像结果中随方位向位置的增大,散射点的散焦程度逐渐增大,而所提方法成像结果则具有一致的理想聚焦效果。图11(f)展示了图11(d)和图11(e)红色圆圈中孤立散射点聚焦后的方

位向剖面图,可以看出ANCS方法聚焦后的散射点存在明显主瓣展宽和副瓣升高,所提方法具有良好的聚焦效果。



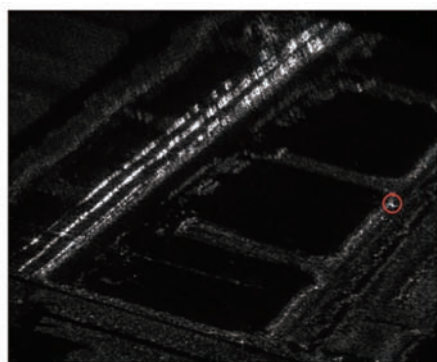
(a) 面目标仿真图像



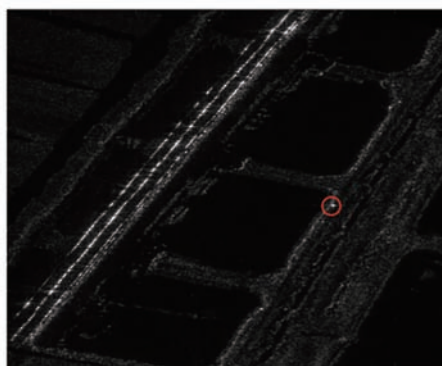
(b) ANCS方法成像结果



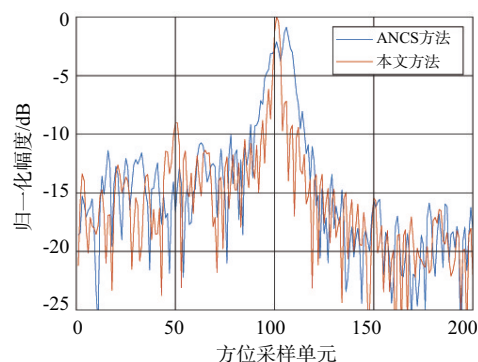
(c) 本文方法成像结果



(d) ANCS方法局部放大



(e) 本文方法局部放大



(f) 孤立散射点方位剖面图

图11 SAR场景仿真对比分析

6 结束语

高速机动平台大场景成像时,成像参数具有明显的二维空变性,极大限制了成像算法的聚焦深度。为此,本文提出了一种基于多普勒域块处理的机动平台大斜视SAR成像方法。该方法采用Keystone变换去除空变的距离徙动,通过成像子区域划分,采用基于频域相位滤波的多普勒块处理方法实现多普勒参数的空变校正。理论分析和仿真结果表明,所提方法能够有效扩展成像场景的聚焦深度,且具有较高的运算效率。

参考文献:

- [1] 李宁.超高速机动平台大斜视广域SAR成像技术研究[D].西安:西安电子科技大学,2023.
- [2] 贾淑培.机动轨迹SAR动目标检测及参数估计方法研究[D].成都:电子科技大学,2022.
- [3] DENG Yuhui, SUN Guangcai, HAN Liang, et al. 2-D Wavenumber Domain Autofocusing for High-Resolution Highly Squinted SAR Imaging Based on Equivalent Broad-side Model[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61:1-15.
- [4] 杨琳,朱国辉,汪洋,等.高速机动平台SAR成像PRF设计方法[J].雷达科学与技术,2024,22(5):524-531.
- [5] AN Daoxiang, HUANG Xiaotao, JIN Tian, et al. Extended Nonlinear Chirp Scaling Algorithm for High-Resolution Highly Squint SAR Data Focusing[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2012, 50(9):3595-3609.
- [6] LI Dong, LIN Huan, LIU Hongqing, et al. Focus Improvement for High-Resolution Highly Squinted SAR Imaging Based on 2-D Spatial-Variant Linear and Quadratic RCMs

- Correction and Azimuth-Dependent Doppler Equalization [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2017, 10(1):168-183.
- [7] LI Yu, HUANG Puming, LIN Chenchen. Focus Improvement of Highly Squint Bistatic Synthetic Aperture Radar Based on Non-Linear Chirp Scaling[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2017, 11(1):171-176.
- [8] NIE Xin, LEI Wanming, ZHUANG Long. A Two-Step Wide-Scene Polar Format Algorithm for High-Resolution Highly-Squinted SAR [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19:4503405.
- [9] 王佳慧, 刘衍琦, 王纪平, 等. 基于改进 PFA 的车载大斜视 SAR 成像算法[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(4): 411-419.
- [10] LAN Dong, HAN Shengliang, ZHU Daiyin, et al. A Modified Polar Format Algorithm for Highly Squinted Missileborne SAR [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20:4012905.
- [11] ZENG Tao, LI Yinghe, DING Zegang, et al. Subaperture Approach Based on Azimuth-Dependent Range Cell Migration Correction and Azimuth Focusing Parameter Equalization for Maneuvering High-squint-mode SAR [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(12):6718-6734.
- [12] LI Zhenyu, XING Mengdao, LIANG Yi, et al. A Frequency-Domain Imaging Algorithm for Highly Squinted SAR Mounted on Maneuvering Platforms with Nonlinear Trajectory [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2016, 54(7):4023-4038.
- [13] LING Qing, MA Jingtao, XIA Xianggen, et al. A Novel Airborne SAR Imaging Method Based on Modified Omega-K Algorithm [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023, 20:4011605.
- [14] DANG Yanfeng, LIANG Yi, BIE B, et al. A Range Perturbation Approach for Correcting Spatially Variant Range Envelope in Diving Highly Squinted SAR with Nonlinear Trajectory [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15:858-862.
- [15] TANG Shiyang, ZHANG Linrang, SO H C. Focusing High-Resolution Highly-Squinted Airborne SAR Data with Maneuvers [J]. Remote Sensing, 2018, 10(6):862.
- [16] 刘文康, 景国彬, 孙光才, 等. 基于两步方位重采样的中轨 SAR 聚焦方法 [J]. 电子与信息学报, 2019, 41(1):136-142.
- [17] TANG Shiyang, LIN Chunhui, ZHOU Yu, et al. Processing of Long Integration Time Spaceborne SAR Data with Curved Orbit [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(2):888-904.
- [18] 李根, 马彦恒, 侯建强, 等. 基于 Keystone 变换和扰动重采样的机动平台大斜视 SAR 成像方法 [J]. 电子与信息学报, 2020, 42(10):2486-2492.

作者简介:

李根 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为制导与控制、雷达信号处理。

孙翱 男, 博士, 正高级工程师, 主要研究方向为测控总体设计。

王伟 男, 博士, 教授、博士生导师, 主要研究方向为智能导航与探测技术。

刘雪松 女, 硕士, 工程师, 主要研究方向为制导与控制。

(上接第 395 页)

作者简介:

张雨楠 女, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理、深度学习。

余鸿文 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为智能超表面、毫米波通信。

石野 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为计算机

视觉。

谭冠南 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为电磁场与微波。

盛志超 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达信号处理和无线通信技术。

方勇 男, 博士, 教授, 主要研究方向为通信信号处理、盲信号处理和智能信息系统。

DOI:10.3969/j.issn.1672-2337.2025.04.006

基于Transformer元学习网络的毫米波雷达 手势识别方法

屈乐乐, 洪雨云

(沈阳航空航天大学电子信息工程学院, 辽宁沈阳 110136)

摘要: 传统深度学习依赖大量训练数据,而雷达数据的收集耗时费力,且难以涵盖所有手势类别,针对上述问题,本文提出一种基于Transformer元学习网络的毫米波雷达手势识别方法。首先对毫米波雷达采集的手势回波进行预处理得到多普勒时频图(DTFM),将DTFM输入到特征提取模块,该模块结合卷积神经网络局部特征提取和Transformer全局上下文建模能力,能够准确提取手势动作对应的DTFM特征。然后构建基于Transformer和序列池化的非线性分类器,执行特征级比较以衡量不同手势样本之间的相似度。最后将比较结果送入到分类模块中进行手势类别预测。实验结果表明,所提方法在小样本情况下可以有效地提高手势动作识别准确率。

关键词: 手势识别; 毫米波雷达; Transformer网络; 元学习

中图分类号: TN951; TN958

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0407-10

引用格式: 屈乐乐, 洪雨云. 基于Transformer元学习网络的毫米波雷达手势识别方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 407-416.

QU Lele, HONG Yuyun. Millimeter-Wave Radar Gesture Recognition Method Based on Transformer Meta-Learning Network[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 407-416.

Millimeter-Wave Radar Gesture Recognition Method Based on Transformer Meta-Learning Network

QU Lele, HONG Yuyun

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

Abstract: Traditional deep learning require a large amount of training data, but the collection of radar data is time-consuming and laborious, and it is difficult to cover all gesture categories. To address this challenge, this paper proposes a millimeter-wave radar gesture recognition method based on a Transformer meta-learning network. Firstly, the gesture echoes collected by millimeter-wave radar are preprocessed to generate Doppler time-frequency maps (DTFM), and the DTFM are fed into a feature extraction module, which combines the local feature extraction capability of the convolutional neural network (CNN) with the global context modeling strength of Transformer, enabling it to accurately extract the DTFM features of different gesture actions. Then, a nonlinear classifier based on Transformer and sequence pooling is designed to perform feature-level comparisons, measuring the similarity between different gesture samples. Finally, the comparison results are sent into the classification module to predict and output the final gesture categories. The experimental results indicate that the proposed method can effectively enhance the gesture recognition accuracy under the condition of limited samples.

Key words: gesture recognition; millimeter-wave radar; Transformer network; meta-learning

0 引言

随着科技的高速发展,人机交互领域吸引了许多关注。手势识别作为其中的核心技术之一,近年来发展迅速,被广泛应用于游戏娱乐^[1]、智能

家居^[2]和智能驾驶^[3]等领域。手势识别根据数据获取方式可分为3类:基于计算机视觉的手势识别^[4]、基于可穿戴设备的手势识别^[5]和基于无线技术的手势识别^[6-10]。与前两种识别方法相比,基于无线技术的识别方法具有不受光照影响、用户隐

收稿日期: 2024-11-18; 修回日期: 2025-01-15

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

私性强、无需穿戴等优点,适用于更丰富的手势识别场景。随着雷达技术的不断进步,现有的无线信号手势识别大多使用雷达获取手势回波信号,进而获取距离、速度和角度等信息,再结合机器学习或深度学习等方法实现不同手势动作的识别。

文献[6]基于微多普勒特征对不同手势的识别进行研究,利用脉冲压缩和动目标显示(Moving Target Indication, MTI),将不同手势动作产生的多普勒频移生成手势特征图像,并送入支持向量机进行分类识别。基于支持向量机依赖人工提取特征,过程较为繁琐,且由于人工提取特征的局限性,识别准确率相对较低,一定程度上限制该方法在手势识别上的应用。文献[7]设计了一个单通道的卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)学习和分类距离-多普勒的手势特征信息,在识别准确性上具有明显优势。文献[8]利用 77 GHz 毫米波雷达获取手势回波信号,采用 MTI 滤除静态物体的反射,开发一种相对于原点稳定运动的虚拟坐标系,并通过设计的坐标转换方法将原始多普勒频谱图转换为虚拟频谱图,随后输送到深度学习网络中进行识别,所提方法对 10 种手势的平均识别准确率达到 88.4%。基于深度学习的手势识别大都以 CNN 为基础搭建网络框架,存在着手势特征提取不充分、泛化性不强的问题。

针对上述问题,郭剑等人^[9]搭建基于卷积自注意力机制的网络模型,首先通过卷积层对输入特征图进行提取,再利用 Vision Transformer 进行手势识别。Jin 等人^[10]构建用于动态手势识别的 CNN-Transformer 网络模型,利用 CNN 提取动态手势的精细局部特征,后堆叠多个 Transformer 编码器来提取全局特征。上述两种方法需要大量的数据进行有效训练以保证分类的准确性。近年来,元学习常被用于解决小样本学习问题,可用很少的样本实现分类任务。针对小样本数据识别,Sung 等人^[11]提出了基于关系网络的元学习方法。基于关系网络的元学习方法通过神经网络计算支持和查询样本的相似性,从而输出预测类别。然而在相似度计算过程中,模型未利用所有支持样本的信息,只是进行简单的一对一比较任务。Zeng 等人^[12]在基于关系网络的元学习方法基础上提出—

种基于加权的元学习网络实现小样本数据下的手势识别,将多普勒时频图(Doppler Time-Frequency Maps, DTFM)输入到基于加权的元学习网络中进行手势分类识别。但网络模型仅基于 CNN 框架,未能有效捕捉全局上下文特征,这在一定程度上限制了模型的识别性能。

为了提高小样本场景下手势识别的准确率,本文提出基于 Transformer 元学习网络的毫米波雷达手势识别方法。首先采用 77 GHz 的毫米波雷达获取不同手势动作的回波信号,对采样后的回波信号进行预处理生成 DTFM。然后将 DTFM 输入到基于 Transformer 的元学习网络中实现小样本数据下的手势识别。网络模型利用 CNN 和堆叠的 Transformer 编码器,提取支持集和查询集中手势样本的局部特征和全局特征。随后将支持集和查询集对应的特征进行拼接,形成“支持-查询”特征对。将拼接后的特征对送入基于 Transformer 和序列池化^[13]的非线性分类器进行相似度衡量,最终通过分类模块实现手势动作的识别。

1 信号模型

由于调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)具有测距精度高、功耗低以及抗干扰能力强等优点,本文使用的毫米波雷达采用 FMCW 技术。FMCW 常见的调制方式包括锯齿波和三角波,本文采用锯齿波作为 FMCW 雷达的调制方式。

1.1 FMCW 雷达原理

FMCW 雷达发射一系列 Chirp 信号,通过将来自手势目标的回波信号与发射信号正交混频,生成包含目标信息的中频信号。FMCW 雷达的发射信号 $S_t(t)$ 可表示为

$$S_t(t) = A_t \exp \left(j2\pi \left(f_0 t + \frac{B}{2T_c} t^2 \right) \right) \quad (1)$$

假设手势目标在距离 $R(t)$ 处,则雷达接收信号 $S_r(t)$ 可表示为

$$S_r(t) = A_r \exp \left(j2\pi \left(f_0(t - \tau) + \frac{B}{2T_c}(t - \tau)^2 \right) \right) \quad (2)$$

式中, $t \in [0, T_c]$, $\tau = 2R(t)/c$ 表示雷达信号从发射到接收的时间延迟, c 为光速, A_t 为发射信号振幅, A_r 为接收信号振幅, f_0 为起始频率, B 为雷达的带宽, T_c 为调频周期。

将发射信号与接收信号的复共轭进行相乘得到中频信号:

$$S_{\text{IF}}(t) = S_t(t) \cdot S_r^*(t) = A_t A_r \exp \left(j2\pi \left(f_0 \tau + \frac{B}{T_c} t \tau - \frac{B}{2T_c} \tau^2 \right) \right) \quad (3)$$

式中, $B\tau^2/2T_c$ 值很小, 可以忽略不计。模数转换器对每个 Chirp 对应的中频信号进行离散化采样, 将不同 Chirp 对应采样的中频信号按列堆叠成二维矩阵。第 m 个 Chirp 的第 n 个采样点对应的中频信号为

$$S_{\text{IF}}(n, m) = A_t A_r \exp \left(j \left(2\pi f_b (nT_f + mT_s) + \frac{4\pi R(nT_f + mT_s)}{\lambda_0} \right) \right) \quad (4)$$

式中, $n = 1, 2, \dots, N$, $m = 1, 2, \dots, M$, $f_b = B\tau/T_c$ 为中频信号的频率, T_s 和 T_f 分别为慢时间和快时间采样间隔, $\lambda_0 = c/f_0$ 为 f_0 对应的工作波长。

1.2 回波信号预处理

因 DTFM 具有可以捕捉目标的微小运动特征、对环境鲁棒性强等特点, 采用其作为网络的输入,

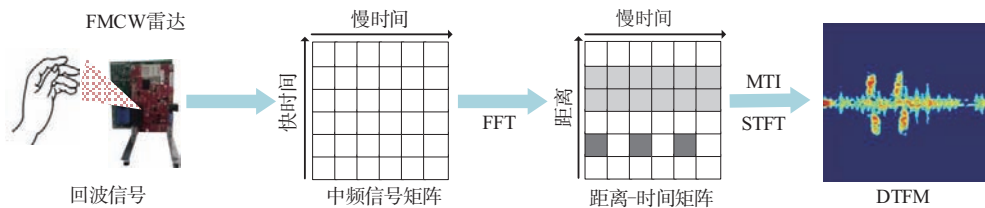


图1 回波信号处理流程

2 小样本元学习

元学习基于任务实现, 通常分为元训练和元测试阶段。每个阶段的任务由支持集和查询集构成, 在每个任务中, 随机选择 C 类样本, K 为每类选取标记样本个数, V 为每类剩余的待预测样本个数。 $C \times K$ 个样本组成支持集, $C \times V$ 个样本组成查询集。当支持集中包含 C 类样本, 每类样本有 $K(K \geq 1)$ 个标记样本时, 即可将该任务称为

回波信号预处理的流程如图1所示。首先, 将模数转换器采样后的数据重新排列成二维矩阵 $S_{\text{IF}}(n, m)$ 。然后, 对 $S_{\text{IF}}(n, m)$ 的每一列即快时间维进行快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 得到距离-时间矩阵:

$$S_{\text{RT}}(b, m) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N S_{\text{IF}}(n, m) \exp(-j \frac{2\pi}{N} bn) \quad (5)$$

式中, $b = 1, \dots, N$, 表示手势目标与雷达距离信息。为消除背景杂波的影响, 使用巴特沃斯高通滤波器对 $S_{\text{RT}}(b, m)$ 进行 MTI, 得到滤波后的矩阵 $S_{\text{MTI}}(b, m)$ 。选取合适的距离区间, 将区间内的距离单元进行相干叠加得到

$$R(m) = \sum_{b=b_1}^{b_2} S_{\text{MTI}}(b, m) \quad (6)$$

式中, b_1 和 b_2 为距离门的上下限, 实验中手势目标在距雷达 7~30 cm 的范围内运动, 雷达的距离分辨率为 $\Delta R = c/2B = 3.75$ cm, 因此 b_1 和 b_2 的取值为 2 和 8。最后, 对 $R(m)$ 进行短时傅里叶变换 (Short Time Fourier Transform, STFT) 得到多普勒时频信息:

$$U(x, y) = \sum_{m=1}^M R(m) \zeta(m - y) \exp(-j2\pi \frac{mx}{M}) \quad (7)$$

式中, $\zeta(\cdot)$ 是窗函数, x 为多普勒频率的索引值, y 为时延索引值, 根据 $U(x, y)$ 可以得到 DTFM。

C -way K -shot 问题^[14]。

在元训练阶段, 通过元训练集 D_{train} 创建大量模拟实际小样本问题的任务, 并将其输入搭建的网络中以提取可转移的知识, 赋予网络应对不同目标任务的泛化能力。元测试阶段代表实际想解决的问题, 通过元测试集 D_{test} 创建少量任务进行测试, 衡量元学习网络完成任务的效果。需要注意的是, D_{train} 和 D_{test} 是相互独立, 互不重叠的数据集。

3 模型框架

本文提出的网络由特征提取模块 f_θ 、比较模块 r_θ 和分类模块 g_θ 三个模块组成, θ 为可训练参数。考虑到Transformer^[15]捕获全局信息的优势,在特征提取模块 f_θ 和比较模块 r_θ 中引入了Transformer

编码器,网络架构如图2所示。DTFM作为网络的输入,首先由特征提取模块 f_θ 提取支持集和查询集的手势特征信息。然后将支持样本的每个特征依次与查询样本的特征进行连接,输入到基于神经网络的比较模块 r_θ 进行相似性衡量,最终由分类模块 g_θ 计算分类结果。

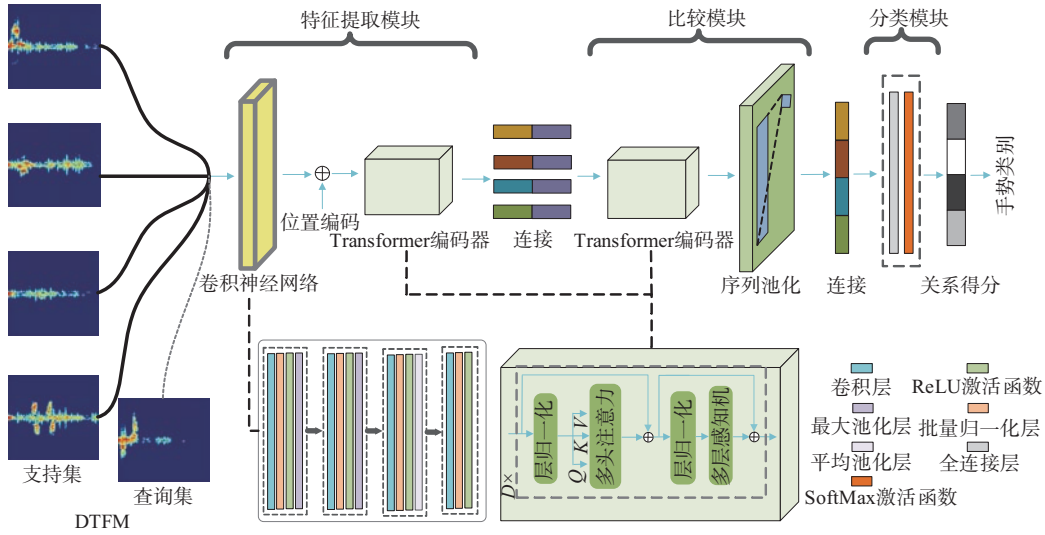


图2 网络模型总体框图

3.1 特征提取模块

CNN处理二维图像时表现出色,尤其擅长局部特征的提取,而Transformer则擅长捕获全局特征。结合两者的优势,通过使用多层CNN和Transformer编码器构建出提取手势信息的特征提取模块 f_θ 。

3.1.1 CNN

CNN由4个卷积层组成,每个卷积层后面都有一个批量归一化层(Batch Normalization, BN)和修正线性单元(Rectified Linear Unit, ReLU)激活函数。BN帮助模型学习关于相似任务的共同先验知识、增加模型的稳定性;ReLU激活函数可以减少数据相互依赖,增强模型泛化。CNN通过核为 2×2 的池化层进行降维,从而减少网络参数。为了更好地获取动态手势的精细局部特征,将卷积核大小设置为 3×3 ,输入特征图尺寸为 $128 \times 128 \times 3$,4层CNN网络结构如表1所示。

输入特征经过CNN处理后,输出尺寸变为 $12 \times 12 \times 128$ 。对输出特征前两个维度进行展平操作,

表1 CNN模型结构

层数	层结构	卷积核尺寸	卷积核数量	输出尺寸
1	卷积层1、最大池化层1	3×3	64	$63 \times 63 \times 64$
2	卷积层2、最大池化层2	3×3	128	$30 \times 30 \times 128$
3	卷积层3、平均池化层3	3×3	128	$14 \times 14 \times 128$
4	卷积层4	3×3	128	$12 \times 12 \times 128$

使输出尺寸变为 144×128 。

3.1.2 位置编码

从均值为0、方差为1的正态分布中抽取一组大小为 144×128 的随机数作为位置码,与CNN输出的结果相加:

$$X = [x_1 + p_1, x_2 + p_2, \dots, x_{144} + p_{144}]^T \quad (8)$$

式中, $x_l (l = 1, 2, \dots, 144)$ 是CNN输出特征矩阵的第 l 个行向量, $p_l (l = 1, 2, \dots, 144)$ 是第 l 个位置的绝对位置码, X 为位置编码后的输出即二维矩阵。随后,将 X 输入到Transformer编码器中进行深层特征提取。

3.1.3 Transformer 编码器

图2给出了Transformer编码器的详细结构,Transformer编码器主要由层归一化(Layer Normalization, LN)、多层感知器(Multi-Layer Perceptron, MLP)和多头注意力(Multi-Head Attention, MHA)组成。本文中Transformer编码器由 $D = 2$ 个相同的编码器堆叠而成,MHA头数为 $H = 4$ 。

1) LN

LN主要计算二维输入的均值和方差,遵循的原则如下所示:

$$\text{LN}(\mathbf{X}) = \alpha \cdot \frac{\mathbf{X} - E(\mathbf{X})}{\sqrt{\sigma(\mathbf{X}) + \varepsilon}} + \beta \quad (9)$$

式中, $\mathbf{X}$ 为输入样本, $E(\mathbf{X})$ 为样本的期望, $\sigma(\mathbf{X})$ 为样本的标准差, α 和 β 分别为增益和偏置参数, ε 为小浮点数,可避免 $\sigma(\mathbf{X})$ 为0时溢出现象的发生。

2) MHA

MHA是Transformer编码器的核心,为每个特征序列分配不同的权重,更好地捕捉序列间的联系和差异,具体结构如图3所示。

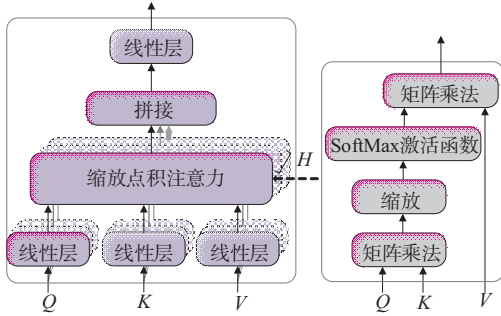


图3 MHA结构图

$\mathbf{W}^Q$ 、 $\mathbf{W}^K$ 、 $\mathbf{W}^V$ 为定义的可训练投影矩阵,通过这三个矩阵对输入样本 $\mathbf{X}$ 进行线性变换:

$$\mathbf{Q}_h = \mathbf{X}\mathbf{W}_h^Q, \mathbf{K}_h = \mathbf{X}\mathbf{W}_h^K, \mathbf{V}_h = \mathbf{X}\mathbf{W}_h^V \quad (10)$$

式中, $h = 1, 2, \dots, H$, h 为MHA的头索引, $\mathbf{Q}_h$ 为查询矩阵, $\mathbf{K}_h$ 为键矩阵, $\mathbf{V}_h$ 为值矩阵。

针对MHA的第 h 个头,计算 $\mathbf{Q}_h$ 和 $\mathbf{K}_h$ 缩放的点积,并通过SoftMax激活函数归一化计算注意力权重,后与 $\mathbf{V}_h$ 相乘得到加权后第 h 个头的注意力得分 Head_h :

$$\text{Head}_h = \text{Attention}(\mathbf{Q}_h, \mathbf{K}_h, \mathbf{V}_h) = \text{SoftMax}\left(\frac{\mathbf{Q}_h \mathbf{K}_h^T}{\sqrt{d_k}}\right) \mathbf{V}_h \quad (11)$$

式中, d_k 为注意力缩放因子,可以防止点积值过大时梯度消失的发生, $\mathbf{W}^O$ 为随机初始化得到的权重矩阵。将 H 个头的注意力得分拼接,并进行线性变换,得到MHA的最终得分:

$$\text{MultiHead}(\mathbf{Q}, \mathbf{K}, \mathbf{V}) = \text{contact}(\text{Head}_1, \dots, \text{Head}_H) \mathbf{W}^O \quad (12)$$

式中,contact为通道维度拼接。

3) MLP

MLP是Transformer编码器的另一关键部分,由两个全连接层和一个高斯误差线性单元(Gaussian Error Linear Unit, GeLU)激活函数构成。通过对MHA获得的向量进行非线性变换,整合多个注意力的输出信息,有效增强模型的数据拟合能力。GeLU激活函数结合了ReLU和Sigmoid激活函数的优点,是一种既有非线性特性又易于优化的激活函数,具有良好的泛化性。

3.2 支持-查询样本的连接

为了衡量支持集和查询集样本之间的相似度,首先对特征提取模块 f_θ 的输出进行拼接。对于C-way 1-shot任务可以表示为

$$\mathbf{L}_{i,j} = \text{contact}(f_\theta(s_i), f_\theta(q_j)) \quad (13)$$

式中, θ 为可训练参数, s_i 表示支持集中第 i ($i = 1, 2, \dots, C$) 个样本, q_j 表示查询集的第 j ($j = 1, 2, \dots, C \times V$) 个样本, $\mathbf{L}_{i,j}$ 为第 i 个支持样本和第 j 个查询样本拼接后的特征对向量。

而对于C-way K-shot ($K > 1$) 的任务,需对来自支持集中同一类的 K 个向量进行平均。这是一种常规处理K-shot任务的方法,以较小的偏差提供查询样本与某类支持样本之间的比较结果,有效增强网络的鲁棒性。C-way K-shot ($K > 1$) 任务中,拼接后的特征对向量可以表示为

$$\mathbf{L}_{i,j} = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K \text{contact}(f_\theta(s_{i,k}), f_\theta(q_j)) \quad (14)$$

式中, $s_{i,k}$ 表示支持集中第 i 类中第 k 个样本。

3.3 比较模块

经上述连接操作,特征维度由 144×128 变为 144×256 。相对于常规利用欧氏距离^[16]衡量样本的相似度的方法,本文采用神经网络的方法。神

神经网络作为非线性分类器的一种,可以更好地捕获手势深层特征,更适合于手势分类任务。

Transformer 擅长深层次全局特征的提取,序列池化对 Transformer 的潜在空间顺序进行嵌入加权,使向量维度由 $p \times d$ 变为 $1 \times d$, 计算量略有减少。比较模块 r_θ 利用 Transformer 编码器和序列池化,从 $L_{i,j}$ 中获得特征级比较结果。 $L_{i,j}$ 经过 Transformer 编码器可以表示为

$$\mathbf{r}_{i,j} = \mathbf{e}(L_{i,j}) \in \mathbb{R}^{p \times d} \quad (15)$$

式中, $\mathbf{e}$ 表示 Transformer 编码器函数, $\mathbf{r}_{i,j}$ 为 $L_{i,j}$ 经过 Transformer 编码器的输出, p 为序列长度, d 为嵌入维数。将 $\mathbf{r}_{i,j}$ 送入到序列池化层, 步骤如下所示。

首先将 $\mathbf{r}_{i,j}$ 被输入到全连接层降维, 并对输出进行 SoftMax 激活:

$$\mathbf{w}_{i,j} = \text{SoftMax}\left(\text{FC}(\mathbf{r}_{i,j})^T\right) \in \mathbb{R}^{1 \times p} \quad (16)$$

式中, FC 为全连接层, $\mathbf{w}_{i,j}$ 为重要性权重。

然后将 $\mathbf{w}_{i,j}$ 与 $\mathbf{r}_{i,j}$ 相乘, 得到序列池化的输出:

$$\mathbf{z}_{i,j} = \mathbf{w}_{i,j} \times \mathbf{r}_{i,j} \in \mathbb{R}^{1 \times d} \quad (17)$$

式中, $\mathbf{z}_{i,j}$ 为特征级比较向量。

3.4 分类模块

为了利用不同“支持-查询”特征对之间的关系, 将不同 $\mathbf{z}_{i,j}$ 连接成一维向量输入分类模块 g_θ 。分类模块 g_θ 利用全连接层将网络提取的特征空间映射到标签空间, 并通过 SoftMax 激活函数计算关系得分, 预测手势类别。C-way K-shot 任务下分类过程可以表示为

$$\hat{y}_j = g_\theta\left(\text{contact}\left(\mathbf{z}_{1,j}, \mathbf{z}_{2,j}, \dots, \mathbf{z}_{C,j}\right)\right) \quad (18)$$

式中, $\hat{y}_j$ 为最终预测的概率。

4 实验结果与分析

4.1 雷达硬件系统

本文搭建的动态手势识别系统是由德州仪器公司研发的 AWR1642BOOST 毫米波雷达传感器评估板组成, 包括 AWR1642 EVM 射频板和 DCA1000 EVM 数据采集板, 如图 4 所示。其中, AWR1642 EVM 射频板主要负责 Chirp 信号的生成、发射, 以及经过目标物体反射后的雷达回波信号的接收、解调。DCA1000 EVM 数据采集板主要

负责回波信号经解调后得到的差拍信号的存储与转发。

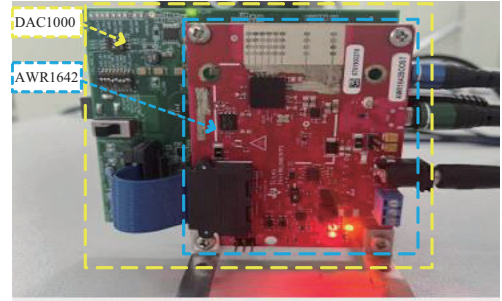


图 4 雷达传感器实物图

本文的手势识别任务中, 详细的雷达参数配置如表 2 所示。雷达具有 2 个发射天线和 4 个接收天线, 共 8 个通道的数据, 本文仅使用第一个通道的数据。

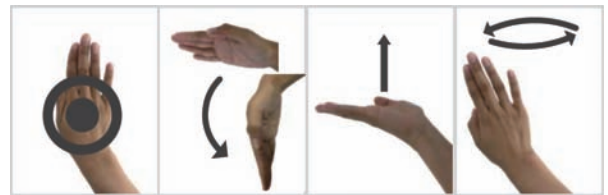
表 2 FMCW 雷达系统参数

参数	参数值
起始频率	77 GHz
扫频带宽	3 999.07 MHz
ADC 采样数	128
ADC 采样频率	2 000 kS/s
帧周期	80 ms
帧数	32
每帧的 Chirp 数	128

4.2 数据集构建

实验设计了 8 种常见的动态手势动作: 前推、后扇、抬手、左右晃手、前扇、后拉、拳头双击和画圆圈, 分别编号为 (a)~(h), 如图 5 所示。考虑到个体性差异, 邀请 3 男 2 女作为测试人员参与手势数据的采集。数据采集时, 测试人员位于雷达正前方 30 cm 处, 测量时长为 2.56 s, 每类手势动作测试人员重复 30 次。

对雷达采集的手势回波信号采用第 1 节中的预处理方法, 生成不同手势动作的时变运动特征,



(a) 前推 (b) 后扇 (c) 抬手 (d) 左右晃手



图5 8种动态手势动作示意图

每类动作对应的DTFM如图6所示。其中横轴表

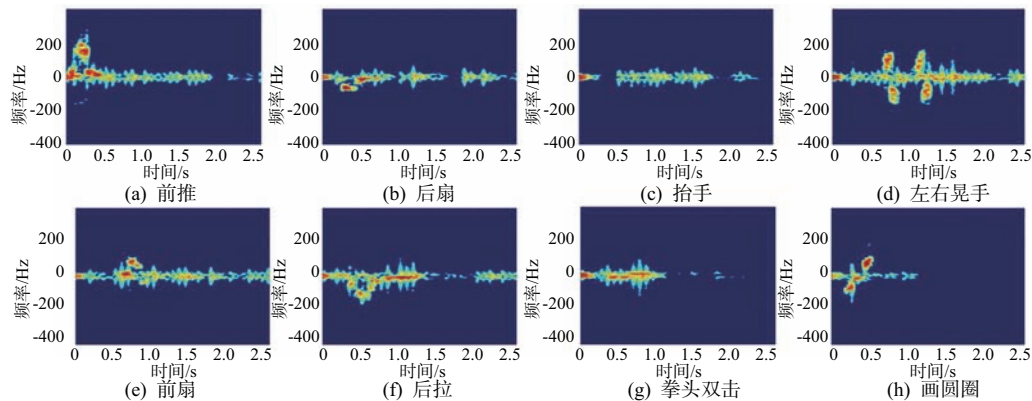


图6 8种手势动作的DTFM图像

4.3 实验结果

4.3.1 实验设置

本文对4-way 1-shot和4-way 5-shot的手势分类任务进行实验来评估模型的性能。对于4-way 1-shot和4-way 5-shot任务,首先从整个数据集 D 中划分4类手势作为 D_{train} ,为了保证模型一致性, D_{test} 的构造方式和 D_{train} 类似,将 D 中其他4类作为 D_{test} 。每类随机抽取1和5个样本构造支持集,支持集中分别有4和20个支持样本,再将每类剩余的样本作为查询样本分配给查询集。支持集和查询集构成任务并输入到元学习网络,查询集中样本的标签作为真实标签进行训练。上述过程重复多轮,生成的不同任务进行多轮训练,每一轮称为一个episode^[17]。此外, D_{train} 中每类手势有150个样本,在 D_{test} 中每类手势有20个样本。

为了充分提取手势信息,将输入尺寸统一为 $128 \times 128 \times 3$,并进行归一化操作将像素值范围限制在 $[0,1]$ 。网络模型采用AdamW优化器,以更好地处理权重衰减,学习率设为固定值0.0001,并通过交叉熵函数定义损失函数。元训练持续10000个

示手势动作持续的时间,纵轴表示手势动作的多普勒频率。图6中动作(a)前推和(e)前扇的手势目标靠近雷达运动,产生正向多普勒频移;(b)后扇和(f)后拉远离雷达,产生负向多普勒频移;(c)抬手和(g)拳头双击动作幅度小,对应的多普勒频移变化范围较小;(d)左右晃手和(h)画圆圈有朝向雷达和远离雷达的过程,对应的图像包含正向和负向的多普勒频移。

episodes,元测试持续1000个episodes。本文搭建的网络基于Pytorch框架,所有实验均在配备Intel(R) Xeon RGold 6132的中央处理器和NVIDIA RTX3090的图形处理器的工作站上进行。

4.3.2 性能分析

为了验证各个模块的有效性,将8种DTFM输入网络进行消融实验,表3记录了元测试阶段不同分类任务下的识别准确率。其中Base表示骨架网络,包括特征提取模块中的CNN、比较模块中的Transformer编码器以及分类模块。SeqPool代表序列池化操作,Transformer指在特征提取模块添加Transformer编码器的操作。

表3 消融实验的识别准确率

网络模型	4-way 1-shot	4-way 5-shot
Base	82.51%	87.70%
Base+SeqPool	94.14%	95.75%
Base+Transformer	90.55%	95.12%
Base+Transformer+SeqPool	95.51%	97.13%

在4-way 1-shot和4-way 5-shot分类任务下,相较于Base,Base+SeqPool的识别准确率分别提高11.63%和8.05%,证明序列池化的有效性。序列池化是一种基于注意力的方法,可以对Transformer

处理后序列的潜在空间顺序进行嵌入,并为序列中分配重要性权重。相较于 Base, Base+Transformer 在两种任务下的识别准确率分别提高 8.04% 和 7.42%。这是因为 Transformer 模块能够捕捉经由 CNN 缩减后特征的全局依赖关系,并整合局部和全局信息,使得模型在任务中表现出更强的泛化能力和准确性。Base+SeqPool 的识别准确率高于 Base+Transformer,相较于 Base+SeqPool, Base+Transformer+SeqPool 在两种任务下的识别准确率分别提高了 1.37% 和 1.38%。

4.3.3 不同网络模型识别性能对比

为了验证所提方法在动态手势识别的优越性,将不同的手势动作的 DTFM 作为网络输入,在数据集相同的情况下,将本文所提基于 Transformer 元学习网络与 CNN-Transformer^[10]、Vision Transformer^[15]、关系网络^[11]和加权网络^[12]的识别准确率进行对比,结果如表 4 所示。实验过程中,文献[10]中的 CNN-Transformer 采用了相同结构的双分支网络模型,本文仅取其中一个分支进行实验对比。本文所提网络、关系网络和加权网络都属于元学习方法,训练时使用 D_{train} 中所有样本训练模型,测试时则使用 D_{test} 中所有样本进行评估。最终,通过对测试过程中所有 episodes 的准确率取平均值来计算测试准确率。对于 CNN-Transformer 和 Vision Transformer 网络模型,进行五折交叉验证实验得到测试准确率。

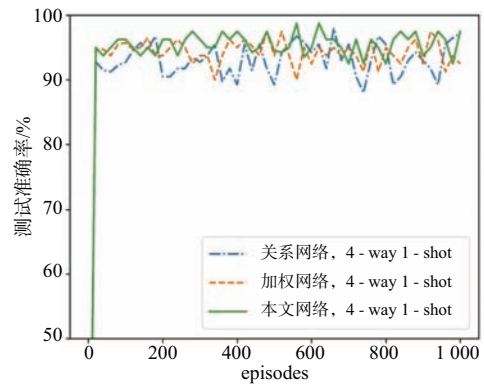
表 4 不同网络的识别准确率

网络模型	识别准确率
CNN-Transformer ^[10]	36.03%
Vision Transformer ^[15]	57.35%
关系网络 ^[11] , 4-way 1-shot	92.53%
加权网络 ^[12] , 4-way 1-shot	93.90%
本文网络, 4-way 1-shot	95.53%
关系网络 ^[11] , 4-way 5-shot	94.67%
加权网络 ^[12] , 4-way 5-shot	96.15%
本文网络, 4-way 5-shot	97.18%

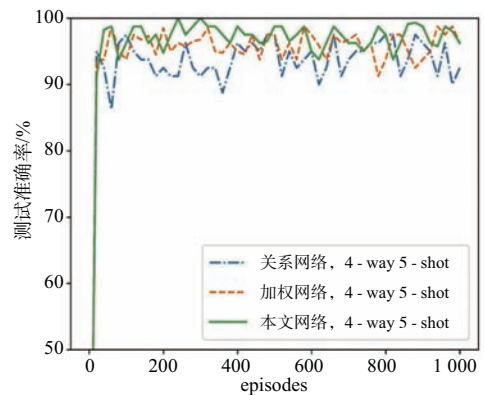
从表 4 可以看出,基于 CNN-Transformer 方法的表现最差。尽管该方法在 Vision Transformer 基础上进行了修改,但其本质上仍属于大模型架构,难以适应小样本数据集。相比之下,基于 Vision Transformer 方法的识别准确率有所提升,这得益于

预训练权重的导入,提高了模型的泛化能力,但也未达到理想的效果。总体来看,上述两种模型在小样本数据集性能表现不佳。相对而言,关系网络和加权网络在小样本场景下表现比较优异。与基于 CNN-Transformer 和基于 Vision Transformer 方法相比,基于关系网络和基于加权网络的元学习方法的识别准确率显著提高,在 4-way 1-shot 任务中识别准确率分别达到 92.53% 和 93.90%。所提基于 Transformer 元学习网络的表现更为出色,相较于加权网络,所提网络模型在 4-way 1-shot 和 4-way 5-shot 实验中的识别准确率分别提升 1.63% 和 1.03%,识别准确率最高。

此外,为了进一步证明所提网络在小样本手势识别的优越性,将所提网络与关系网络和加权网络的性能进行比较。将处理后的 8 类 DTFM 作为 3 种的网络输入,图 7 分别绘制了元测试阶段 3 种网络模型在 4-way 1-shot 和 4-way 5-shot 分类任务下, episodes 数量与测试准确率的关系曲线。



(a) 4-way 1-shot 任务



(b) 4-way 5-shot 任务

图 7 不同元学习网络的 episodes 数量与测试准确率关系曲线对比

从图7可以看出,对于相同方法的两种分类任务,4-way 5-shot任务的识别准确率高于4-way 1-shot任务。这是因为随着每个类别支持样本的增加,模型鲁棒性得到加强,从而提升模型的识别准确率。对于不同方法的两种分类任务,本文所提模型的识别准确率均高于关系网络和加权网络的识别准确率。这是由于Transformer的引入增加了模型的表达能力,更好地提取到手势间的深层次的全局特征。此外,序列池化将Transformer生成的序列嵌入聚合固定长度的全局表示,并根据注意力权重对序列中的各个元素赋予不同的重要性,捕捉序列间相关联的信息,有效提升模型处理复杂序列的能力。

4.3.4 模型复杂度和测试时间

为了进一步比较不同网络的模型复杂度和测试时间,在相同参数设置下计算了本文所提模型与CNN-Transformer、Vision Transformer、关系网络和加权网络的参数量、浮点运算次数(Floating Point Operations, FLOPs)及测试时间,并将结果记录于表5。

表5 不同网络的模型复杂度和测试时间

网络模型	参数量($\times 10^6$)	FLOPs($\times 10^9$)	测试时间/ms
CNN-Transformer ^[10]	6.73	0.94	33.6
Vision Transformer ^[15]	85.81	1.61	49.7
关系网络 ^[11] ,4-way 1-shot	0.23	3.45	65.5
加权网络 ^[12] ,4-way 1-shot	0.23	4.08	75.7
本文网络,4-way 1-shot	2.45	2.24	81.2
关系网络 ^[11] ,4-way 5-shot	0.23	13.81	82.8
加权网络 ^[12] ,4-way 5-shot	0.23	16.93	91.1
本文网络,4-way 5-shot	2.45	10.71	102.7

从表5中可以观察到,CNN-Transformer模型的参数量、FLOPs和测试时间均低于Vision Transformer模型,这是因为CNN-Transformer中Transformer编码器数量和注意力头数的减少,降低了模型的复杂度和测试时间。对于4-way 1-shot任务,由于小样本学习模型需要多次执行提取查询集样本特征的卷积操作。相较于CNN-Transformer和Vision Transformer模型,关系网络、加权网络和所提网络这三种元学习网络的模型复杂度和测试时间有所增加。与关系网络和加权网络相比,所提网络模型的参数量和测试时间略高,但具有更少

的FLOPs和更高的识别准确率。这是因为Transformer中的MHA和MLP引入了大量参数,导致整体参数量增加。同时,由于所提网络模型涉及到更多的非线性操作如ReLU等,虽然这些操作不直接增加FLOPs,但提高了计算复杂度,从而导致测试时间略有增加。然而,得益于Transformer的自注意力机制对数据序列的并行处理能力,所提模型的FLOPs显著降低。4-way 1-shot任务下,所提模型的FLOPs约为加权网络的一半。

4-way 5-shot任务中,所提网络模型的FLOPs显著增加,识别准确率也获得了提升。相比于4-way 1-shot任务,4-way 5-shot任务下的FLOPs和测试平均耗时分别增至原来的5倍和1.25倍,识别准确率提高了1.65%。这是因为4-way 5-shot任务的比较模块需要进行额外的操作,从而导致所提模型FLOPs和测试时间的增加。总体而言,本文所提网络模型在手势分类任务中表现优异,降低FLOPs的同时实现了更高识别准确率,显示出良好的性能。

5 结束语

本文提出一种基于Transformer元学习网络的毫米波雷达手势识别方法,在小样本数据的情况下提升了手势动作识别性能。所提方法首先对每类手势样本的回波数据进行预处理生成DTFM。然后,将生成的DTFM输入到构建的网络模型中提取手势特征、衡量不同手势样本的相似度,最后输出手势分类结果。为提高模型的特征提取能力,在特征提取模块和比较模块中分别引入堆叠的Transformer编码块,并在比较模块中加入序列池化机制。实验结果表明,本文所提方法提升了小样本场景下的手势动作识别准确率,在实际的小样本应用场景下具有一定的参考意义。

参考文献:

- [1] JIN Can, MENG Xiangzhu, LI Xuanheng, et al. Robust Gesture Recognition Based on mmWave Radar Under Human Activity Interference [J]. IEEE Trans on Mobile Computing, 2024, 23(12):11735-11749.
- [2] CHEN Jingxuan, GUO Shisheng, LV Shuo, et al. A Lightweight Hand-Gesture Recognition Network with Feature

- Fusion Prefiltering and FMCW Radar Spatial Angle Estimation[J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(17):27926-27936.
- [3] 董连飞, 马志雄, 朱西产. 基于车载毫米波雷达动态手势识别网络[J]. 北京理工大学学报, 2023, 43(5):493-498.
- [4] ZERROUKI N, HARROU F, HOUACINE A, et al. Deep Learning for Hand Gesture Recognition in Virtual Museum Using Wearable Vision Sensors [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(6):8857-8869.
- [5] DAHIYA A, WADHWA D, KATTI R, et al. Efficient Hand Gesture Recognition Using Artificial Intelligence and IMU-Based Wearable Device[J]. IEEE Sensors Letters, 2024, 8(12):1-4.
- [6] 刘熠辰, 徐丰. 基于雷达技术的手势识别[J]. 中国电子科学研究院学报, 2016, 11(6):609-613.
- [7] 韩崇, 韩磊, 孙力娟, 等. 基于时空压缩特征表示学习的毫米波雷达手势识别算法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(4):1274-1283.
- [8] WU Jingmiao, WANG Jie, GAO Qinghua, et al. Toward Robust Device-Free Gesture Recognition Based on Intrinsic Spectrogram of mmWave Signals[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(19):19318-19329.
- [9] 郭剑, 张姝, 王书轩, 等. 基于 Vision Transformer 的毫米波雷达手势识别算法[J]. 现代雷达, 2023, 45(12):79-86.
- [10] JIN Biao, MA Xiao, ZHANG Zhenkai, et al. Interference-Robust Millimeter-Wave Radar-Based Dynamic Hand Gesture Recognition Using 2-D CNN-Transformer Networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 11(2):2741-2752.
- [11] SUNG F, YANG Yongxin, ZHANG Li, et al. Learning to Compare: Relation Network for Few-Shot Learning[C]// IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Salt Lake City, UT, USA: IEEE, 2018:1199-1208.
- [12] ZENG Xianglong, WU Chaoyang, YE Wenbin. User-Definable Dynamic Hand Gesture Recognition Based on Doppler Radar and Few-Shot Learning[J]. IEEE Sensors Journal, 2021, 21(20):23224-23233.
- [13] HASSANI A, WALTON S, SHAH N, et al. Escaping the Big Data Paradigm with Compact Transformers [J/OL]. Arxiv, 2021. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2104.05704>.
- [14] SNELL J, SWERSKY K, ZEMEL R. Prototypical Networks for Few-Shot Learning[C]// the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems, Long Beach California USA: Curran Associates Inc, 2017: 4080-4090.
- [15] DOSOVITSKIY A, BEYER L, KOLESNIKOV A, et al. An Image is Worth 16×16 Words: Transformers for Image Recognition at Scale[J/OL]. Arxiv, 2020. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2010.11929>.
- [16] DOKMANIC I, PARHIZKAR R, RANIERI R, et al. Euclidean Distance Matrices: Essential Theory, Algorithms, and Applications[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2015, 32(6):12-30.
- [17] 刘旗, 刘永祥, 张新禹. 基于特征注意力融合元残差网络的小样本 SAR 目标识别[J]. 电子学报, 2023, 51(9): 2367-2378.

作者简介:

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

洪雨云 女, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理技术、小样本学习。

一种对称 Farrow 结构分数时延滤波器设计方法

贾可新, 陈 阳

(中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088)

摘要: 为了通过控制滤波器频率响应逼近精度, 尽可能降低实现结构的复杂度, 获得滤波器系数的全局最优解, 提出了一种基于二阶锥规划的对称 Farrow 结构分数时延滤波器设计方法。这种方法根据 FIR 滤波器的线性相位特性, 构建加权最小二乘拟合目标函数和频率响应误差约束条件, 并将约束转化为线性不等式约束, 可将对称 Farrow 结构分数时延滤波器设计转化为一个凸优化求解问题。该问题可利用二阶锥规划方法进行求解, 获得满足幅频和相频误差约束的全局最优滤波器系数。通过在仿真实验中对比分析所提方法与其他4种方法, 验证了所提方法的有效性。

关键词: 分数时延滤波器; 对称 Farrow 结构; 二阶锥规划; 加权最小二乘; 频率响应

中图分类号: TN958.2

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0417-07

引用格式: 贾可新, 陈阳. 一种对称 Farrow 结构分数时延滤波器设计方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 417-423.

JIA Kexin, CHEN Yang. A Design Method for Symmetric Farrow Structured Fractional Delay Filter[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 417-423.

A Design Method for Symmetric Farrow Structured Fractional Delay Filter

JIA Kexin, CHEN Yang

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

Abstract: To minimize the complexity of the implementation structure and obtain the global optimal solution of the filter coefficients by controlling the approximation accuracy of the filter frequency response, a design method of symmetric Farrow structured fractional delay filter based on second-order cone programming (SOCP) is proposed. According to the linear phase characteristics of the FIR filter, this method constructs a weighted least square fitting objective function and frequency response error constraints, and converts the constraints into linear inequality constraints. The design of symmetric Farrow structured fractional delay filter can be transformed into a convex optimization solution problem. This problem can be solved by using the SOCP method to obtain the globally optimal filter coefficients that satisfy the constraints of amplitude and phase frequency response errors. The effectiveness of the proposed method is verified by comparing it with the other four methods in simulation experiments.

Key words: fractional delay filter; symmetric Farrow structure; second-order cone programming; weighted least square; frequency response

0 引言

为了实现宽空域、宽频段的覆盖, 提高系统的捕获和跟踪能力, 基于数字阵列的宽带波束形成技术在雷达、测控通信、信息对抗等领域具有广阔的应用前景^[1-2]。随着高速采集和数字信号处理器技术的发展, 大规模宽带数字阵列多波束形成的工程应用已经成为可能。宽带数字多波束的一个

关键技术就是分数时延滤波器的设计^[3-4]。

目前, 分数时延滤波器的实现结构主要有两种: FIR 型结构和 Farrow 结构。FIR 型结构的分数时延滤波器^[5]需事先存储各个时延值对应的 FIR 滤波器系数, 以实际使用时延值为地址, 通过查询方式加载不同 FIR 滤波器系数。Farrow 结构的分数时延滤波器由固定系数的 FIR 滤波器组和可分数时延多项式组成^[6], 无需事先存储各个时延对

应的滤波器系数,仅需改变输入分数时延值就可完成时延补偿。与 FIR 型结构相比,当需在宽带数字阵列的通道级进行时延补偿,并同时形成多波束时,随着波束数量的增加,Farrow 结构的分数时延滤波器具有更低的实现复杂度^[7]。

针对 Farrow 结构的分数时延滤波器,国内外有许多文献研究其设计方法,如文献[8]利用截断拉格朗日插值设计分数时延滤波器,但该方法易在高频处出现吉布斯现象,影响滤波器的频响性能。文献[9]提出了一种基于 Hermite 插值设计双层 Farrow 结构分数时延滤波器的方法,该方法具有较高时延精度,但增加了实现的复杂度。文献[10]将时域插值与泰勒级数展宽相结合,所设计的滤波器系数具有相关性,可减少近一半滤波器系数,降低了 Farrow 结构实现的复杂度。文献[11]引入分数时延误差约束,将滤波器设计建模为一个线性规划问题,具有较高的时延精度。前述文献没有利用 Farrow 结构中各组 FIR 滤波器的线性相位特性,实现复杂度相对较高。

为降低 Farrow 结构的实现复杂度,文献[12]给出了一种基于加权最小二乘的对称 Farrow 结构优化设计方法,该方法对滤波器的幅频响应逼近精度高,对群时延逼近精度相对较差,且无法控制幅频和群时延误差的逼近精度。文献[13]对输入分数时延值进行修正,推导了一种各组 FIR 滤波器具有线性相位特性,改进的 Farrow 结构分数时延滤波器,并通过约束最大最小化优化算法求解非凸优化问题,获得各组 FIR 滤波器的系数。这种非凸优化问题的求解无法获得全局最优解,优化算法对初始值的选取比较敏感,易陷于局部最优解。

在实际应用中,常需根据系统要求的幅频响应和群时延波动指标,设计满足指标要求、实现复杂度尽可能低的最佳 Farrow 结构分数时延滤波器。对于降低 Farrow 结构实现复杂度,一方面是选择对称 Farrow 结构分数时延滤波器,直接利用其 FIR 滤波器的线性相位特性,降低实现复杂度^[12-13]。另一方面是对称 Farrow 结构分数时延滤波器的设计方法进一步优化,通过约束幅频和相频响应的逼近精度,使得所设计分数时延滤波器在满足指标要求的同时,占用尽可能少的实现资源。

为了避免优化算法对初始值选取敏感,陷入局部最优解,通过约束各时延处的频率响应逼近精度,尽可能降低 Farrow 结构实现复杂度,本文提出了一种基于二阶锥规划的对称 Farrow 结构分数时延滤波器设计方法。这种方法在加权最小二乘算法基础上,利用 FIR 滤波器的线性相位特性构建了时延域-频域的二维幅度响应和相位响应误差约束,并将误差约束转化为线性不等式约束,可将对称 Farrow 结构滤波器设计转化为一个目标函数为凸函数、约束集为凸集的二阶锥规划问题。该方法能够控制分数时延滤波器的频率响应逼近精度,在尽可能降低实现复杂度的同时,获得满足误差约束的全局最优滤波器系数,避免陷入优化算法的局部最优解。仿真实验通过对比 4 种不同设计方法与所提方法的性能,验证了所提算法的正确性。

1 对称 Farrow 结构分数时延滤波器

设 Farrow 结构分数时延滤波器中 FIR 滤波器的长度为 N ,分数时延值为 $\mu(0 \leq \mu < 1)$,则传统 Farrow 结构分数时延滤波器的冲激响应可表示为^[13]

$$h(n, \mu) = \sum_{m=0}^L h_m(n) \cdot \mu^m \quad (1)$$

式中, $n = 0, \dots, N-1$, L 为多项式的阶数, $h_m(n)$ 为 Farrow 结构分数时延滤波器的第 n 个系数对应的 L 阶多项式的系数, $m = 0, 1, \dots, L$ 。将上述传统 Farrow 结构分数时延滤波器的 L 阶多项式表示改写为^[13]

$$h(n, \mu) = \sum_{m=0}^L g_m(n) (2\mu - 1)^m \quad (2)$$

式中, $n = 0, \dots, N-1$, $g_m(n)$ 为 Farrow 结构分数时延滤波器的第 n 个系数对应的 L 阶多项式的系数, $m = 0, 1, \dots, L$, 它满足^[13]

$$g_m(N-1-n) = (-1)^m \cdot g_m(n) \quad (3)$$

即对于任意固定的 $m \in [0, L]$, 当 $n = 0, \dots, N-1$ 时, $g_m(n)$ 是一个具有线性相位特性的 FIR 滤波器。这种 $g_m(n)$ 具有线性相位特性的 Farrow 结构分数时延滤波器,称为对称 Farrow 结构分数时延滤波器。与文献[8-11]相比,对称 Farrow 结构分数时延滤波器的独立系数个数为 $(L+1)N/2$, 具有最少

的独立系数个数,更低的实现结构复杂度。

对称Farrow结构分数时延滤波器 $h(n, \mu)$ 的频率响应可以表示为

$$H(f, \mu) = \sum_{m=0}^L (2\mu - 1)^m \cdot \sum_{n=0}^{N-1} g_m(n) \cdot e^{-j2\pi f n} \quad (4)$$

式中, f 为归一化数字频率。不失一般性,取 N 为偶数,对于 $m \in [0, L]$ 为偶数时,有

$$\sum_{n=0}^{N-1} g_m(n) \cdot e^{-j2\pi f n} = 2e^{-j\pi f(N-1)} \sum_{n=0}^{N/2-1} g_m(n) \cdot \cos\left[2\pi f\left(\frac{N-1}{2} - n\right)\right] \quad (5)$$

对于 $m \in [0, L]$ 为奇数时,有

$$\sum_{n=0}^{N-1} g_m(n) \cdot e^{-j2\pi f n} = 2j \cdot e^{-j\pi f(N-1)} \sum_{n=0}^{N/2-1} g_m(n) \cdot \sin\left[2\pi f\left(\frac{N-1}{2} - n\right)\right] \quad (6)$$

定义对称Farrow结构分数时延滤波器的 $(L+1)N/2$ 个独立系数组成的向量 $\mathbf{g}$ 为

$$\mathbf{g} = [\mathbf{g}_0 \quad \mathbf{g}_1 \quad \cdots \quad \mathbf{g}_L]^T \quad (7)$$

式中, $\mathbf{g}_m = [g_m(0) \quad g_m(1) \quad \cdots \quad g_m(N/2 - 1)]$, $m = 0, 1, \cdots, L$,上标T代表转置运算。

对于 $m \in [0, L]$ 为偶数时,令

$$v_{\cos}(n) = \cos\left[2\pi f\left(\frac{N-1}{2} - n\right)\right] \quad (8)$$

则定义频率向量 $\mathbf{a}_e(f)$ 为

$$\mathbf{a}_e(f) = 2e^{-j\pi f(N-1)} \cdot [v_{\cos}(0) \quad v_{\cos}(1) \quad \cdots \quad v_{\cos}(N/2 - 1)]^T \quad (9)$$

对于 $m \in [0, L]$ 为奇数时,令

$$v_{\sin}(n) = \sin\left[2\pi f\left(\frac{N-1}{2} - n\right)\right] \quad (10)$$

则定义频率向量 $\mathbf{a}_o(f)$ 为

$$\mathbf{a}_o(f) = 2je^{-j\pi f(N-1)} \cdot [v_{\sin}(0) \quad v_{\sin}(1) \quad \cdots \quad v_{\sin}(N/2 - 1)]^T \quad (11)$$

根据前述向量的定义,当 L 为奇数时,定义时延-频率向量 $\mathbf{a}(f, \mu)$ 为

$$\mathbf{a}(f, \mu) = \begin{bmatrix} (2\mu - 1)^0 \cdot \mathbf{a}_e(f) \\ (2\mu - 1)^1 \mathbf{a}_o(f) \\ \vdots \\ (2\mu - 1)^L \mathbf{a}_o(f) \end{bmatrix} \quad (12)$$

当 L 为偶数时,定义时延-频率向量 $\mathbf{a}(f, \mu)$ 为

$$\mathbf{a}(f, \mu) = \begin{bmatrix} (2\mu - 1)^0 \cdot \mathbf{a}_e(f) \\ (2\mu - 1)^1 \mathbf{a}_o(f) \\ \vdots \\ (2\mu - 1)^L \mathbf{a}_e(f) \end{bmatrix} \quad (13)$$

因此,对称Farrow结构分数时延滤波器的频率响应可重新表示为

$$H(f, \mu) = \mathbf{a}^T(f, \mu) \mathbf{g} \quad (14)$$

2 对称Farrow结构的SOCP优化设计

理想分数时延滤波器的频率响应为

$$H_d(f, \mu) = e^{-j2\pi f \mu_F} \quad (15)$$

式中, $f \in [-0.5, 0.5]$ 为归一化数字频率, $\mu_F = \mu_i + \mu$ 为时延值, μ_i 为整数时延值, $\mu \in [0, 1)$ 为分数时延值。若用滤波器长度为 N ,多项式阶数为 L 的对称Farrow结构分数时延滤波器对理想分数时延滤波器进行逼近,则频率响应的逼近误差为

$$e = \|\mathbf{H}(f, \mu) - H_d(f, \mu)\|_2 \quad (16)$$

式中, $\|\cdot\|_2$ 代表 L_2 范数, $\mathbf{H}(f, \mu)$ 为对称Farrow结构分数时延滤波器的频率响应。为控制分数时延滤波器通带和阻带频率响应与理想频率响应的逼近程度,在式(16)中引入衡量逼近误差权重的加权系数 $w(f, \mu) (\geq 0)$,可得

$$e = \|w(f, \mu)(\mathbf{H}(f, \mu) - H_d(f, \mu))\|_2 \quad (17)$$

对于任意归一化数字频率 f 和时延值 μ ,定义幅频响应逼近误差为

$$E_M(f, \mu) = |\mathbf{H}(f, \mu)| - |H_d(f, \mu)| \quad (18)$$

相频响应逼近误差为

$$E_\phi(f, \mu) = \phi(f, \mu) - \phi_d(f, \mu) \quad (19)$$

式中, $\phi(f, \mu)$ 为对称Farrow结构分数时延滤波器的频率响应 $\mathbf{H}(f, \mu)$ 的相频响应, $\phi_d(f, \mu)$ 为理想分数时延滤波器的频率响应 $H_d(f, \mu)$ 的相频响应。因此,对称Farrow结构分数时延滤波器的约束优化问题可表示为

$$\begin{aligned}
& \min_{\mathbf{g}} \left\| w(f, \mu) (H(f, \mu) - H_d(f, \mu)) \right\|_2 \\
& \text{s.t. } |E_M(f, \mu)| \leq \delta \\
& \quad |E_\phi(f, \mu)| \leq \varepsilon \\
& \quad f \in [-0.5, 0.5) \\
& \quad \mu \in [0, 1)
\end{aligned} \quad (20)$$

式中, δ 和 ε 分别为幅频和相频响应误差约束因子, 均为正实数。

上述约束优化问题中, 因幅频和相频响应的逼近误差约束是一个非凸集, 故该优化问题是一个非线性、非凸的约束优化问题。直接对这一优化问题进行求解易受初值影响, 不易获得全局最优解。下面将文献[14]和[15]中的一维频域逼近约束处理方法推广到二维时延域-频域, 将不同时延和频率值下的幅频和相频响应的逼近约束进行线性化处理, 使前述优化问题转化为一个二阶锥规划问题, 可求出全局最优解。

幅频响应逼近误差 $|E_M(f, \mu)| \leq \delta$ 可用如下线性约束代替:

$$-\delta_i \leq \text{Re}\{H(f, \mu)e^{-j\phi_d(f, \mu)}\} - |H_d(f, \mu)| \leq \delta_u \quad (21)$$

式中, $\text{Re}\{\cdot\}$ 表示取实部。 δ_u 和 δ_i 为正实数, 可通过如下公式计算:

$$\delta_u = \delta, \delta_i = \delta \cos(\varepsilon) + |H_d(f, \mu)| (1 - \cos(\varepsilon)) \quad (22)$$

此时, 线性化幅频响应逼近约束可表示为

$$\begin{aligned}
& \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)e^{-j\phi_d(f, \mu)}\} \cdot \mathbf{g} \leq \delta_u + |H_d(f, \mu)| \\
& -\text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)e^{-j\phi_d(f, \mu)}\} \cdot \mathbf{g} \leq \delta_i - |H_d(f, \mu)|
\end{aligned} \quad (23)$$

令

$$\mathbf{U}_M = \begin{bmatrix} \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)e^{-j\phi_d(f, \mu)}\} \\ -\text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)e^{-j\phi_d(f, \mu)}\} \end{bmatrix}, \mathbf{v}_M = \begin{bmatrix} \delta_u + |H_d(f, \mu)| \\ \delta_i - |H_d(f, \mu)| \end{bmatrix} \quad (24)$$

则线性化幅频响应逼近约束可重新表示为

$$\mathbf{U}_M \cdot \mathbf{g} \leq \mathbf{v}_M \quad (25)$$

相频响应逼近误差 $|E_\phi(f, \mu)| \leq \varepsilon$ 可重写为

$$\begin{aligned}
\phi(f, \mu) & \leq \phi_d(f, \mu) + \varepsilon \\
\phi(f, \mu) & \geq \phi_d(f, \mu) - \varepsilon
\end{aligned} \quad (26)$$

因

$$\begin{aligned}
\text{Im}\{H(f, \mu)\} & = \text{Im}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\} \mathbf{g} \\
\text{Re}\{H(f, \mu)\} & = \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\} \mathbf{g}
\end{aligned} \quad (27)$$

式中, $\text{Re}\{\cdot\}$ 表示取实部, $\text{Im}\{\cdot\}$ 表示取虚部, 故对于约束 $\phi(f, \mu) \leq \phi_d(f, \mu) + \varepsilon$, 当 $|\phi_d(f, \mu) + \varepsilon| < \pi/2$ 时, 有

$$\begin{aligned}
\mathbf{a}_{\text{PU}}^T(f, \mu) \cdot \mathbf{g} & = [\text{Im}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\} - \tan\{\phi_d(f, \mu) + \varepsilon\} \cdot \\
& \quad \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\}] \cdot \mathbf{g} \leq 0
\end{aligned} \quad (28)$$

当 $|\phi_d(f, \mu) + \varepsilon| > \pi/2$ 时, 有

$$\begin{aligned}
\mathbf{a}_{\text{PU}}^T(f, \mu) \cdot \mathbf{g} & = [\tan\{\phi_d(f, \mu) + \varepsilon\} \cdot \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\} - \\
& \quad \text{Im}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\}] \cdot \mathbf{g} \leq 0
\end{aligned} \quad (29)$$

当 $|\phi_d(f, \mu) + \varepsilon| = \pi/2$ 时, 有

$$\begin{aligned}
\mathbf{a}_{\text{PU}}^T(f, \mu) \cdot \mathbf{g} & = -\text{sign}\{\phi_d(f, \mu) + \varepsilon\} \cdot \\
& \quad \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\} \cdot \mathbf{g} \leq 0
\end{aligned} \quad (30)$$

式中, $\text{sign}\{\cdot\}$ 为符号函数。

对于约束 $\phi(f, \mu) \geq \phi_d(f, \mu) - \varepsilon$, 当 $|\phi_d(f, \mu) - \varepsilon| < \pi/2$ 时, 有

$$\begin{aligned}
\mathbf{a}_{\text{PL}}^T(f, \mu) \cdot \mathbf{g} & = [\tan\{\phi_d(f, \mu) - \varepsilon\} \cdot \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\} - \\
& \quad \text{Im}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\}] \cdot \mathbf{g} \leq 0
\end{aligned} \quad (31)$$

当 $|\phi_d(f, \mu) - \varepsilon| > \pi/2$ 时, 有

$$\begin{aligned}
\mathbf{a}_{\text{PL}}^T(f, \mu) \cdot \mathbf{g} & = [\text{Im}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\} - \tan\{\phi_d(f, \mu) - \varepsilon\} \cdot \\
& \quad \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\}] \cdot \mathbf{g} \leq 0
\end{aligned} \quad (32)$$

当 $|\phi_d(f, \mu) - \varepsilon| = \pi/2$ 时, 有

$$\begin{aligned}
\mathbf{a}_{\text{PL}}^T(f, \mu) \cdot \mathbf{g} & = \text{sign}\{\phi_d(f, \mu) - \varepsilon\} \cdot \\
& \quad \text{Re}\{\mathbf{a}^T(f, \mu)\} \cdot \mathbf{g} \leq 0
\end{aligned} \quad (33)$$

因此, 相频响应逼近约束可重新表示为

$$\mathbf{U}_P \cdot \mathbf{g} \leq \mathbf{0} \quad (34)$$

其中, $\mathbf{U}_P$ 可表示为

$$\mathbf{U}_P = [\mathbf{a}_{\text{PU}}(f, \mu) \quad \mathbf{a}_{\text{PL}}(f, \mu)]^T \quad (35)$$

根据前述讨论, 对称 Farrow 结构分数时延滤波器的优化问题可转化为

$$\begin{aligned}
& \min_{\mathbf{g}} \left\| w(f, \mu) (\mathbf{a}^T(f, \mu) \mathbf{g} - H_d(f, \mu)) \right\|_2 \\
& \text{s.t. } \mathbf{U}_M \cdot \mathbf{g} \leq \mathbf{v}_M \\
& \quad \mathbf{U}_P \cdot \mathbf{g} \leq \mathbf{0} \\
& \quad f \in [-0.5, 0.5) \\
& \quad \mu \in [0, 1)
\end{aligned} \quad (36)$$

上述优化问题为一个典型的二阶锥规划(SOCP)问题^[16],给定采样频率、滤波器带宽、滤波器长度、加权系数和多项式阶数,可很容易获得对称Farrow结构分数时延滤波器的全局最优滤波器系数。因此,对称Farrow结构的SOCP优化设计方法可总结为如下步骤:

步骤1 给定采样频率、滤波器带宽、加权系数、系统要求带内群时延波动指标和带内幅频响应波动指标 δ (幅频响应误差约束因子)。

步骤2 初始化相频响应误差约束因子 ε 、滤波器阶数、多项式阶数。

步骤3 根据公式(14)和(17)构造目标函数 $\|w(f, \mu)(a^T(f, \mu)g - H_d(f, \mu))\|_2$ 。

步骤4 根据公式(22)~(24)构造线性化幅频响应逼近约束 $U_M \cdot g \leq v_M$ 。

步骤5 根据公式(27)~(33)构造线性化相频响应逼近约束 $U_P \cdot g \leq 0$ 。

步骤6 利用凸优化中的内点法^[16],求解公式(36),若求解失败,则同时增加约束因子 ε 、滤波器阶数和多项式阶数,重新执行步骤3到步骤6。若求解成功,可得对称Farrow结构分数时延滤波器的系数向量 g 。

步骤7 对分数时延滤波器的幅频响应和群时延波动指标进行检查,若群时延波动或幅频响应波动指标明显优于要求指标,则减少滤波器阶数或多项式阶数;若群时延波动指标比要求指标差,幅频响应波动指标大于等于要求指标,则增加滤波器阶数;若群时延波动指标比要求指标差,幅频响应波动指标优于要求指标,则减小相频响应误差约束因子 ε ;重新执行步骤3到步骤5,直到满足要求指标。

3 仿真实验

本节将通过仿真实验,对比文献[8]、[10]、[12]和[13]的4种不同设计与所提方法的性能,验证所提算法的有效性。注意,文献[12]和[13]与所提方法的独立滤波器系数个数均为 $(L+1)N/2$,文献[8]和[10]的独立滤波器系数个数均大于 $(L+1)N/2$ 。本节所用分数时延滤波器

设计方法的性能仅与滤波器双边带宽、采样频率的比值有关,与采样频率和双边带宽的绝对值无关。

在以下仿真实验中,所提算法中的逼近误差权重的加权系数 $w(f, \mu)$ 在分数时延滤波器通带内设置为1,其他设置为0。

实验1:本实验利用文献[10]给出的归一化均方根误差评估所提方法的误差性能,并采用与文献[10]相同的设置参数。取分数时延值固定为0.4,多项式阶数为7,采样频率为400 MHz,滤波器双边带宽为380 MHz,相应的带宽与采样频率比值为0.95。采用文献[8]、[10]、[12]和所提方法分别设计分数时延滤波器,不同方法在FIR滤波器长度 N 不同时的归一化均方根误差如表1所示。由表1可知,当 $N \leq 20$ 时,因可优化的独立滤波器系数较少,所提方法的归一化均方根误差比文献[10]略差,但优于文献[12]和文献[8]。当 $N \geq 30$ 时,所提方法随着滤波器长度 N 增加,归一化均方根误差减小速度最快,明显优于其他3种方法。

表1 不同FIR滤波器长度下的归一化均方根误差

N	所提方法	文献[12]	文献[10]	文献[8]
10	3.05×10^{-2}	1.732×10^{-1}	1.58×10^{-2}	9.91×10^{-2}
20	1.96×10^{-2}	6.99×10^{-2}	6.1×10^{-3}	8.24×10^{-2}
30	4.6×10^{-3}	3.26×10^{-2}	5×10^{-3}	7.9×10^{-2}
40	2.1×10^{-3}	1.07×10^{-2}	3.4×10^{-3}	7.28×10^{-2}
50	8.78×10^{-4}	7.9×10^{-3}	2.2×10^{-3}	6.66×10^{-2}
60	1×10^{-4}	4×10^{-3}	1.6×10^{-3}	6.09×10^{-2}
70	3×10^{-5}	2.1×10^{-3}	1×10^{-3}	5.58×10^{-2}
80	1×10^{-5}	1.1×10^{-3}	9.2×10^{-4}	5.12×10^{-2}

将采样频率、带宽和多项式阶数保持不变,取分数时延值 μ 分别为0、0.1、0.2、0.3、0.4和0.5,FIR滤波器长度为40。采用文献[8]、[10]、[12]和所提方法分别设计分数时延滤波器,在不同分数时延下的归一化均方根误差如表2所示。由表2可知,由于引入了幅频和相频响应逼近误差约束,所提方法在各时延值处的归一化均方根误差值无大幅波动,具有近似一致的归一化均方根误差值,即滤波器在不同分数时延值下的具有近似相同的时延补偿精度。与其他3种方法相比,所提方法在 $\mu = 0.2$ 时具有最大的归一化均方根误差 2.9×10^{-3} ,小于其他3种方法的最大归一化均方根

误差(分别为 1.1×10^{-2} , 4.3×10^{-3} 和 1.03×10^{-1})。因此,所提方法更有利于实现高精度分数时延补偿。

表2 不同分数时延下的归一化均方根误差

μ	所提方法	文献[12]	文献[10]	文献[8]
0	1.0×10^{-3}	1.65×10^{-7}	6.6×10^{-15}	7.1×10^{-15}
0.1	1.6×10^{-3}	3.5×10^{-3}	1.74×10^{-4}	1.3×10^{-3}
0.2	2.9×10^{-3}	6.7×10^{-3}	8.78×10^{-4}	1.35×10^{-2}
0.3	2.8×10^{-3}	9.2×10^{-3}	9.78×10^{-4}	3.99×10^{-2}
0.4	2.1×10^{-3}	1.07×10^{-2}	3.4×10^{-3}	7.28×10^{-2}
0.5	2.3×10^{-3}	1.1×10^{-2}	4.3×10^{-3}	1.03×10^{-1}

实验2:设采样频率为400 MHz,滤波器双边带宽为300 MHz,相应的带宽与采样频率比值为0.75,约束幅频响应误差为0.025,与文献[13]中例1的设置参数相同。所提算法将相频响应误差设置为 0.001° ,分数时延值在 $[0,1)$ 内等间隔划分为10份,则按照文献[13]的优化问题1要求,在不同FIR滤波器长度 N 和多项式阶数 L 下,采用文献[12]、[13]和所提方法获得的10个离散时延值对应的最大群时延波动误差如表3所示。由表3可知,在相同仿真条件下,所提设计方法具有最小的群时延波动误差,更易实现高精度分数时延补偿。

表3 不同设计方法的群时延波动误差

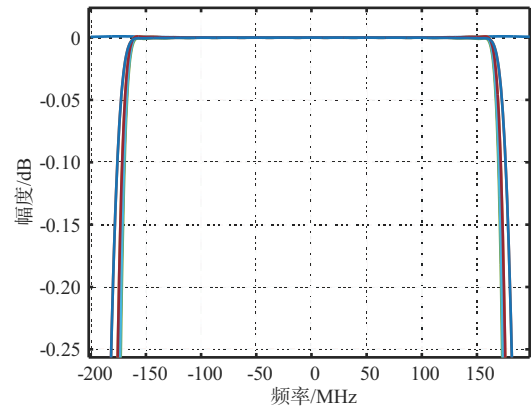
N	L	文献[12]	文献[13]	所提方法
8	2	8.04×10^{-2}	7.9×10^{-2}	6.05×10^{-2}
8	3	4.16×10^{-2}	4.1×10^{-3}	1.6×10^{-3}
8	4	2.06×10^{-2}	3.4×10^{-3}	1.3×10^{-3}
10	2	3.48×10^{-2}	3.83×10^{-2}	3.17×10^{-3}
10	3	3.25×10^{-2}	1.8×10^{-3}	8.4×10^{-4}

实验3:某大规模全数字接收阵列的系统工作频段为17.5~17.82 GHz,接收通道数字正交下变频输出采样频率为400 MHz的基带数字信号,用于带宽为320 MHz的宽带时域波束合成,完成通道级幅相加权 and 分数时延补偿。综合考虑通信体制、通道自身时延误差、孔径渡越时间和测距精度要求,系统时延补偿精度要求优于 ± 0.029 ns,通带幅频响应波动优于0.1 dB。

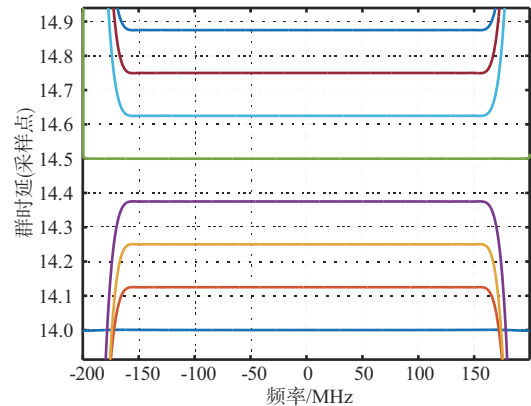
根据系统要求,分数时延滤波器的采样频率为400 MHz,双边带宽为320 MHz,分数时延在归一化采样周期 $[0,1)$ 内等间隔取64个离散值,通带幅频响应波动优于0.1 dB。此时单个采样周期被

划分为64份,步进为 0.0391 ns,相应的离散时延补偿误差为 ± 0.0195 ns,故分数时延滤波器的通带群时延波动必须优于 $(0.029 \text{ ns} - 0.0195 \text{ ns})/2.5 \text{ ns} = 0.0038$ 个采样点。

采用文献[12]的方法,根据前述要求,取滤波器长度为30,多项式阶数为5,不同分数时延值下的滤波器幅频响应和群时延如图1(a)和(b)所示。图1仅给出了8个分数时延值对应的频率响应。在通带内的最大幅度波动误差为0.0017 dB,最大群时延波动误差为0.0032个样本点,均满足前述设计要求。由图1可知,文献[12]的方法在采样频率、滤波器带宽、滤波器长度、加权系数和多项式阶数给定后,幅频响应和群时延逼近误差是固定的,且幅频响应的逼近精度非常高,存在通过调整幅频响应逼近精度,进一步优化的空间。



(a) 幅频响应



(b) 群时延

图1 文献[12]方法在不同分数时延值下的滤波器频率响应

采用本文所提设计方法,设置幅度波动误差 $\delta = 0.0058$,对应于幅频响应最大波动误差0.1 dB,

相位波动误差 $\varepsilon = 0.001^\circ$ 。根据前述要求,取多项式阶数为5,滤波器长度为20,不同分数时延值下的滤波器幅频响应和群时延如图2(a)和(b)所示。图2仅给出8个分数时延值对应的频率响应。在通带内的最大幅度波动误差为0.087 dB,最大群时延波动误差为0.002 6个样本点,均满足前述设计要求。对比两种设计方法可知,所提方法在满足设计要求的同时,通过适当调整幅频响应误差,改善了群时延波动误差,提高了时延补偿精度,降低了滤波器实现复杂度,将分数时延滤波器的独立系数个数从90个降低到60个,更具有实用价值。

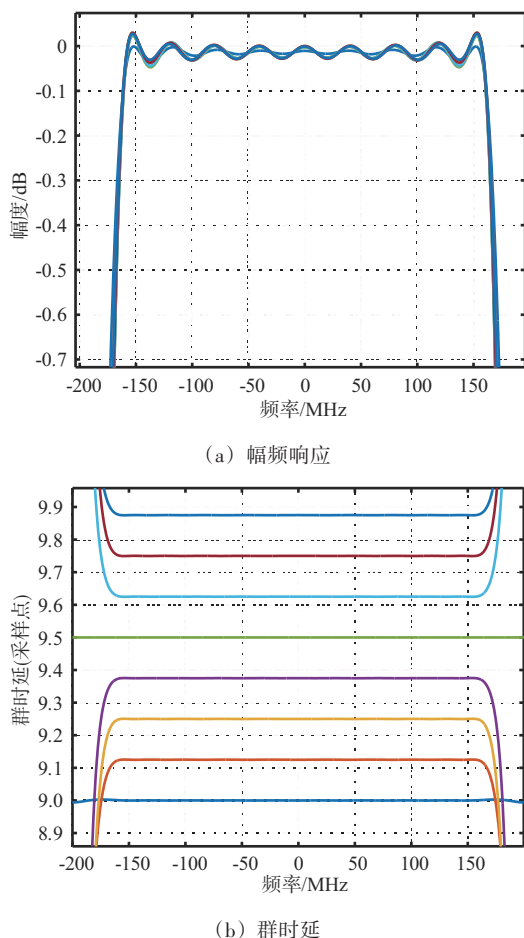


图2 本文方法在不同分数时延值下的滤波器频率响应

4 结束语

为了能够通过幅频和相频误差的合理约束,获得满足要求的全局最优、低复杂度的分数时延滤波器,提出了一种基于二阶锥规划的对称Farrow

结构分数时延滤波器设计方法。通过与其他方法的对比分析可知,所提方法通过适当调整频率响应逼近误差约束,在降低实现结构复杂度的同时,可获得各时延值处近似相同时延补偿精度,更有利于实现高精度分数时延补偿,因此,所提方法更具应用价值。值得注意的是,所提方法在高精度分数时延离线优化设计时,其优化计算复杂度和存储量均比较大,这一问题的快速优化设计是接下来的一个重要研究方向。

参考文献:

- [1] 吴曼青,赵逸超,何峰,等.计算阵列——计算赋能的数字阵列技术[J].中国科学:信息科学,2022,52(12):2270-2289.
- [2] 李圣衍,黄海波,江涛,等.基于数字阵列的干扰机架构研究[J].现代雷达,2022,44(10):72-77.
- [3] LIU Xiaowei, REN Guangliang. A Variable Fractional Delay Filter Based True-Time-Delay Array Architecture for Wideband Beamforming[J]. IEEE Sensors Letters, 2024,1(8):1-5.
- [4] CANESE L, CARDARILLI G C, NUNZIO L D. Efficient Digital Implementation of a Multirate - Based Variable Fractional Delay Filter for Wideband Beamforming [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2023, 70(6):2231-2234.
- [5] 刘鑫,孙大军,滕婷婷,等.一种基于二阶锥规划的浮点分数时延滤波器[J].传感器与微系统,2014,33(12):101-103.
- [6] 单长胜,尹曙明,郑哲,等.一种整数抽取结合小数插值重采样技术研究[J].雷达科学与技术,2024,22(1):1-4.
- [7] 贾可新,辛玉霞,柳桃荣.一种宽带阵列时域数字多波束设计方法[J].雷达与对抗,2017,37(1):21-25.
- [8] VALIMAKI V, HAGHPARAST A. Fractional Delay Filter Design Based on Truncated Lagrange Interpolation [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2007, 14(11):816-819.
- [9] TSENG C C, LEE S L. Design of Fractional Delay Filter Using Hermite Interpolation Method [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2012, 59(7):1458-1471.
- [10] 庄陵,刘莹,宋诗苇.具有系数相关性的可变分数时延滤波器设计方法[J].通信学报,2024,45(4):137-145.
- [11] LIU Xiaowei, REN Guangliang, ZHANG Wenchao, et al. Optimized Design of a Variable Frac- (下转第432页)

一种提高连续自由度的新型互质阵列

贺 顺¹, 秦 乐¹, 杨志伟², 孙 楠¹

(1. 西安科技大学通信与信息工程学院, 陕西西安 710600;
2. 西安电子科技大学雷达信号处理全国重点实验室, 陕西西安 710071)

摘 要: 针对互质阵列差分共阵存在孔洞导致阵列估计性能受限的问题, 本文提出了一种新的互质阵列。首先, 通过分析差分共阵的结构, 得出互质阵列移除部分物理阵元不会影响阵列的连续延迟; 然后, 利用孔三角形表示所有的孔洞元素, 将移除的阵元重新排列在由孔洞位置决定的稀疏位置上, 以优化阵列结构, 增加连续延迟的同时减小阵元间的互耦; 随后, 讨论移动阵元对差分共阵的影响, 推导了所提阵列连续延迟范围的数学表达式; 最后, 通过使用相同物理阵元数进行仿真实验, 验证了所提阵列相较于其他互质阵列在DOA估计上的优越性。

关键词: 互质阵列; DOA估计; 差分共阵; 连续自由度

中图分类号: TN911.7

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0424-09

引用格式: 贺顺, 秦乐, 杨志伟, 等. 一种提高连续自由度的新型互质阵列[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 424-432.

HE Shun, QIN Le, YANG Zhiwei, et al. A New Coprime Array for Improving Consecutive Degrees of Freedom[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4):424-432.

A New Coprime Array for Improving Consecutive Degrees of Freedom

HE Shun¹, QIN Le¹, YANG Zhiwei², SUN Nan¹

(1. College of Communication and Information Engineering, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710600, China;
2. National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Aiming at the problem that the existence of holes in the difference co-array of the coprime array (CA) leads to the limitation of the array estimation performance, a new coprime array (NCA) is proposed in this paper. Firstly, by analyzing the structure of the difference co-array, it is concluded that the removal of some physical array elements by the coprime array will not affect the consecutive lags of the array. Then, using hole triangles to represent all the hole elements, the removed array elements are rearranged in sparse positions determined by the positions of holes to optimize the array structure and increase the consecutive lags while reducing the mutual coupling among the array elements. Subsequently, the effects of moving the array elements on the differential co-array are discussed to derive the mathematical expression for the consecutive lags range of the proposed array. Finally, the superiority of the proposed array over other coprime arrays in direction of arrival (DOA) estimation is verified by simulation experiments using the same number of physical array elements.

Key words: coprime array (CA); direction of arrival (DOA) estimation; difference co-array; consecutive degrees of freedom

0 引 言

波达方向估计^[1-5](Direction of Arrival, DOA)是阵列信号处理^[6-7]的一个重要研究方向, 在雷达、声呐和无线通信等诸多领域都发挥着重要作用^[8-10]。通常采用均匀线阵^[11]进行DOA估计, 该阵列用 N

个阵元最多可以分辨出 $N-1$ 个信号源, 因此, 需要更多的阵元来检测更多的信号源。此外, 该阵列的元件间距不超过输入信号波长的一半, 而且由于其阵元位置接近, 产生的互耦效应会显著降低DOA的估计性能^[12-13]。

近年来, 为了检测更多的信号源, 引入了共阵

的概念。通过利用差分共阵^[14](Difference Co-Array, DCA),提出了稀疏阵列以实现更高的自由度(Degree of Freedom, DOF)和更小的互耦效应。互质阵列^[15-16](Coprime Array, CA)是稀疏阵列的一种,它由两个均匀相交的子阵列组成,并且两个子阵列的阵元个数 M 和 N 互质。相较于均匀线阵,它可以获得更稀疏的阵元位置,从而减轻互耦的影响,但是其虚拟阵列中存在大量孔洞,这导致不能充分利用其差分共阵进行DOA估计。

为了解决互质阵列存在孔洞的问题,学者们已经提出了一些改进方法。文献[17]通过阵列运动来填补互质阵列差分共阵中的孔洞,但是该方法的填孔率不高。因此,文献[18]基于阵列运动提出了改进的互质阵列,可以填充所有孔洞,但是在实际应用中,环境的假设条件难以满足。文献[19]和文献[20]都采用一种多频率机制来填充所有的孔洞,使得可以利用由差分共阵提供的所有DOF,但是其操作较为复杂。为了降低复杂度,文献[21]提出了多级互质阵列(Multi-Level Prime Array, MLPA),该阵列由多个均匀线阵组成,每个子阵列的阵元数都是成对互质整数。与互质阵列相比,该阵列有较少的孔洞,可以获得更多的连续延迟,但是该阵列的阵元间距较小,互耦较大。文献[22]提出了互补互质阵列(Complementary Coprime Array, CCA),该阵列可以产生无孔的差分共阵,但是存在严重的互耦效应。因此,文献[23]提出了稀疏互质阵列(Thinned Coprime Array, TCA),表明了扩展互质阵列中存在冗余阵元,移除这些阵元,不影响原始的差分共阵。TCA可以用更少的阵元实现与扩展互质阵列相同的自由度和较小的互耦,但是其仍然存在大量孔洞。文献[24]提出了两种改进互质阵列的方法,这两种方法通过移动位置0处的冗余阵元来进一步减少孔洞以增加连续延迟的数量,但是它们都只是填充了少部分的孔洞。

针对上述问题,本文提出了一个新的互质阵列配置(New Coprime Array, NCA),新阵列可以扩大连续延迟的范围,减少互耦的同时提高估计的性能。

1 互质阵列模型

1.1 信号模型

假设 K 个远场不相关窄带信号 $s(t)$,分别以入射角 $\theta = \{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K\}$ 入射到具有 Q 个阵元的稀疏阵列上,阵元位于 $n_i d, 1 \leq i \leq Q$,其中 $n_1 < n_2 < \dots < n_Q$,并且 $d = \lambda/2, \lambda$ 为波长。稀疏阵列的接收信号模型可以表示为

$$\mathbf{x}(t) = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(\theta_k) s_k(t) + \mathbf{n}(t) = \mathbf{A} \mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{s}(t) = [s_1(t), s_2(t), \dots, s_K(t)]^T$ 是信号源矢量, $\mathbf{n}(t)$ 是协方差矩阵为 $\sigma^2 \mathbf{I}$ 的零均值加性高斯白噪声矢量, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}(\theta_1), \mathbf{a}(\theta_2), \dots, \mathbf{a}(\theta_K)]$ 是阵列流形矩阵, $\mathbf{a}(\theta_k)$ 是相应的导向矢量,表示为 $\mathbf{a}(\theta_k) = [e^{j\pi n_1 \sin(\theta_k)}, e^{j\pi n_2 \sin(\theta_k)}, \dots, e^{j\pi n_Q \sin(\theta_k)}]^T$ 。

$\mathbf{x}(t)$ 的协方差矩阵可以表示为

$$\mathbf{R}_x = E\{\mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t)\} = \mathbf{A} \mathbf{R}_s \mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{R}_s = E\{\mathbf{s}(t) \mathbf{s}^H(t)\}$,是信号源的协方差矩阵。因为 $\mathbf{R}_x$ 在实际应用中不能直接得到,所以一般用样本协方差矩阵 $\hat{\mathbf{R}}_x$ 来代替,即

$$\hat{\mathbf{R}}_x = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \mathbf{x}(t) \mathbf{x}^H(t) \quad (3)$$

式中, T 为快拍数。将 $\hat{\mathbf{R}}_x$ 进行向量化处理得到

$$\mathbf{z} = \text{vec}(\hat{\mathbf{R}}_x) = \mathbf{V} \mathbf{p} + \sigma^2 \mathbf{l}_{\text{vec}} \quad (4)$$

式中: $\mathbf{V} = [\mathbf{a}^*(\theta_1) \otimes \mathbf{a}(\theta_1), \dots, \mathbf{a}^*(\theta_K) \otimes \mathbf{a}(\theta_K)]$ 是虚拟阵列的阵列流形矩阵; $\otimes$ 表示克罗内积; $\mathbf{p} = [\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_K^2]^T$ 是信号源功率向量; $\mathbf{l}_{\text{vec}} = \text{vec}(\mathbf{I})$ 。向量 $\mathbf{z}$ 就是稀疏阵列虚拟阵列的接收信号模型,由于向量化处理后的接收信号为单快拍模型,矩阵的秩存在亏损,所以利用空间平滑算法对矩阵的秩进行恢复,并采用MUSIC算法对得到的结果进行DOA估计。

虚拟阵元的位置由物理阵元的位置之差确定。这个虚拟数组被称为差分数组,用 D 表示。对于位置集合 $S = \{n_1, n_2, \dots, n_Q\}$,其差分共阵可以表示为

$$D = \{n_i - n_j | n_i, n_j \in S\} \quad (5)$$

1.2 互耦分析

在实际应用中,两个位置接近的阵元之间产生的互耦会影响接收到的信号。因此考虑到互耦,公式(1)重新表示为

$$\mathbf{x}(t) = \mathbf{C}\mathbf{A}\mathbf{s}(t) + \mathbf{n}(t) \quad (6)$$

式中, $\mathbf{C}$ 为互耦合矩阵。根据文献[25],在 B 带宽的互耦模型中, $\mathbf{C}$ 的元素可以近似表示为

$$[\mathbf{C}]_{i,j} = \begin{cases} c_{|n_i - n_j|}, & |n_i - n_j| \leq B \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

式中, $[\mathbf{C}]_{i,j}$ 表示矩阵 $\mathbf{C}$ 第 i 行第 j 列的元素, $n_i, n_j \in S$, 耦合系数 $c_0, c_1, \dots, c_B$ 满足关系 $1 = c_0 > |c_1| > |c_2| > \dots > |c_B|$, $c_1 = ce^{j\pi/3}$, 其中 $c \in [0, 1]$, $c_n = c_1 e^{-j(n-1)\pi/8}/n$, $2 \leq n \leq B$ 。

对于物理阵列,耦合泄漏 L 的定义为

$$L = \frac{\|\mathbf{C} - \text{diag}(\mathbf{C})\|_F}{\|\mathbf{C}\|_F} \quad (8)$$

式中 $\|\cdot\|_F$ 表示 Frobenius 范数, $\text{diag}(\cdot)$ 表示对角矩阵。

1.3 互质阵列

互质阵列由两个均匀线阵交替排列组成。如图 1 所示,子阵 1 由 N 个阵元间距为 Md 的阵元组成,子阵 2 由 M 个阵元间距为 Nd 的阵元组成,其中 M, N 互质,并且 $M < N$ 。排列时两个子阵的首个阵元位置重合,因此互质阵列总的阵元数为 $M + N - 1$ 。

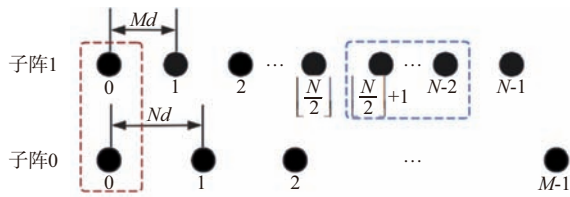


图 1 互质阵列结构图

文献[24]已经证明当 $M > 2, N > 3$ 时位置 0 处的阵元是冗余的,如图 1 红色矩形框所示,即移除位置 0 处的阵元不影响差分共阵中连续延迟的范围。由于差分共阵是对称结构,所以在后面的分析中都只考虑其非负部分。

为了尽可能多的填充孔洞,增加连续延迟的数量,本文在互质阵列移除 0 位置阵元的基础上找到了其他冗余阵元。

2 提出的新阵列

在本节中,首先对差分共阵的结构进行分析,得到互质阵列中冗余阵元的位置,并通过移除这些阵元提出了一个简化互质阵列。然后,根据简化互质阵列中孔洞的位置,将这些冗余阵元移动到新的位置得到新的互质阵列,新互质阵列有更多的连续自由度。

2.1 移除冗余阵元的阵列分析

移除冗余阵元后简化互质阵列 (Simplified Coprime Array, SCA) 的位置,可表示为

$$P_{SCA} = P_1 \cup P_2 = P_{11} \cup P_{12} \cup P_2 \quad (9)$$

式中,

$$\begin{cases} P_{11} = \{nMd | 1 \leq n \leq \lfloor N/2 \rfloor\} \\ P_{12} = (N-1)Md \\ P_2 = \{mNd | 1 \leq m \leq M-1\} \end{cases}$$

由公式(9)可知,在移除位置 0 处阵元的基础上还可以移除位于 $\{(\lfloor N/2 \rfloor + 1)Md, \dots, (N-2)Md\}$ 位置的阵元,并且 $\lfloor N/2 \rfloor + 1 \leq N-2$ 。

证明:差分共阵的内部结构可以分为自差集和互差集,分析中忽略半波长 d 。

集合 A 和集合 B 分别包含互质阵列两个子阵列的阵元位置 Mn 和 Nm , 其中 $1 \leq n \leq N-1, 1 \leq m \leq M-1$ 。自差集 $\text{diff}(A, A)$ 和 $\text{diff}(B, B)$ 分别表示为

$$\text{diff}(A, A) = \{Mn | 0 \leq n \leq N-2\} \quad (10)$$

$$\text{diff}(B, B) = \{Nm | 0 \leq m \leq M-2\} \quad (11)$$

互差集 $\text{diff}(A, B)$ 和 $\text{diff}(B, A)$ 分别表示为

$$\text{diff}(A, B) = \{Mn - Nm | Mn \geq Nm, 1 \leq n \leq N-1, 1 \leq m \leq M-1\} \quad (12)$$

$$\text{diff}(B, A) = \{Nm - Mn | Nm \geq Mn, 1 \leq n \leq N-1, 1 \leq m \leq M-1\} \quad (13)$$

下面分析移除 $\lfloor N/2 \rfloor - 1$ 个冗余阵元对差分共阵的影响。

首先考虑自差集, P_1 的自差集表示为 $\text{diff}(P_1, P_1) = \{Mn_1 - Mn_2 | n_1, n_2 \in [1, \lfloor N/2 \rfloor] \cup (N-1)\}$, 等价于 $\text{diff}(A, A)$, P_2 的自差集表示为 $\text{diff}(P_2, P_2) =$

$\{Nm | 0 \leq m \leq M-2\}$, 与 $\text{diff}(B, B)$ 相等。因此移除 $\lfloor N/2 \rfloor - 1$ 个冗余阵元不影响差分共阵的自差集。

其次考虑这些冗余阵元在互差集 $\text{diff}(A, B)$ 中的延迟, 相关的延迟可以表示为

$$\{Mn_1 - Nm_1 | m_1 \in [1, M-1], n_1 \in [\lfloor N/2 \rfloor + 1, N-2]\} \quad (14)$$

这些延迟可以由剩余元素之间的差生成, 即存在 $m_2 \in [1, M-1], n_2 \in [1, \lfloor N/2 \rfloor] \cup (N-1)$, 使得

$$Mn_1 - Nm_1 = Nm_2 - Mn_2 \quad (15)$$

则有

$$\frac{N}{M} = \frac{n_1 + n_2}{m_1 + m_2} \quad (16)$$

当 $2 \leq m_1 + m_2 \leq 2(M-1)$ 且 M 和 N 互质时, 有 $m_1 + m_2 = M$ 和 $n_1 + n_2 = N$, 因此, $m_2 = M - m_1$, $m_2 \in [1, M-1], n_2 = N - n_1, n_2 \in [2, N - \lfloor N/2 \rfloor - 1]$, m_2 和 n_2 都满足约束条件。

因此, $\text{diff}(A, B)$ 中对应于冗余阵元所产生的延迟可以由剩余物理阵元产生。

同理, $\text{diff}(B, A)$ 中对应于冗余阵元所产生的延迟也可以由剩余物理阵元产生。证毕。

综上所述, 证明了图1蓝色矩形框所示的 $\lfloor (N-1)/2 \rfloor - 1$ 个冗余阵元的存在。又已知位置0处的阵元也是冗余阵元, 所以总的冗余阵元个数为 $\lfloor (N-1)/2 \rfloor$ 。

2.2 孔洞的二维表示

为了更好地说明孔洞填充的过程, 本节将分析SCA中孔洞的位置, 并将其表示成二维形式。

移除位置0处的阵元后虚拟阵列多了 $(M-1)N$ 位置的孔洞。SCA的阵列孔径为 $(N-1)M - M$ 。若 $(M-1)N > (N-1)M - M$, 则前者不影响SCA阵列孔径内孔洞的位置。SCA孔洞的位置可以表示为

$$H = \{h | h = M + N + aM + bN\} \quad (17)$$

式中 $0 \leq a \leq \lfloor N-3-N/M \rfloor, 0 \leq b \leq \lfloor M-1-3M/N \rfloor, h \in [M+N, (N-1)M-M]$ 。

若 $(M-1)N < (N-1)M - M$, 即 $2M < N$ 时, SCA孔洞的位置表示为

$$H = \{h | h = M + N + aM + bN\} \cup (M-1)N \quad (18)$$

式中, $0 \leq a \leq \lfloor N-3-N/M \rfloor, 0 \leq b \leq \lfloor M-1-3M/N \rfloor, h \in [M+N, (N-1)M-M]$ 。

基于 H 中 $a+b$ 的值可以将这些孔洞元素分为几层, 其中 $a \geq 0, b \geq 0$ 。重新排列每一个孔洞层, 例如, 第 i 层的元素由 $M+N+aM+bN$ 构成, $a+b=i$ 。在每一层中, 孔洞的位置都按照升序排列, 最终可以将所有的元素排列成一个类似三角形的结构, 该结构被称为孔洞三角形。

例如: $M=4, N=9$ 时的孔洞三角形如图2所示。 $2M=8 < N$ 满足公式(18)。圆圈表示孔洞元素, 圆圈上方给出这些元素对应的数学表达式, 红色圆圈表示 $(M-1)N$ 位置孔洞, 该元素不满足 $M+N+aM+bN$ 的形式, 所以被安排在三角形结构之外。利用这个三角形, 可以有效地填充孔洞。

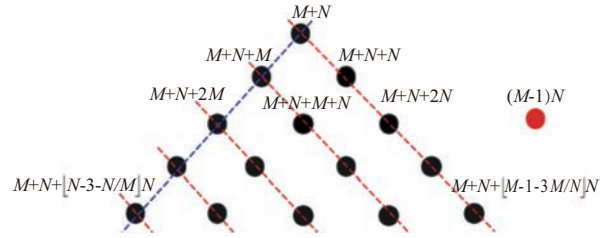


图2 $M=4, N=9$ 时的孔洞三角形

2.3 新互质阵列

新互质阵列(NCA)阵元的位置由下式给出:

$$\begin{cases} S_1 = \{mNd | 1 \leq m \leq M-1\} \\ S_2 = \{nMd | 1 \leq n \leq \lfloor N/2 \rfloor\} \\ S_3 = (N-1)Md \\ S_4 = \{-(M+iM)d | 0 \leq i \leq \lfloor (N-1)/2 \rfloor - 1\} \end{cases} \quad (19)$$

NCA共有 $M+N-1$ 个物理阵元, 这与互质阵列完全相同。

如图2所示, 红色虚线上的孔洞元素都按照升序排列, 并且每两个相邻元素之间的差为 N , 所以对于每条红色虚线上的元素都可以用 $h \pm Nm$ 来表示, 其中 $m \in [-\lfloor M-1-3M/N \rfloor, \lfloor M-1-3M/N \rfloor]$ 。

如果将阵元安排在图2蓝色虚线元素(孔洞三角形最外侧左边元素)减 N 的对称负位置上, 即 $-(h-N)$, 则这些元素及其对应红色虚线上的其他

元素都可以被填充。

蓝色虚线上的元素表示为 $h' = M + N + aM \in h$, 其减 N 的对称负位置为 $-(h' - N)$ 。 S_1 的元素为 $\{m | 1 \leq m \leq M - 1\}$ 。对于每条红色虚线上的孔洞元素 $h' + iN$ 有

$$h' + iN = (i + 1)N - (-(h' - N)) \quad (20)$$

因为 $0 \leq i \leq \lfloor M - 1 - 3M/N \rfloor$, 所以 $1 \leq i + 1 \leq \lfloor M - 1 - 3M/N \rfloor + 1$ 是 $[1, M - 1]$ 的元素, 即为 S_1 中的元素。因此, 根据公式(20)可知, h' 及其对应红色虚线上的孔洞元素都会被填充。

综上所述, 将 $\lfloor (N - 1)/2 \rfloor$ 个冗余阵元重新安排在 $-(h' - N)$ 即 S_4 位置上可以填充大部分的孔洞, 增加阵列连续延迟的数量, 并且将阵元安排在更稀疏的位置可以降低阵元间的互耦效应。

性质1: NCA的连续延迟范围是

$$M = 3$$

$$\begin{cases} M < N \leq 5, [-(N - 1)M - M, (N - 1)M - M] \\ N \geq 7, [-(N(M - 1) - 1), N(M - 1) - 1] \end{cases}$$

$$M = 4$$

$$\begin{cases} M < N \leq 7, [-(N - 1)M - M, (N - 1)M - M] \\ N \geq 9, [-(N(M - 1) - 1), N(M - 1) - 1] \end{cases}$$

$$M = 5, 6$$

$$\begin{cases} M < N \leq 7, [-(N - 1)M - M, (N - 1)M - M] \\ N \geq 8, [-(M + N + \lfloor (N - 1)/2 \rfloor M - 1), \\ M + N + \lfloor (N - 1)/2 \rfloor M - 1] \end{cases}$$

$$M \geq 7, N > M,$$

$$[-(M + N + \lfloor (N - 1)/2 \rfloor M - 1),$$

$$M + N + \lfloor (N - 1)/2 \rfloor M - 1]$$

(21)

证明: 如图2所示, 因为共有 $\lfloor (N - 1)/2 \rfloor$ 个冗余阵元, 所以能填充 $\lfloor (N - 1)/2 \rfloor$ 个蓝色虚线上的元素, 以及这些元素对应红色虚线上的其他孔洞元素。蓝色虚线上的元素表示为 $M + N + aM$, $a \in [0, \lfloor N - 3 - N/M \rfloor]$, 能被冗余阵元填充的元素为 $M + N + aM$, $a \in [0, \lfloor (N - 1)/2 \rfloor - 1]$ 。

① 当 $M = 3$ 时, 若使 $\lfloor N - 3 - N/M \rfloor \leq \lfloor (N - 1)/2 \rfloor - 1$, 得到 $N \leq 13$, 所以在 $M < N \leq 13$ 时, 蓝色虚线上的元素及其对应红色虚线上的元素全部被冗余阵元填充。当 $N \geq 14$ 时, $\lfloor N - 3 - N/M \rfloor > \lfloor (N - 1)/2 \rfloor - 1$, 对于孔洞三角形来说第一个没有被填充的元素出现在 $M + N + \lfloor (N - 1)/2 \rfloor M$ 。

又根据公式(18), 当 $\lfloor N - 3 - N/M \rfloor \leq \lfloor (N - 1)/2 \rfloor - 1$, 即 $2M < N$ 时, 会存在 $N(M - 1)$ 位置的孔洞, 该元素不在孔洞三角形内, 无法被填充。因此, 在 $7 \leq N \leq 13$ 范围内, 阵列的连续区间为 $[-(N(M - 1) - 1), N(M - 1) - 1]$ 。当 $N \geq 14$ 时, $N(M - 1) < M + N + \lfloor (N - 1)/2 \rfloor M$ 恒成立, 此时阵列的连续区间为 $[-(N(M - 1) - 1), N(M - 1) - 1]$ 。因此, 当 $N \geq 7$ 时阵列的连续区间为 $[-(N(M - 1) - 1), N(M - 1) - 1]$ 。而当 $M < N \leq 5$ 时, 阵列的连续区间为 $[-((N - 1)M - M), (N - 1)M - M]$ 。

② 其他情况的证明过程与①相同。证毕。

3 自由度分析

表1比较了 $M \geq 5, N \geq 8$ 时4种阵列的连续自由度。这4种阵列分别是所提阵列NCA, CA^[15], 文献[24]提出的阵列1(Proposed Method1, PM1)和阵列2(Proposed Method2, PM2)。从表中可知, 在具有相同物理阵元数的情况下, NCA的连续自由度最大。表2比较了 $3 \leq M \leq 4, N \geq 8$ 时上述4种阵列的连续自由度。由分析可知, 在具有相同物理阵元数的情况下, 当 $M = 3$ 时, NCA的值略小于PM2, 而当 $M = 4$ 时, NCA的连续自由度最大。

综上所述, 与现有的几种互质阵列配置相比, 通常情况下NCA可以获得更大的连续自由度。少数情况下, NCA的值略小于PM2, 但是仍然比其他配置的自由度多。

表1 $M \geq 5, N \geq 8$ 时不同阵列的连续自由度

阵列	uDOFs
CA	$2(M + N - 1) + 1$
PM1	$2(M + N - 1 + M) + 1$
PM2	$2(M + N - 1 + N) + 1$
NCA	$2(M + N - 1 + \lfloor (N - 1)/2 \rfloor M) + 1$

表2 $3 \leq M \leq 4, N \geq 8$ 时不同阵列的连续自由度

阵列	uDOFs
CA	$2(M+N-1)+1$
PM1	$2(M+N-1+M)+1$
PM2	$2(M+N-1+N)+1$
NCA	$2(N(M-1)-1)+1$

4 仿真实验

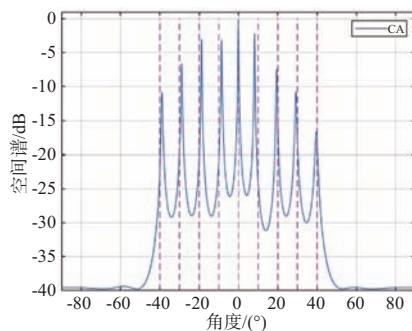
本节将提出的NCA与CA^[15], 三级互质阵列^[21] (Three-Level Prime Array, 3LPA), PM1^[24]和PM2^[24]进行比较, 验证所提方法的优越性。采用MUSIC算法进行DOA估计。每个阵列都由12个阵元组成, 即 $M=5, N=8$, 对于3LCA, 设置 $m_1=3, m_2=4, m_3=7$, 阵元间距 $G=\{7, 3, 4\}d$ 。5种阵列性能的比较结果如表3所示。

表3 5种阵列性能的比较结果

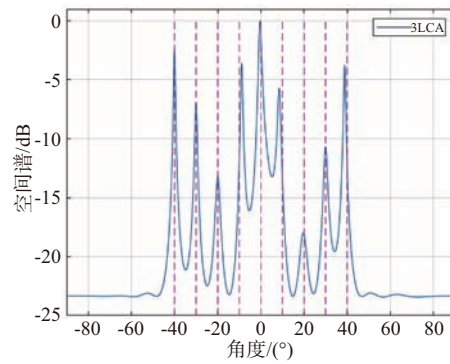
阵列	连续区间	uDOFs	耦合泄露 L
CA	$[-12, 12]$	25	0.222 9
3LCA	$[-18, 18]$	37	0.305 6
PM1	$[-17, 17]$	35	0.221 4
PM2	$[-20, 20]$	41	0.221 1
NCA	$[-27, 27]$	55	0.173 3

仿真1 角度估计性能对比

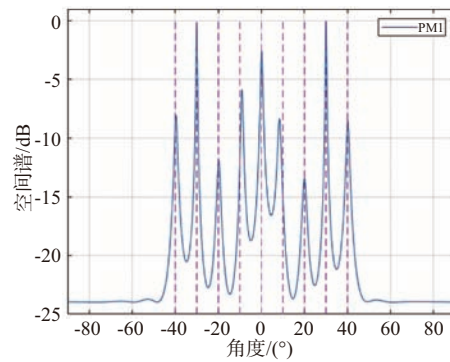
假设有9个窄带不相关信号, 这些信号均匀分布在 $-40^\circ \sim 40^\circ$ 之间。快拍数 $T=1\,500$, 信噪比 $SNR=20\text{ dB}$, 耦合参数 $c_0=1, c_1=0.3e^{j\pi/3}$, $B=100$ 。实验结果如图3所示, 其中紫色虚线表示真实的DOA。由图3可知, 只有NCA可以准确地估计出目标信号, 其谱峰更尖锐, 波束宽度更窄, 而其他阵列对于部分信号源的估计存在误差, 角度分辨率较低。表3表明, NCA的连续自由度数量多于其他阵列, 而且其耦合泄漏最小, 因此NCA具有更好的估计性能。



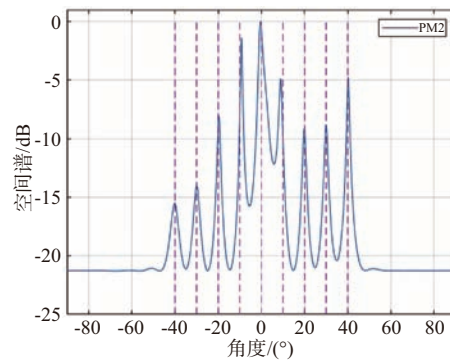
(a) 基于CA的角度估计



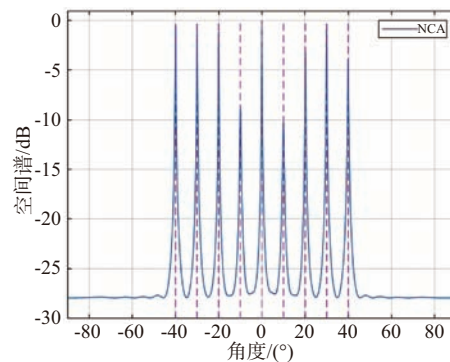
(b) 基于3LCA的角度估计



(c) 基于PM1的角度估计



(d) 基于PM2的角度估计



(e) 基于所提方法NCA的角度估计

图3 不同阵列的角度估计图

仿真2 均方根误差随信噪比变化的曲线图

均方根误差定义由下式给出:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{JP} \sum_{j=1}^J \sum_{p=1}^P (\hat{\theta}_p(j) - \theta_p)^2} \quad (22)$$

式中, J 表示蒙特卡罗实验的次数, P 表示目标信号源的数目, $\hat{\theta}_p(j)$ 表示第 j 次实验中 θ_p 的估计值。

假设有3个窄带不相关信号, 这些信号均匀分布在 $-10^\circ \sim 10^\circ$ 之间。快拍数 $T = 30$, 耦合参数 $c_0 = 1$, $c_1 = 0.1e^{j\pi/3}$, $B = 100$ 。蒙特卡罗实验次数为100。实验结果如图4所示, 在低快拍的情况下, 随着信噪比的增大, 5种阵列的均方根误差整体上都呈现下降趋势, 又因为NCA扩展了连续的差分共阵, 并且存在较低的互耦效应, 所以NCA实现了更好的估计性能。

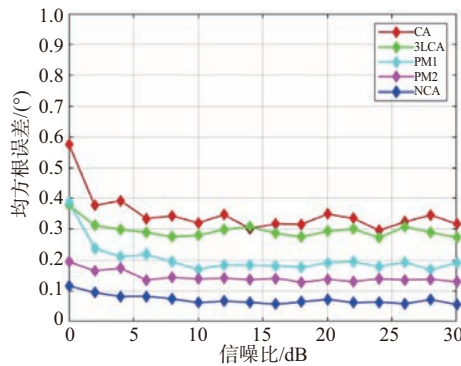


图4 不同信噪比下阵列的均方根误差曲线图

仿真3 均方根误差随快拍数变化的曲线图

假设有3个窄带不相关信号, 这些信号均匀分布在 $-10^\circ \sim 10^\circ$ 之间。信噪比 $SNR = -5$ dB, 耦合参数 $c_0 = 1$, $c_1 = 0.1e^{j\pi/3}$, $B = 100$ 。蒙特卡罗实验次数为100。实验结果如图5所示, 在低信噪比的情况下, 随着快拍数的增大, 5种阵列的均方根误差在

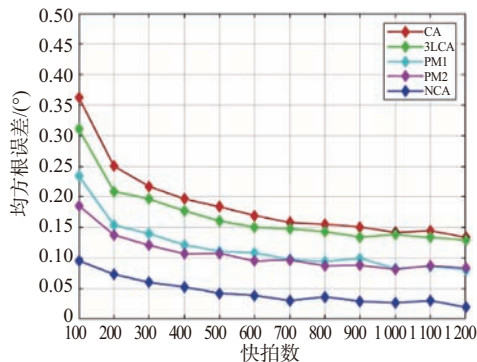


图5 不同快拍数下阵列的均方根误差曲线图

整体上都呈现下降趋势, 然而NCA的误差始终最低, 这是因为NCA通过重新排列冗余阵元的位置, 增加了连续自由度的数量, 从而获得了更好的DOA估计性能。

仿真4 均方根误差随耦合参数 c 变化的曲线图

假设有6个窄带不相关信号, 这些信号均匀分布在 $-30^\circ \sim 20^\circ$ 之间。快拍数 $T = 1000$, 信噪比 $SNR = 10$ dB, 耦合参数 $c_0 = 1$, $c_1 = ce^{j\pi/3}$, $B = 100$ 。蒙特卡罗实验次数为100。实验结果如图6所示, 随着 c 的增大, 5种阵列的均方根误差都呈现上升趋势。其中受互耦影响最大的是3LCA, 因为该阵列的阵元间距最小。相比之下, NCA的均方根误差始终最小, 它的DOA估计精度最高。

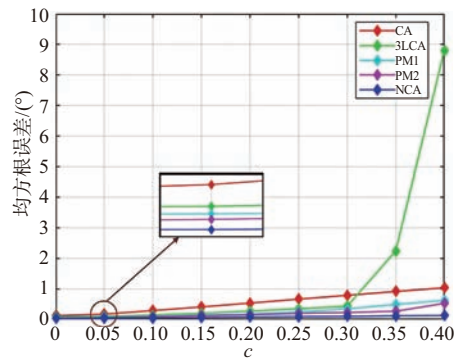


图6 不同 c 下阵列的均方根误差曲线图

仿真5 耦合泄露随着阵元个数变化的曲线图

假设有9个窄带不相关信号, 这些信号均匀分布在 $-40^\circ \sim 40^\circ$ 之间。阵元总数从14个以4个为间隔均匀地增加到98个。快拍数 $T = 1500$, 信噪比 $SNR = 20$ dB, 耦合参数 $c_0 = 1$, $c_1 = 0.3e^{j\pi/3}$, $B = 100$ 。实验结果如图7所示, 随着阵元数量的增加, 5种阵

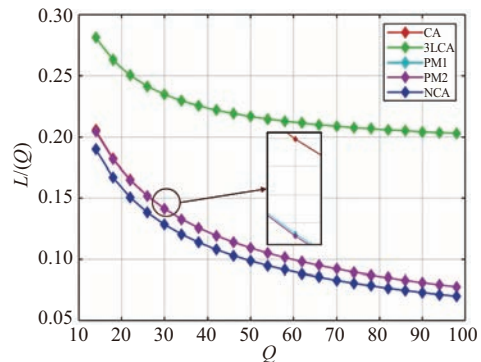


图7 耦合泄露随着阵元个数变化的曲线图

列的耦合泄露都呈现下降趋势,相较于其他阵列, NCA 的耦合泄露始终最低,因为其较大的阵元间距可以减轻互耦。

5 结束语

为了填充互质阵列中的孔洞,本文通过移动冗余阵元提出了一种新的互质阵列。首先,对互质阵列差分共阵的结构进行分析,得到了冗余阵元的位置,通过数学推导得出:移除这些阵元不影响阵列的连续区间,然后,利用孔洞的二维表示,移动冗余阵元到新的位置形成新的稀疏阵列,并且给出了新阵列阵元位置的数学表达式。最后,仿真实验结果表明,所提的新阵列具有更好的角度估计能力,更大的连续延迟和较低的互耦。而且,该阵列在低快拍、低信噪比和高互耦的情况下都具有良好的性能,验证了所提阵列的优越性。

参考文献:

- [1] 李荣禄,汤建龙,袁永强.基于TOEPLITZ重构的压缩感知嵌套阵列 DOA 估计[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(3):334-340.
- [2] LIU Linxi, LIU Shengheng, HUANG Yongming, et al. Joint DOA-Range Estimation Using Moving Time-Modulated Frequency Diverse Coprime Array[C]//2022 IEEE Radar Conference, New York, USA: IEEE, 2022:1-6.
- [3] ZHANG Xue, ZHENG Zhi, WANG Wenqin, et al. Joint DOD and DOA Estimation of Coherent Targets for Coprime MIMO Radar[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2023, 71:1408-1420.
- [4] MATTER F, FISCHER T, PESAVENTO M, et al. Ambiguities in DOA Estimation with Linear Arrays[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2022, 70:4395-4407.
- [5] HE Shun, SUN Nan, YANG Zhiwei. Designing Sparse Extended Nested Arrays with High Degrees of Freedom and Low Coupling[J]. Signal Processing, 2025, 227:109702.
- [6] 吴丙森,刘庆华.基于稀疏对称阵列的混合信源定位[J]. 雷达科学与技术, 2020, 18(1):74-81.
- [7] FERNÁNDEZ-MENDUINA S, KRAHMER F, LEUS G, et al. Computational Array Signal Processing via Modulo Non-Linearities[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2022, 70:2168-2179.
- [8] 陈金立,张程,陈宣,等.阵元失效下基于矩阵重构的 MIMO 雷达 DOA 估计[J]. 雷达科学与技术, 2022, 20(5):524-530.
- [9] XU Yang, ZHENG Zhi. Joint DOD and DOA Estimation for Bistatic MIMO Radar in the Presence of Unknown Mutual Coupling[J]. Circuits, Systems, and Signal Processing, 2023, 42(4):2468-2479.
- [10] KARIM B A, ALI H K. Computationally Efficient MUSIC Based DOA Estimation Algorithm for FMCW Radar[J]. Journal of Electronic Science and Technology, 2023, 21(1):100192.
- [11] SHI Wanlu, LI Yingsong. Improved Uniform Linear Array Fitting Scheme with Increased Lower Bound on Uniform Degrees of Freedom for DOA Estimation[J]. IEEE Trans on Instrumentation and Measurement, 2022, 71:1-14.
- [12] ZHOU Chengwei, GU Yujie, SHI Zhiguo, et al. Structured Nyquist Correlation Reconstruction for DOA Estimation with Sparse Arrays[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2023, 71:1849-1862.
- [13] ZHANG Zongyu, SHI Zhiguo, GU Yujie. Ziv - Zakai Bound for DOAs Estimation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2023, 71:136-149.
- [14] KAZARINOV A S, MALYSHEV V N. The Experimental Research of DOA Estimation Based on Difference Co-Array Method[C]//2023 IEEE 24th International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials, Novosibirsk, Russian Federation: IEEE, 2023: 390-393.
- [15] PAL P, VAIDYANATHAN P P. Coprime Sampling and the MUSIC Algorithm[C]//2011 Digital Signal Processing and Signal Processing Education Meeting, Sedona, AZ, USA: IEEE, 2011:289-294.
- [16] MA Penghui, LI Jianfeng, PAN Jingjing, et al. Coherent Signal DOA Estimation with Coprime Array: Exploiting Signal Subspace Reconstructing Strategy[J]. IEEE/ACM Trans on Audio, Speech, and Language Processing, 2023, 32:497-508.
- [17] QIN Guodong, AMIN M G, ZHANG Yimin D. DOA Estimation Exploiting Sparse Array Motions[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2019, 67(11):3013-3027.
- [18] SUN Lu. Improved Coprime Array Designs Based on Moving Platform for Direction of Arrival Estimation[J]. IEEE Sensors Journal, 2023, 23(5):5288-5298.
- [19] BOUDAHER E, JIA Yong, AHMAD F, et al. Multi-Frequency Co-Prime Arrays for High-Resolution Direction-of-Arrival Estimation[J]. IEEE Trans on Signal Process-

- ing, 2015, 63(14):3797-3808.
- [20] LIU Yang, BUCK J R. High-Resolution Direction-of-Arrival Estimation in SNR and Snapshot Challenged Scenarios Using Multi-Frequency Coprime Arrays[C]//2017 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, New Orleans, LA, USA: IEEE, 2017: 3434-3438.
- [21] ALAWSH S A, MUQAIBEL A H. Multi-Level Prime Array for Sparse Sampling [J]. IET Signal Processing, 2018, 12(6):688-699.
- [22] WANG Xiaomeng, WANG Xin. Hole Identification and Filling in k-Times Extended Co-Prime Arrays for Highly Efficient DOA Estimation[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2019, 67(10):2693-2706.
- [23] RAZA A, LIU Wei, SHEN Qing. Thinned Coprime Array for Second-Order Difference Co-Array Generation with Reduced Mutual Coupling[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2019, 67(8):2052-2065.
- [24] 刘可, 朱泽政, 于军, 等. 基于互质阵列孔洞分析的稀疏阵列设计方法[J]. 电子与信息学报, 2022, 44(1): 372-379.
- [25] LIU Chunlin, VAIDYANATHAN P P. Super Nested Arrays: Linear Sparse Arrays with Reduced Mutual Coupling-Part I: Fundamentals [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2016, 64(15):3997-4012.
- 作者简介:**
- 贺 顺 女, 博士, 副教授、硕士生导师, 主要研究方向为宽带信号检测与估计、自适应阵列处理。
- 秦 乐 女, 硕士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理。
- 杨志伟 男, 博士, 教授、博士生导师, 主要研究方向为阵列信号处理、天基预警和运动平台雷达动目标检测。
- 孙 楠 女, 硕士研究生, 主要研究方向为阵列信号处理。
-
- (上接第423页)
- tional Delay Filter with Delay Error Constraints [J]. IEEE Trans on Circuits and Systems II: Express Briefs, 2023, 70(8):3164-3168.
- [12] DENG Tianbo. Symmetry-Based Low-Complexity Variable Fractional Delay FIR Filters [C] // IEEE International Symposium on Communications and Information Technology, Sapporo, Japan:IEEE, 2004:194-199.
- [13] VESMA J, SARMAKI T. Optimization and Efficient Implementation of FIR Filters with Adjustable Fractional Delay [C]//1997 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Hong Kong, China:IEEE, 1997:2256-2259.
- [14] LAI Xiaoping. Optimal Design of Nonlinear-Phase FIR Filter with Prescribed Phase Error [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2009, 57(9):3399-3410.
- [15] LANG M C. Constrained Least Square Design of FIR Filters with Arbitrary Magnitude and Phase Responses[C] // 1997 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Hong Kong, China: IEEE, 1997:2264-2267.
- [16] 祁忠勇, 李威锴, 林家祥. 信号处理与通信中的凸优化:从基础到应用[M]. 陈翔, 沈照, 译. 北京:电子工业出版社, 2021.
- 作者简介:**
- 贾可新 男, 博士, 正高级工程师, 主要研究方向为测控通信、信息对抗领域的阵列信号处理。
- 陈 阳 男, 学士, 正高级工程师, 主要研究方向为测控通信总体、射频微波前端设计。

基于改进无监督自适应嵌入的海上目标检测方法

赵国森¹, 丁昊², 曹政², 贺鹏飞¹

(1. 烟台大学物理与电子信息学院, 山东烟台 264005; 2. 海军航空大学, 山东烟台 264001)

摘要: 海上目标检测中,传统单一特征检测方法在面对复杂场景时往往表现不佳。为了进一步提升检测性能,本文提出了一种基于改进无监督自适应嵌入(Unsupervised Adaptive Embedding, UAE)的海上目标检测方法。该方法从时域、频域、时频域等多个变换域挖掘了海杂波和目标回波的差异特征,构建了一个六维初始特征空间。在此基础上,通过改进UAE方法,在降维过程中引入正则化马氏(Mahalanobis)距离来精确衡量特征点之间的相似性,并利用类间和类内散布矩阵优化数据的判别性,通过特征投影矩阵将六维初始特征空间映射到三维特征空间,保留关键信息的同时实现数据的压缩。应用凸包学习实现了三维判决区域的构建与目标检测。在海军航空大学雷达对海探测数据集进行了性能验证,结果表明,相较于已有三特征检测方法,所提方法在检测概率方面具有显著的性能提升。

关键词: 特征提取; 小目标检测; 海杂波; 凸包学习

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0433-10

引用格式: 赵国森, 丁昊, 曹政, 等. 基于改进无监督自适应嵌入的海上目标检测方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 433-442.

ZHAO Guomiao, DING Hao, CAO Zheng, et al. Detection Algorithm of Small Target on the Sea Surface Based on Unsupervised Adaptive Embedding[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 433-442.

Detection Algorithm of Small Target on the Sea Surface Based on Unsupervised Adaptive Embedding

ZHAO Guomiao¹, DING Hao², CAO Zheng², HE Pengfei¹

(1. School of Physics and Electronic Information, Yantai University, Yantai 264005, China; 2. Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: In maritime target detection, traditional single-feature detection methods often struggle in complex scenarios. To enhance detection performance, a maritime target detection approach based on improved unsupervised adaptive embedding (UAE) is introduced in this paper. This approach distinguishes between sea clutter and target echoes by extracting distinctive features from multiple transform domains, including time domain, frequency domain, and time-frequency domain, forming an initial six-dimensional feature space. Building on this, the UAE method incorporates the regularized Mahalanobis distance for precise similarity measurement during dimensionality reduction, and leverages inter-class and intra-class scatter matrices to optimize data separability. The feature projection matrix is then employed to map the six-dimensional feature space into a three-dimensional space, compressing data while preserving critical information. Using convex hull learning, a three-dimensional decision region is constructed for target detection. Performance validation on the radar sea detection dataset of Naval Aviation University demonstrates that the proposed method significantly improves the detection probability compared to existing three-feature detection approaches.

Key words: feature extraction; small target detection; sea clutter; convex hull learning

0 引言

随着隐身技术发展和目标小型化,海面小目

标成为雷达探测的难点。这些目标的雷达回波微弱,易被复杂海杂波淹没,特别是在慢速小目标检测中,海杂波背景增加了识别难度^[1]。在我国广阔

收稿日期: 2024-09-19; 修回日期: 2025-01-09

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(No.62388102, 62101583); 烟台市2023年校地融合发展项目(No.2323013-2023XDRH001); 山东省科技型中小企业创新能力提升工程计划项目(No.2023TSGC0823); 烟台市科技型中小企业创新能力提升工程计划项目(No.2023TSGC112)

的海域,尤其是近岸和航道区域,常见的低SCR目标(如浮标、静止小渔船)在高海况下,容易被强烈的海杂波信号掩盖。传统基于能量信息的检测方法往往无法有效应对这些复杂的干扰,特别是在“海尖峰”现象易导致虚警的情况下,使得小目标信号容易被淹没^[2-4]。为解决这一问题,研究者们从目标和杂波的电磁特性入手,通过深入挖掘二者在特征空间中的差异,构建了更为精准的检测方法。针对不同的目标,雷达收到的目标回波特征是有区别的。相同目标的姿态、距离、相对雷达角度等众多条件的不同,目标回波的特征也不尽相同。文献[5-6]将目标特征与海杂波信号进行分离,突破了传统能量检测手段在高海况下的限制,为海面小目标的精准检测提供了更加稳健的技术路径。

分形特征是最早被引入海上目标检测领域的特征之一。在时域,雷达回波具有一定的分形特性^[7]。Li等^[8]提取了Hurst指数作为分形特性,并将其应用于海面目标检测。随着特征检测方法的进一步发展,研究者们引入了更多层面的特征来增强检测性能。文献[9]所提倡的散斑一致性因子特性成功地解决了在长时间观察环境下复合高斯模式中的纹理部分的不稳定性问题。同时,其他一些特性的应用也得到了广泛关注,如通过时间-频率能量和频谱差别特性^[10]、使用时频分析来获取微多普勒特性^[11-12]、根据海洋杂波对统一的时间-频率分布差异的特性进行了优化处理^[13],以及运用了极化特性^[14]等。然而,当特征数目增多后,单个特征可能带来一定程度上的性能下降,因此综合多个特征的识别成为了未来发展的方向。

由于单一特征检测方法存在性能不足,多特征联合检测技术应运而生,标志着海上目标检测从单一特征向多维特征的全新阶段。文献[10]提出的联合三特征检测方法利用相对均幅、相对多普勒峰值和相对多普勒熵特征进行目标检测。文献[13]提出了时频域三特征检测方法,采用时频脊累积量、连通区域数量和最大连通区域尺寸进行目标检测,这些方法有效提升了检测概率并通过快速凸包算法优化了分类器决策效率。

虽然高维特征应用增强了检测性能,但也增加了计算复杂性和特征冗余。为解决这些问题,研究者提出了基于巴氏距离的特征压缩技术^[15],

将高维特征压缩至三维,结合凸包学习算法实现快速检测。文献[16]采用主成分分析法将高维特征进一步压缩至三维空间,结合凸包学习算法进行异常检测,提升了检测效率和性能。

然而,现有的降维方法在面对复杂的海杂波背景时仍存在局部结构信息丢失、维度灾难等问题。为此,本文提出一种基于改进无监督自适应嵌入(UAE)的检测方法,通过引入正则化马氏距离优化相似矩阵更新,结合类间和类内散布矩阵,利用监督信息增强类别分离能力,解决UAE算法的噪声敏感和信息保持不足的问题。实验验证表明,该方法显著提高了检测精度和鲁棒性,为海上目标检测提供了有效方案。

1 实测数据介绍

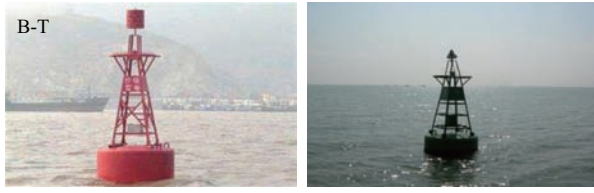
本文选择的实测数据是由海军航空大学海上目标探测课题组对海探测试验获得的数据^[17-18],试验数据使用图1的X波段固态全相参雷达,雷达相关参数如表1所示。雷达架设地点为烟台第一海水浴场试验点。试验时,雷达架高约为80 m,雷达处于凝视的工作状态。在2.97和3.19 n mile处分别有一灯浮标,如图2所示。



图1 雷达天线

表1 雷达性能参数概览^[18]

雷达参数	参数设置
频段	X
频率范围	9.3~9.5 GHz
探测范围	0.062 5~96 nm
扫描带宽	25 MHz
距离分辨率	6 m
脉冲重复频率	1.6, 3, 5, 10 kHz
发射峰值功率	50 W
天线转速	2, 12, 24, 48 r/min
天线长度	1.8 m
天线工作方式	凝视, 扫描
天线极化方式	HH, VV
天线水平波束宽度	1.2°
天线垂直波束宽度	22°



(a) 灯浮标1

(b) 灯浮标2

图2 灯浮标1和灯浮标2

为减少数据的不确定性或随机性,本文选取VV极化数据和HH极化数据共20组数据进行分析,所选取的数据信息如表2所示。

表2 数据信息

序号	数据名称	海况等级	目标类型
1	20221113210023_stare_VV	4	灯浮标1
2	20221113130025_stare_VV	4	灯浮标1
3	20221113160105_stare_VV	4	灯浮标1
4	20221113190014_stare_VV	4	灯浮标2
5	20221113230032_stare_VV	4	灯浮标1
6	20221114010041_stare_VV	3	灯浮标2
7	20221114030051_stare_VV	3	灯浮标1
8	20221114140023_stare_VV	3	灯浮标1
9	20221112190032_stare_VV	5	灯浮标1
10	20221113070023_stare_VV	5	灯浮标1
11	20221112171210_stare_HH	5	灯浮标1
12	20221112220105_stare_HH	5	灯浮标1
13	20221113100031_stare_HH	4	灯浮标1
14	20221113130045_stare_HH	4	灯浮标1
15	20221113180037_stare_HH	4	灯浮标1
16	20221114060027_stare_HH	3	灯浮标1
17	20221114150028_stare_HH	3	灯浮标1
18	20221114190046_stare_HH	3	灯浮标1
19	20221115040022_stare_HH	2	灯浮标2
20	20221115070036_stare_HH	2	灯浮标1

2 特征提取与分析

在海上目标检测中,多维特征检测通过融合多种特征维度,显著提升了目标识别的精度和鲁棒性。该方法能够从多个方面全面描述目标与背景的差异,从而增强目标与海杂波之间的区分能力。相比于单一特征,综合利用时域、频域及空间特征可以更有效地捕捉目标的复杂模式,并降低误报和漏报的发生率,而多维特征的提取是进行检测的前提,本文采用了时域、频域、时频域的6个

特征,以下是特征的提取方式。

1) 时域特征

RAA即相对平均幅度(Relative Average Amplitude),是指在时间域内待测单元与参考单元的平均幅度之比,用于揭示检测单元与参考单元之间的幅度差异^[19]。

$$RAA(x_\varphi; x_\theta) = \frac{\bar{A}(x_\varphi)}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \bar{A}(x_\theta)} \quad (1)$$

$$\bar{A}(x_\varphi) = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G |x_\varphi(g)| \quad (2)$$

$$\bar{A}(x_\theta) = \frac{1}{G} \sum_{g=1}^G |x_\theta(g)| \quad (3)$$

式中, x_φ 和 x_θ 分别表示长度为 D 的待检测单元回波信号和参考单元回波信号, N 表示参考单元数量。

图3(a)是提取的海杂波和目标的RAA特征的直方图。可以看出,海杂波的特征值大于目标,且二者的重叠部分比较小。

2) 频域特征

RDPH即相对多普勒峰高(Relative Doppler Peak Height),是指待检测单元的多普勒峰值与参考单元平均多普勒峰值的比率,用于衡量信号在不同频率成分上的能量分布差异。它主要用于比较航道浮标与海杂波在多普勒域中的峰值变化幅度^[19]。计算方法如下:

$$RDPH(x_\varphi; x_\theta) = \frac{DPH(x_\varphi)}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N DPH(x_\theta)} \quad (4)$$

式中,

$$DPH(x_\varphi) = \frac{DAS(f_d^{\max}; x_\varphi)}{\frac{1}{\#r} \sum_{f_d \in f_d^{\max}(x_\varphi) + m} DAS(f_d; x_\varphi)} \quad (5)$$

$$f_d^{\max}(x_\varphi) = \arg \max \{ DAS(f_d; x_\varphi) \} \quad (6)$$

$$m = [-\delta_1, \delta_2] \cup [\delta_2, \delta_1] \quad (7)$$

其中, $DPH(x_\varphi)$ 表示多普勒峰高, $DAS(f_d; x_\varphi)$ 表示多普勒频谱, $f_d^{\max}$ 为使DAS幅值达到最大值的频率点,参数 δ_1 由海杂波的平均多普勒带宽决定,而 δ_2 取决于多普勒峰值的保护间隔, m 表示区间 m 内的多普勒单元数量。

通过图3(b)目标和海杂波RDPH的特征值分布可以看出,目标和海杂波的特征值相近,重叠部

分占二者总分布范围的比重较大。由于目标会受到较大海浪的影响,导致其姿态变化显著,使得浮标的起伏模式与海杂波的特征相似。这种情况使得在高海况下,海面上的小目标与海杂波的可分性较低,检测时可能导致较高的误报率。

RVE 即相对多普勒向量熵(Relative Vector Entropy),是指待测元素的信息熵与参考元素的信息熵之间的差异,用以描绘信号波形的混乱程度^[19]。计算方法如下:

$$RVE(x_\varphi; x_\theta) = \frac{VE(x_\varphi)}{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N VE(x_\theta)} \quad (8)$$

式中,

$$VE(x_\varphi) = -\sum_{f_d} \overline{DAS}(f_d; x_\varphi) \ln [\overline{DAS}(f_d; x_\varphi)] \quad (9)$$

$$\overline{DAS}(f_d; x_\varphi) = \frac{DAS(f_d; x_\varphi)}{\sum_{f_d} DAS(f_d; x_\varphi)} \quad (10)$$

其中, $\overline{DAS}(f_d; x_\varphi)$ 表示归一化多普勒谱, $VE(x_\varphi)$ 表示待检测单元的多普勒向量熵。

图 3(c) 的 RVE 特征可以看出,目标的 RVE 特征值较低且集中,峰值更为突出,而海杂波的 RVE 特征值较高且分布广泛。当回波中含有目标时,回波信号的多普勒频谱更为有序,且其多普勒的杂乱程度较小,因此目标的 RVE 特征值要比海杂波小。

3) 时频特征

RI 即时频脊累积量(Ridge Integration),是指待测单元在时频图中的时频脊(即在不同时间点上频率维度的极值点)的累积值,用于表示信号的时频脊能量强度^[19],计算方法为

$$RI(x_\varphi; x_\theta) = \sum_{n=1}^N SPWVD(k, Ridge(k|x_\varphi, x_\theta)) \quad (11)$$

式中,

$$Ridge(k|x_\varphi, x_\theta) = \arg \max \{ SPWVD(k, l|x_\varphi, x_\theta) \} \quad (12)$$

利用平滑伪维格纳-威利分布变换方法(Smoothed Pseudo Wigner-Ville Distribution, SPWVD)对目标和海杂波进行变换。 $Ridge(k|x_\varphi, x_\theta)$ 表示时频变换后的时频脊图像,对它提取特征后的目标和海杂波的特征值如图 3(d) 所示。

由图 3(d) 可知,海杂波 RI 特征值普遍比目标小。同时,海杂波的特征值相对比较集中而目标

的特征值覆盖范围较大。

NR 即连通区域个数(Number of Connected Regions),是指信号单元在时频脊图中的连通区域数量,用于衡量时频脊能量的离散分布情况^[19],计算方法为:

设时频脊图像中连通区域的集合为 $\{\Lambda_1, \Lambda_2, \dots, \Lambda_c\}$, 则

$$NR(x) = C \quad (13)$$

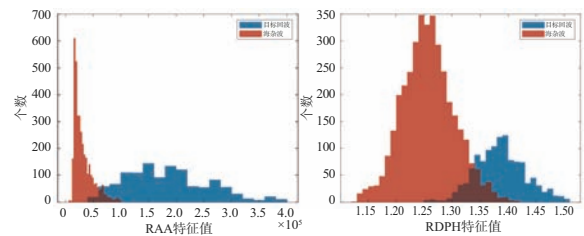
目标和海杂波的 NR 特征值分布如图 3(e) 所示。由图可知,目标的 NR 值低于海杂波,而海杂波的分布比较集中,因此 NR 值在区分目标与海杂波方面表现较好,应用于检测海杂波中的目标具有较高的可行性。

MS 即最大连通区域尺寸(Maximal Size of Connected Regions),是在信号单元的时频脊图像中,包含数据点最多的连通区域的时频脊点数量,用于表示时频脊能量的离散分布程度^[19],计算方法为

$$MS(X) = \max \{ num(\Lambda_1), num(\Lambda_2), \dots, num(\Lambda_c) \} \quad (14)$$

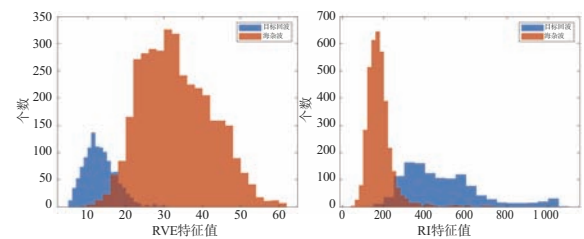
式中, $num(\Lambda_c)$ 表示在连通区域内的时频脊点的数目,通过 $\max(x)$ 能得到连通区域的最大尺寸,即最多的时频脊点数。

图 3(f) 展示了目标和海杂波的时频域连通区域数量的分布特性。目标和海杂波的时频谱脊线在形状和集中程度上有明显的差异。目标的时频谱脊线通常只有一个连通区域,表示所有像素点都是连续的,因此,目标的 MS 值比海杂波更高。



(a) RAA 特征值

(b) RDPH 特征值



(c) RVE 特征值

(d) RI 特征值

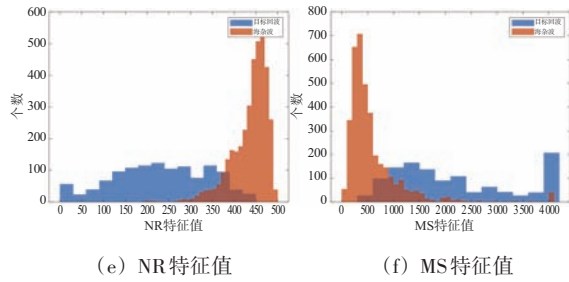


图3 6个特征统计特性

3 基于改进UAE的海上目标检测算法

处理高维特征时,通常面临维度灾难的问题,其中包含了特征维数过多带来的计算复杂性和数据稀疏性。通过上文的讨论,尽管时域和频域特征在区分海杂波和目标方面各自具备一定的能力,但单一特征往往难以全面描述目标信息,从而影响了检测效果。为应对这一挑战,传统的做法是引入更多的特征,进而将特征维数从一维扩展到更高维度。然而,高维特征的计算成本显著增加,因此,需要有效的降维技术来降低计算负担,同时保留足够的信息量。

文献[15]使用主成分分析(PCA)的降维方法,通过线性投影将高维特征转化为低维空间,从而使数据处理更加高效。然而,PCA的主要关注点是全局数据的方差最大化,在保留类别信息和局部数据结构方面存在不足。当数据具有复杂的类别分布时,PCA可能无法充分保留类别信息和局部结构,会影响目标检测的性能。为了解决上述问题,在降维过程中可采用UAE算法来进行处理。UAE是一种基于图嵌入的线性方法,通过自适应分配邻居权重并结合线性图嵌入,同时保持局部和全局数据结构,实现降维^[20]。

3.1 算法步骤

UAE算法的主要目标是通过优化投影矩阵 W 、相似矩阵 S 和纯化的数据矩阵 F 来最小化以下目标函数:

$$J(W, F) = \min_{W, F} 2\text{Tr}(F^T L_{sr} F) + \lambda \|x^T W - F\|_F^2 \quad (15)$$

该算法的步骤如下:

- 初始化相似矩阵 S_0 ;
- 通过对当前相似矩阵 S_0 进行幂运算和对称

化,生成新的相似矩阵 R_{ij} ,并计算拉普拉斯矩阵 L_{sr} ;

- 使用 L_{sr} 和正则化参数 λ 计算新的拉普拉斯矩阵 L ,根据 L 计算对称矩阵 B ;

- 对数据矩阵 x 和矩阵 B 进行中心化和特征分解,得到投影矩阵 W ,并进行归一化处理;

- 根据投影矩阵 W 和拉普拉斯矩阵 L ,计算降维后的嵌入矩阵 F ;

- 通过嵌入矩阵 F 计算数据点之间的相似性,更新相似矩阵 R_{ij} 以用于下一次迭代。

通过多次迭代,不断优化投影矩阵、嵌入矩阵和相似矩阵,最终找到数据的最优低维表示。

3.2 改进UAE算法在海上目标检测中的应用

传统UAE算法在处理高维数据时仍存在一些不足之处,例如对噪声的敏感性和对局部信息的保持不足。因此,本文提出了一种改进的UAE算法。算法思想如下:

- 针对步骤b)中传统UAE使用欧氏距离进行相似矩阵更新存在的对噪声敏感问题,改进算法对相似矩阵的更新做了优化,引入了正则化马氏距离以更精确度量数据点之间的距离,提升了相似矩阵的鲁棒性,减少了噪声对结果的影响。

- 针对步骤d)在进行投影时未充分利用类间和类内信息的问题,改进算法加入了类间和类内散布矩阵,结合监督信息进行优化。改进后,提升了投影后的判别性,使得降维后的不同类别数据更加可分,同类样本更为紧凑。

- 针对步骤e)中降维后的嵌入矩阵在保持局部结构和类别信息时存在的平衡问题,改进算法通过调整目标函数,引入新的参数灵活调控类间和类内信息的影响。改进后,增强了投影数据的类别区分能力,同时保持了局部数据结构。

通过这些改进,算法不仅可以处理无监督降维问题,还能在有类别信息的场景下显著提升降维的效果和数据的可分性。

应用改进UAE算法进行海上目标检测。根据上文分析,雷达回波数据中提取的6种特征为 H_1, H_2, H_3, H_4, H_5 和 H_6 ,特征提取后进行标准化处理,得到标准化后的特征向量 $\hat{H}$ 。

$$\hat{H}_i = \frac{H_i - \mu_{H_i}}{\sigma_{H_i}} \quad (16)$$

式中, μ_{H_i} 和 σ_{H_i} 分别表示特征值 H_i 的均值和标准差。将标准化后的特征组合成六维特征空间 $\hat{H}_i$ 。

$$\hat{H}_i = \{\hat{H}_1, \hat{H}_2, \hat{H}_3, \hat{H}_4, \hat{H}_5, \hat{H}_6\} \quad (17)$$

假设目标样本的特征值组合为 T , 杂波样本的特征值组合为 C , 其中

$$\begin{cases} T = \{\hat{H}_{1t}, \hat{H}_{2t}, \hat{H}_{3t}, \hat{H}_{4t}, \hat{H}_{5t}, \hat{H}_{6t}\}, t = o \times p \\ C = \{\hat{H}_{1c}, \hat{H}_{2c}, \hat{H}_{3c}, \hat{H}_{4c}, \hat{H}_{5c}, \hat{H}_{6c}\}, c = l \times p \end{cases} \quad (18)$$

式中, o 为目标单元数量, l 为杂波单元数, p 为每个单元特征点个数。引入特征点集合 x_{ij} , 其中, x 表示所有特征点的矩阵, i 表示类别, j 表示第 j 个特征点。为了减少计算复杂度并提高分类效果, 本文使用改进的 UAE 算法对六维特征空间进行降维处理, 具体步骤如下:

步骤1 初始化权重矩阵, 表达式如式(19)所示:

$$S_0 = \text{init_weight}(x, r) \quad (19)$$

式中, r 是幂次参数。初始化权重矩阵 S_0 是为了设定初始状态, 在迭代过程中不断更新和优化特征权重。初始化步骤通过以下公式实现:

$$\eta_{ij} = (r \cdot \|x_{ij} - x_{ik}\|^2 + \varepsilon)^{\frac{1}{1-r}} \quad (20)$$

$$S_0 = \left(\frac{\eta_{ij}}{r \cdot \|x_{ij} - x_{ik}\|^2 + \varepsilon} \right)^{\frac{1}{r-1}} \quad (21)$$

式中, x_{ij} 和 x_{ik} 表示特征空间中的两个特征点, ε 是一个常数, 避免除零错误。

步骤2 构建相似矩阵, 表达式如式(22)所示:

$$R_{ij} = \left(\frac{1}{d_M(x_{ij}, x_{ik})} \right)^{\frac{1}{r-1}} \quad (22)$$

式中,

$$d_M(x_{ij}, x_{ik}) = \sqrt{(x_{ij} - x_{ik})^T \sum^{-1} (x_{ij} - x_{ik})} \quad (23)$$

式(23)引入了正则化的 Mahalanobis 距离来考虑数据各个维度之间的相关性, 通过使用协方差矩阵, Mahalanobis 距离可以反映数据点在实际分布中的距离关系。

步骤3 计算类间散布矩阵和类内散布矩阵, 表达式如式(24)和式(25)所示:

$$S_b = \sum_{i=1}^2 n_i (m_i - m)(m_i - m)^T \quad (24)$$

$$S_w = \sum_{i=1}^2 \sum_{x \in x_{ij}} (x_{ij} - m_i)(x_{ij} - m_i)^T \quad (25)$$

式中, m_i 是第 i 类的均值向量, n_i 是第 i 类的样本数。

步骤4 计算拉普拉斯矩阵。拉普拉斯矩阵 L_{sr} 用于保持降维空间中的邻域关系, 表达式如式(26)所示:

$$L_{sr} = D - R_{ij} \quad (26)$$

式中,

$$D = \sum_j R_{ij} \quad (27)$$

度矩阵 D 是一个对角矩阵, 每个对角元素是相似矩阵 R_{ij} 中对应行的所有元素之和。

步骤5 优化目标函数。通过改进的 UAE 算法, 最小化目标函数, 以保持类间和类内的散布, 同时抑制噪声, 优化目标函数表达式如式(28)所示:

$$J(W, F) = \min_{W, F} 2\text{Tr}(F^T L_{sr} F) + \lambda \|x^T W - F\|_F^2 - \gamma \text{Tr}(W^T S_b W) + \beta (W^T S_w W) \quad (28)$$

式中,

$$F = (2L_{sr}/\lambda + I)^{-1} x^T W \quad (29)$$

L_{sr} 是拉普拉斯矩阵, λ 是正则化参数, S_b 是类间散布矩阵, S_w 是类内散布矩阵。

步骤6 迭代优化。交替迭代优化权重矩阵 S_{ij} 和投影矩阵 W , 求解优化问题。

$$S_{ij} = \left(\frac{\eta_{ij}}{r \cdot \|x_{ij} - x_{ik}\|^2 + \varepsilon} \right)^{\frac{1}{r-1}} \quad (30)$$

根据特征矩阵 F 的变化, 迭代计算特征点之间的相似度量 η_{ij} , 并更新权重矩阵 S_{ij} 。此步骤的目的是在每次迭代中调整特征点之间的权重关系, 以优化目标函数。

$$\begin{aligned} W &= \arg \max_w \text{Tr}(W^T M W) \\ \text{s.t. } W^T S_t W &= I \end{aligned} \quad (31)$$

根据优化目标函数 $J(W, F)$, M 为优化目标函数导出的对称矩阵, 在当前 F 基础上优化投影矩阵 W , 保证 W 满足约束条件并最小化其目标函数。

步骤7 求解投影矩阵。投影矩阵 W 由矩阵 $S_t^{-1} M$ 的前 d 个特征向量组成。

步骤8 降维处理。用投影矩阵 W 将原始高维特征空间 x_{ij} 投影到低维空间。

$$Y = W^T x_{ij} \quad (32)$$

式中, Y 是降维后的特征矩阵。

选择前3个特征向量构成新的特征空间,在三维特征空间中,应用凸包算法来获得一个虚警可控的判定区域,通过迭代移除对凸包体积影响最大的点,逐步缩小判决区域,最终得到满足条件的最小凸包,操作过程如文献[13]所示。该判定区域能够包围大量的海杂波,区域外的海杂波被视为虚警样本。在检测过程中,当检测单元的融合特征向量位于判定区域之外时,即可判断为包含目标回波;否则,判定为无目标回波。凸包判决过程如图4所示,图4(a)和图4(b)是分别采用文献[13]TRI检测器和文献[14]TF检测器的凸包判决结果,可以看出传统的TRI和TF检测器由于没有经过降维处理,导致在高维空间中,凸包的包围区域较大。这表明其区分目标回波和海杂波的能力较弱,虚警率较高。此外,海杂波和目标回波样本在图中有较多重叠。虽然两个方法都引入了多个特征进行联合检测,但未能充分利用数据的全局结构,局部结构也保留不佳。

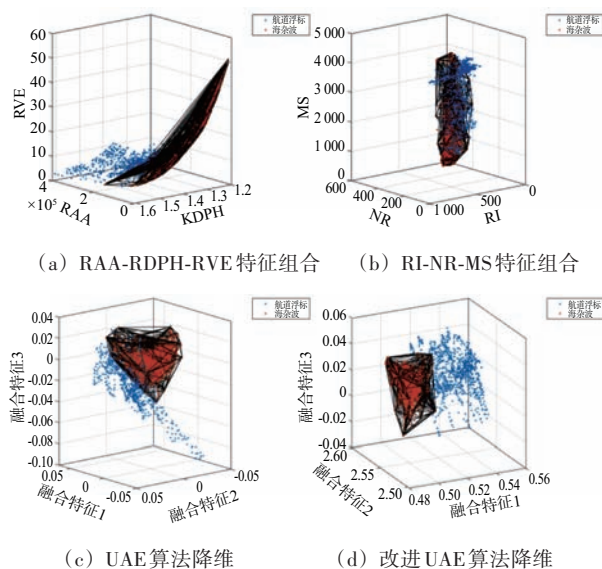


图4 3D特征空间中判决区域

由图4(c)和图4(d)可以看出,在海杂波与目标回波的区分中,改进UAE算法通过马氏距离和类内类间散布矩阵的使用,显著提升了特征的判别性。相较于传统UAE算法降维,降维后的三维特征空间中,目标和杂波之间的分离更加明显,数据的聚集度也有所提高。检测器检测流程如图5

所示。

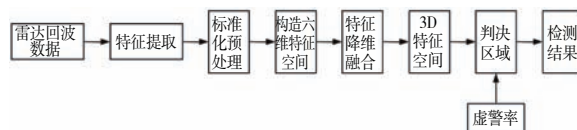


图5 基于改进UAE检测器流程图

4 试验结果与性能对比

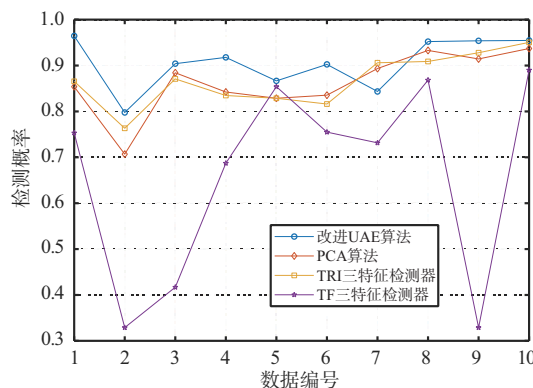
4.1 特征选择

本文提出采用TRI检测器中的RAA、RPH、RVE特征和TF检测器中RI、NR、MS特征,将这6个特征进行组合,以增强特征空间的区分能力。这6个特征分别从不同的特征域(如时域、频域、时频域等)提取,能够捕捉到目标和海杂波在多维特征空间中的细微差异。通过组合更多特征,期望在特征空间中形成更为显著的目标和海杂波的分离效果,从而提升检测器的整体性能。

4.2 检测器性能对比

在实验中,本文对VV极化和HH极化下的20组数据进行了分析。每个距离单元的数据包含131 072个脉冲。数据分段处理时,选择512和1 024两个脉冲数,并使用滑动窗口大小为64。本文采用了本文的检测器与TRI三特征检测器和时频三特征检测器进行比较。

为了进一步评估算法的性能,本文使用PCA算法和改进的UAE算法对六特征维特征空间进行了降维处理,通过凸包算法对比了两种降维方法的效果。在虚警率设定为0.001的条件下,获得了检测概率曲线。检测结果如图6所示。



(a) VV极化 $N=512$ 检测概率

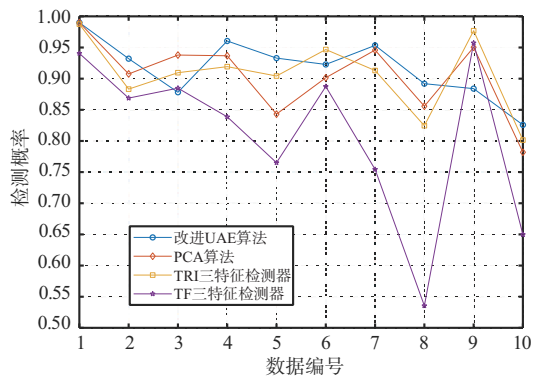
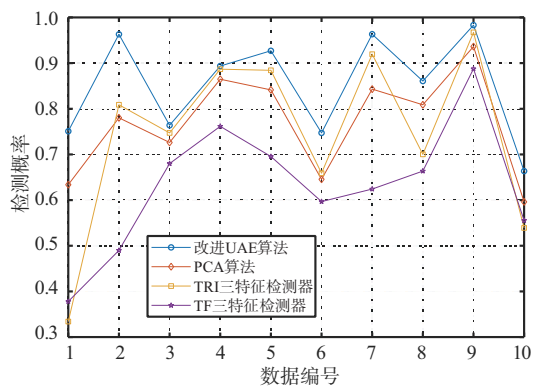
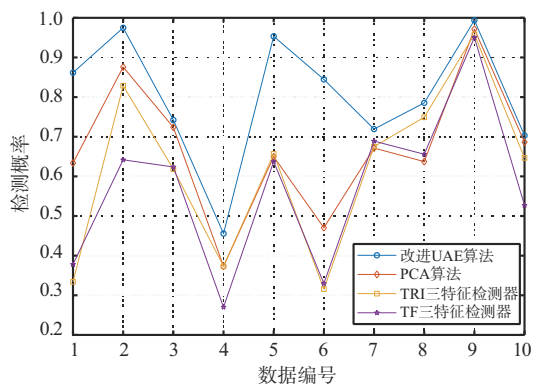
(b) VV极化 $N=1024$ 检测概率(c) HH极化 $N=512$ 检测概率(d) HH极化 $N=1024$ 检测概率

图6 4种检测器的检测结果

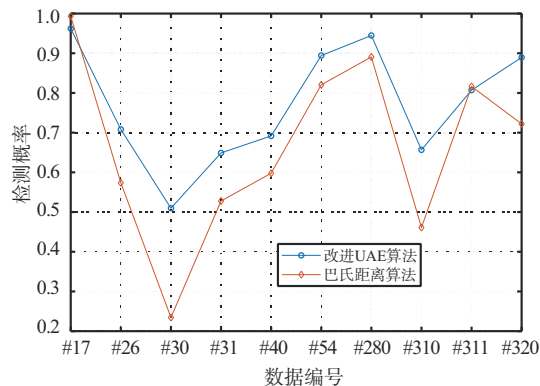
图中横坐标为数据集的编号,纵坐标为检测概率。从整体来看,相比于传统的检测器,本文所提方法检测性能提升明显,脉冲数为512时,平均检测概率为87.9%。较之TRI三特征检测器和TF三特征检测器分别提升了7.3%和23.2%,对比使用PCA算法的检测器也有6.4%的性能提升。脉冲数为1024时,平均检测概率为86.1%。较之TRI三特征检测器和TF三特征检测器分别提升了10%

和17.2%,对比使用PCA算法的检测器也有7.3%的性能提升。这表明,本文所提出的检测器通过采用改进UAE算法,进一步提取了目标回波和海杂波在特征域上的差异性,并且能有效地保留局部和全局数据结构,减少噪声干扰,从而提高了目标检测的性能。

为进一步验证算法的泛化性能,本文增加IP-IX数据集^[21]进行实验对比。该数据采自于1993年的加拿大东海岸,X波段实验雷达具有HH、HV、VH和VV四种极化方式,距离分辨率为30 m,脉冲重复频率 $f_r=1000$ Hz。测试目标为锚固定的漂浮小球,直径1 m。数据分段处理时,选择512个脉冲数,虚警率设定为0.001。

此外,为进一步验证改进UAE算法的优越性,本文参考了文献[15]提出的基于巴氏距离的特征融合方法,它借鉴线性判别分析(LDA)的原理,通过类间巴氏距离将六维特征数据降至三维,并与改进UAE算法进行了对比。LDA方法通过线性判别分析实现特征的维度压缩,能够有效增强不同类别之间的区分能力。因此,将该方法作为对比,进一步评价本文方法在特征融合方面的效果。

实验结果如图7所示,在不同极化状态下,改进的UAE算法均表现出较高的检测概率。其中,在HH和VV极化状态下,改进UAE算法的平均检测概率为77.3%,较之基于巴氏距离融合算法有11.2%的性能提升。在HV和VH极化状态下,改进UAE算法的平均检测概率为83.7%,较之基于巴氏距离融合算法有10.3%的性能提升。这表明改进UAE算法在多种极化条件下均能保持较高的检测精度,进一步验证了算法的稳健性和优越性。

(a) HH极化 $N=512$ 检测概率

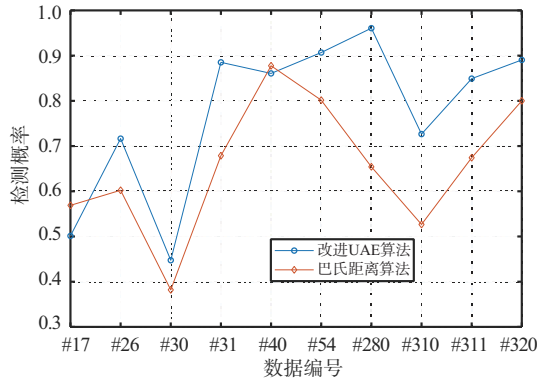
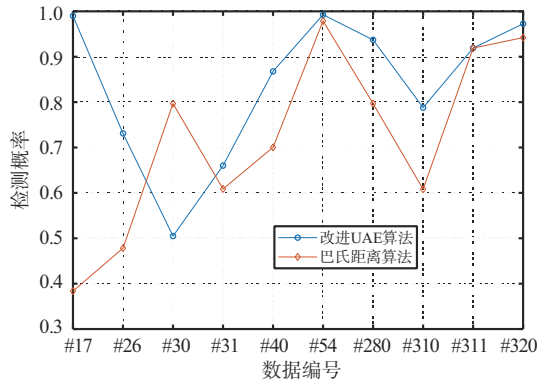
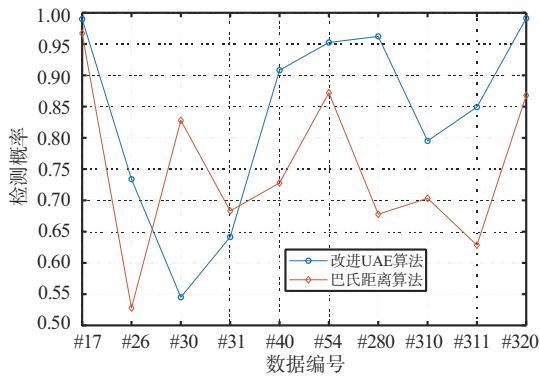
(b) VV极化 $N=512$ 检测概率(c) HV极化 $N=512$ 检测概率(d) VH极化 $N=512$ 检测概率

图7 不同线性融合方法检测结果

4.3 检测器参数的选择

为全面评估改进后的UAE算法在不同参数设置下的检测性能,本实验设计了两组实验,分别探讨不同参数组合对检测器性能的影响,以便优化算法中的关键参数设置,参数选择性能对比结果如图8所示。

在第一组实验中,本文侧重关注正则化参数 λ

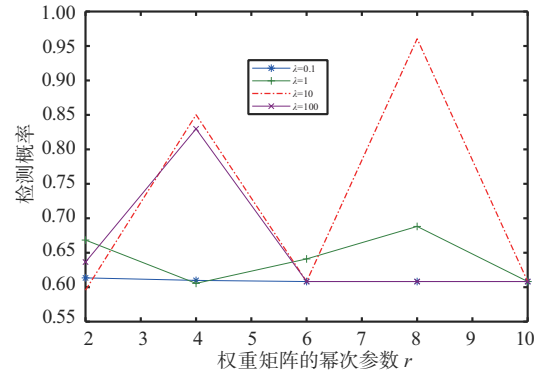
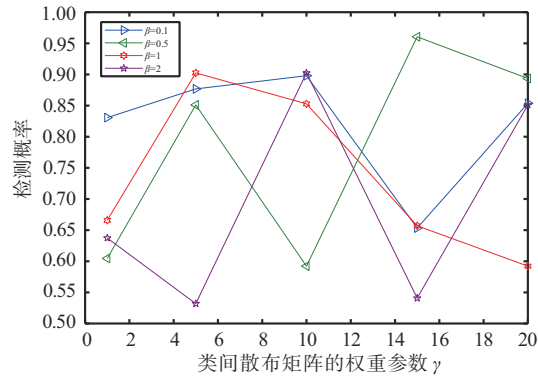
(a) λ 与 r 对检测器的影响(b) γ 与 β 对检测器的影响

图8 参数选择性能对比结果

和权重矩阵幂次参数 r 对检测器性能的影响。正则化参数 λ 的主要作用是控制模型的复杂度,防止过拟合,从而提升模型的泛化能力。权重矩阵幂次参数 r 则影响权重矩阵的更新过程,调整数据点之间的相似性权重。在实际操作中,不同的 λ 和 r 组合可能会显著影响模型的检测性能,因此需要系统地评估它们之间的相互作用。实验设计中,本文固定横坐标为 λ 的取值范围(例如 $[0.1, 1, 10, 100]$),并针对每一个 λ 值,分别测试不同 r 值(例如 $[2, 4, 6, 8, 10]$)组合下的检测概率。通过这种方式,可以绘制出在不同 λ 值下,不同 r 值对检测器性能的影响曲线。这些曲线帮助理解在调整正则化强度时,权重矩阵的变化对模型性能的综合影响,从而确定最佳的参数组合。

第二组实验聚焦于类间散布矩阵权重参数 γ 和类内散布矩阵权重参数 β 。在算法中 γ 用于增强类间散布矩阵的影响,目的是提高不同类别之间的可分性;而 β 则调节类内散布矩阵的权重,以控制同一类别内部数据点的紧密度。这两个参数

之间的平衡对于优化分类性能至关重要。实验中,本文固定横坐标为 γ 的取值范围(例如[1,5,10,15,20]),针对每一个 γ 值,测试不同 β 值(如[0.1,0.5,1,2])组合下的检测概率。这种设计允许在增强类间分离性和控制类内紧密性之间进行权衡,并通过曲线图清晰地展示不同 γ 和 β 组合对检测器性能的影响,从而找到最优的参数设置。

图8(a)为正则化参数和权重矩阵幂次参数的组合对检测概率的影响。实验结果表明,当正则化参数 $\lambda=10$ 且权重矩阵幂次参数 $r=8$ 时检测效果最好,这表明在此参数组合下,模型能够有效地平衡复杂度与数据点的相似性,从而提升检测性能。图8(b)展示了类间散布矩阵权重参数 $\gamma=15$,类内散布矩阵权重参数 $\beta=0.5$ 时检测结果达到最高值。这说明在此参数组合下,算法在增强不同类别间的分离性以及控制同类别内部数据点紧密性方面表现最优。

5 结束语

本文提出了一种基于改进无监督自适应嵌入(UAE)算法的海上目标检测方法,通过从时域、频域、时频域3个变换域提取目标和海杂波的多维特征,并将其压缩至三维特征空间中,实现了有效的目标检测。验证结果表明,改进后的UAE算法能够更好地保留数据的局部和全局结构,显著减少噪声干扰,提高了检测器的鲁棒性和精度。与传统的TRI三特征检测器、TF三特征检测器以及基于PCA算法的检测器相比,本文提出的检测方法在复杂海况下展现出更优的检测性能。通过优化正则化参数和权重矩阵等关键参数,改善了算法的检测效果,为海上目标检测提供了一种有效解决方案。

参考文献:

- [1] 施赛楠,杨静,董泽远.基于高维特征域随机森林的海面小目标检测[J].现代雷达,2022,44(3):63-69.
- [2] SCHREIBER F M, ANGELLIAUME S, GUÉRIN C A. Modeling the Polarization Ratio in the Upper Microwave Band for Sea Clutter Analysis[J].IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing,2021,59(8):6323-6335.
- [3] XIONG Gang,WANG Lijun,YU Wenxian. Radar Sea Clutter Reconstruction Based on Statistical Singularity Power Spectrum and Instantaneous Singularity Exponents Distribution[J].IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 59(7):5687-5697.
- [4] 董云龙,张兆祥,刘宁波,等.雷达回波三特征联合海况分类方法[J].雷达科学与技术,2023,21(2):189-198.
- [5] 时艳玲,刘子鹏,张学良,等.基于EMD能量占比的海面漂浮小目标特征检测[J].系统工程与电子技术, 2021,43(2):300-310.
- [6] 田凯祥,李保珠,王中训,等.低海况下多姿态海上目标特征分析[J].雷达科学与技术,2024,22(2):126-134.
- [7] LO T,LEUNG H,LITVA J,et al. Fractal Characterisation of Sea-Scattered Signals and Detection of Sea-Surface Targets[J]. IEE Proceedings F-Radar and Signal Processing, 1993,140(4):243-250.
- [8] LI Dongchen,SHUI Penglang.Floating Small Target Detection in Sea Clutter via Normalised Hurst Exponent [J]. Electronics Letters,2014,50(17):1240-1242.
- [9] SHI Yanling, XIE Xiaoyan, LI Dongchen. Range Distributed Floating Target Detection in Sea Clutter via Feature-Based Detector[J].IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2016, 13(12):1847-1850.
- [10] SHUI Penglang, LI Dongchen,XU Shuwen.Tri-Feature-Based Detection of Floating Small Targets in Sea Clutter [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2014,50(2):1416-1430.
- [11] CHEN Xiaolong, ZHANG Hai, SONG Jie, et al. Micro-Motion Classification of Flying Bird and Rotor Drones via Data Augmentation and Modified Multi-Scale CNN [J].Remote Sensing, 2022,14(5):1107.
- [12] 陈小龙,南钊,张海,等.飞鸟与旋翼无人机雷达微多普勒测量实验研究[J].电波科学学报,2021,36(5):704-714.
- [13] SHI Sainan,SHUI Penglang. Sea-Surface Floating Small Target Detection by One-Class Classifier in Time-Frequency Feature Space [J].IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2018, 56(11):6395-6411.
- [14] XU Shuwen, ZHENG Jibin, PU Jia, et al. Sea-Surface Floating Small Target Detection Based on Polarization Features [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2018,15(10):1505-1509.
- [15] SHUI Penglang, GUO Zixun, SHI Sainan. Feature - Compression-Based Detection of Sea-Surface Small Targets [J].IEEE Access, 2019, 8:8371-8385. (下转第450页)

一种运动目标成像快速二次聚焦方法

梁之勇, 胡 虹, 常 沛

(中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088)

摘要: 针对运动目标成像散焦和处理实时性问题,提出了一种运动目标成像快速二次聚焦方法。该方法首先对图像进行目标粗检测,根据目标粗检测形成的目标位置和尺寸信息完成运动目标数据的选取,接着利用图像信息熵最小准则对运动目标的残余调频率进行估计,使用估计得到的运动目标残余调频率构建二次聚焦方位匹配滤波器,利用该滤波器对运动目标进行方位脉压,从而完成运动目标成像的二次聚焦。文中设计了一种运动目标调频率估计快速收敛方法,大幅提高了二次聚焦的实时性,挂飞实验结果验证了本方法的有效性。

关键词: 运动目标; 信息熵; 检测识别; 二次聚焦

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0443-08

引用格式: 梁之勇, 胡虹, 常沛. 一种运动目标成像快速二次聚焦方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 443-450.

LIANG Zhiyong, HU Hong, CHANG Pei. A Fast Secondary Focusing Method for Moving Target Imaging[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 443-450.

A Fast Secondary Focusing Method for Moving Target Imaging

LIANG Zhiyong, HU Hong, CHANG Pei

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

Abstract: A fast secondary focusing method for moving target imaging is proposed to address the problem of defocusing and real-time processing in moving target imaging. The method first performs coarse target detection on the image and selects the moving target data based on the target position and size information obtained from the coarse detection. Then it estimates the residual azimuth FM rate of the moving target using the minimum entropy criterion of image information. Using the estimated residual azimuth FM rate, a secondary focusing azimuth matching filter is constructed to perform azimuth pulse compression on the moving target, thereby achieving secondary focusing of the moving target image. Additionally, the moving target image data after secondary focusing is overlaid with the corresponding position data in the original RD image. The method incorporates a fast convergence technique of azimuth FM rate estimation, significantly improving the real-time performance of secondary focusing. The effectiveness of the method is validated through flight test results.

Key words: moving target; information entropy; detection and recognition; secondary focusing

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)是一种微波成像雷达,其优点是不受天气影响而全天时工作,同时通过脉冲压缩和合成孔径技术,可以获取距离向和方位向的两维高分辨率图像。传统的SAR成像是基于静止目标成像,对地面运动的车辆、海面运动的船只等目标,用传统SAR成像算法进行成像时,运动目标会出现散焦,如果不

加处理有时根本就无法分辨出目标信息。随着SAR技术的不断发展,军事和民用领域均要求该技术不仅能够对地面静止场景成像,还应具备对地、海面运动目标成像的功能。运动目标的信息将对现代化战争提供有力的帮助,因此运动目标成像技术成为众多国家国防科技的重要课题^[1]。目标高速运动时,由于目标速度未知,方位脉压时方位向匹配滤波器发生失配,将使得运动目标方位向响应主瓣展宽,峰值增益减小,图像散焦。图像

散焦后,目标特征发生改变,目标识别可能失效。因此,本文提出一种运动目标成像二次聚焦方法,包括目标粗检测、运动目标调频率估计与补偿、运动目标调频率估计快速收敛设计,解决运动目标成像散焦和处理实时性问题,利用挂飞数据验证了运动目标成像快速二次聚焦方法的有效性。

1 运动目标SAR成像模型

运动目标SAR成像斜平面示意图如图1所示,其中 P 为处于雷达波束范围内的运动目标, O 为天线相位中心, X 为飞行方向, Y 为飞行方向的垂直方向。起始时刻目标 P 到天线中心 O 之间斜距为 R , θ 为波束视线方向和飞行方向的夹角。设 v 为平台波束视线速度, t 为方位时间。

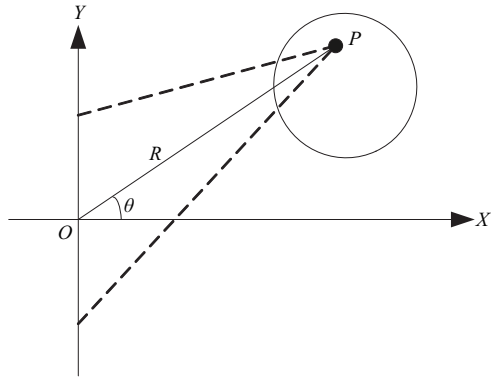


图1 运动目标SAR成像斜平面示意图

在 t 时刻平台天线中心到目标 P 的距离 $r(t)$ 可表示为

$$r(t) = R - vt \quad (1)$$

设发射信号的复信号模型为

$$S_t(\tau, t) = A_m \text{rect}\left[\frac{\tau}{T_p}\right] \cdot \exp[j(2\pi f_c \tau + \pi K_r \tau^2)] \quad (2)$$

式中, τ 为快时间, T_p 为发射脉冲宽度, K_r 为发射线性调频信号的调频率, f_c 为发射线性调频信号的中心频率, A_m 为幅度信息。

接收信号经解调后的复信号模型为

$$S_r(\tau, t) = B_m \text{rect}\left[\frac{\tau}{t_p}\right] \cdot \exp[-j \cdot 4\pi \frac{r(t) \cdot f_c}{c}] \cdot \exp[j\pi K_r (\tau - \frac{2r(t)}{c})^2] \quad (3)$$

式中, B_m 为幅度信息, c 为电磁波速度。

经过距离向FFT变换后的信号模型为

$$S_1(f_r, t) = P_m \exp[-j\pi \frac{f_r^2}{K_r}] \cdot \exp[-j \cdot 4\pi \frac{f_r}{c} R] \cdot \exp[-j \cdot 4\pi \frac{f_c + f_r}{c} \cdot (R - vt)] \quad (4)$$

式中, P_m 为幅度信息, f_r 为距离频率。

距离脉压后结果为

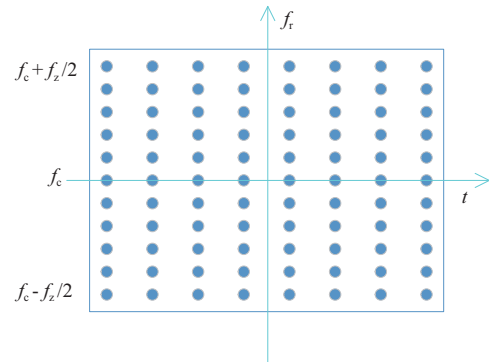
$$S_2(f_r, t) = C_m \exp[-j \cdot 4\pi \frac{f_r}{c} R] \cdot \exp[j \cdot \frac{4\pi}{c} (f_c + f_r) \cdot v \cdot t] \quad (5)$$

式中, C_m 为幅度信息。

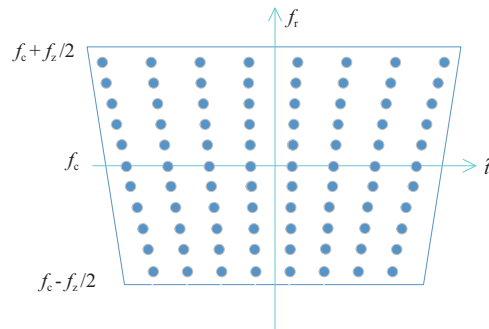
传统的走动校正方法对运动目标效果不佳,而Keystone变换无需目标速度信息即可较好地完成运动目标的线性距离走动^[2-3],设 $t = \hat{t} \frac{f_c}{f_c + f_r}$,变换后结果信号为

$$S_3(f_r, \hat{t}) = C_m \exp[-j \cdot 4\pi \frac{R}{c} f_r] \cdot \exp[j \cdot 4\pi \frac{f_c}{c} v \hat{t}] \quad (6)$$

式中, $\hat{t}$ 为变换后的方位时间域。Keystone变换后,由于方位时间非均匀采样,因此需要再进行插值处理,图2为Keystone变换前后示意,图中横坐标为方位时间,纵坐标为距离频率。



(a) Keystone变换前 f_r - t 矩形支撑域



(b) Keystone变换后 f_r - $\hat{t}$ 梯形支撑域

图2 Keystone变换前后示意图

插值前后二维数据支撑域如图3所示,插值后时间序列变为 t ,此时方位时间均匀采样,可继续后续信号处理。

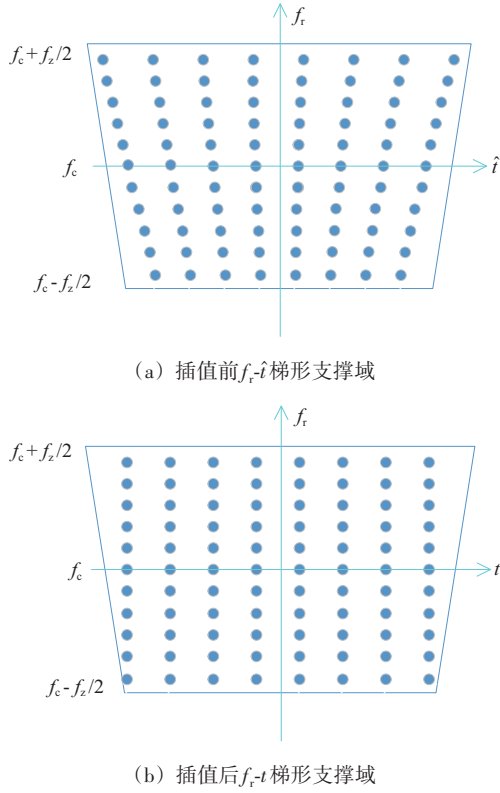


图3 插值前后数据支撑域

Keystone变换后再插值回补二次项的结果为

$$S_4(f_r, t) = E_m \exp[-j \cdot 4\pi \frac{R}{c} f_r] \cdot \exp[j \cdot 4\pi \frac{f_c}{c} vt] \cdot \exp[j \cdot \pi \frac{2v^2 t^2}{R\lambda}] \quad (7)$$

式中, E_m 为幅度信息。

根据运动平台的方位调频率通过一次FFT即可将信号脉压至正确位置上,方位调频率为

$$F_{dr0} = \frac{2v^2}{R\lambda} \quad (8)$$

式中, R 为斜距, λ 为波长。

方位脉压参考函数为

$$D_{ref} = \exp[-j \cdot \pi F_{dr0} t^2] \quad (9)$$

方位脉压后得到图像可表示为

$$I(\tau_r, f_a) = FFT\{S_4(f_r, t) \cdot D_{ref}\} = A \cdot \text{sinc}(\tau - \frac{2R}{c}) \cdot \text{sinc}[f_a - \frac{2v}{\lambda}] \quad (10)$$

式中, A 为脉压后幅度信息, f_a 为多普勒频率。

2 运动目标快速二次聚焦方法

原始回波经过SAR信号处理后形成图像,一个图像场景中可能存在多个运动目标,各目标运动特性可能不一致,本方法首先在图像上对感兴趣的目标进行粗检测^[4-6],识别出场景中的每一个运动目标的位置以及尺寸信息,分别提取各运动目标的复图像数据,对该部分数据进行残余调频率估计并进行相位补偿,从而完成所有运动目标二次聚焦,同时利用运动目标调频率估计快速收敛设计大幅提高了运动目标二次聚焦实时性。快速二次聚焦方法总体流程如图4所示。

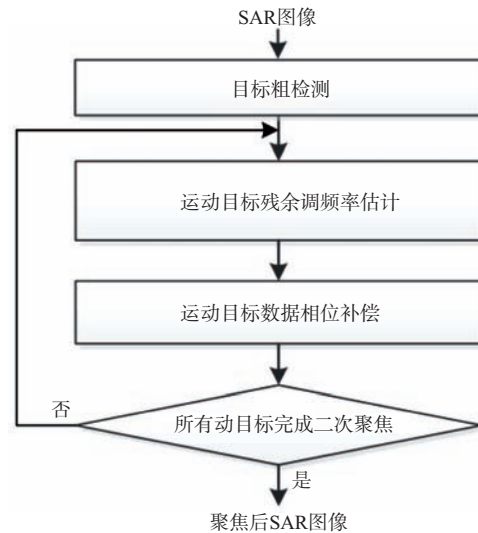


图4 快速二次聚焦方法总体流程

2.1 目标粗检测

1) 图像均值滤波

均值滤波针对图像幅度数据开展,通过滑动窗口,用窗口内数据的平均值代替窗口中心像素的值。像素 (i, j) 处的幅度值计算公式如下:

$$I_{i,j} = \frac{\sum_{m=-M/2}^{M/2} \sum_{n=-N/2}^{N/2} I_{i+m, j+n}}{MN} \quad (11)$$

式中, M 为方位单元数, N 为斜距单元数。

均值滤波处理后,斑点噪声被有效抑制。运动目标通常都是面目标,有可能出现目标断裂的情况,在均值滤波后,有利于目标区域的断裂处被有效联通起来,保证在经过图像分割之后目标的连续性。

2) 直方图分割

当背景杂波的分布模型难以确定时,可采用基于一维统计灰度直方图的方法进行分割。此方法是一种基于灰度级别的全局阈值的分割算法,通过对 16 位灰度量化的图像进行直方图统计,在给定需要分割像素的比例或者个数的条件下,对统计直方图从大到小进行遍历,计算分割阈值大小。

3) 目标聚类

SAR 图像上,一个运动目标可能占有较多分辨单元,但由于目标表面本身散射的起伏,分割检测后得到的二值图,对应于同一目标的像素一般不能形成连续的区域,所以对检测后的二值图进行目标像素聚类是必要的。

目标像素的聚类需要目标和图像的先验知识,比如感兴趣目标的长度最大为 L 个斜距单元、宽度最大为 W 个方位单元。由于 SAR 图像中的目标在成像时,未必所有部分都有很强的散射能量。因此,分割检测出的目标像素的面积 S 小于目标的实际面积,即满足如下关系式:

$$K \leq S \leq L \times W \quad (12)$$

式中, K 为目标所含像素面积最小值,由经验给出。通过目标聚类,获取目标中心点以及外接矩形长和宽。根据目标粗检测后目标中心点坐标以及尺寸信息在复图像数据中截取目标数据进行调频率估计。

2.2 运动目标残余调频率估计与补偿

运动目标由于自身的运动特性,信号处理在方位脉压时使用的调频率与运动平台相关,并不能准确反映动目标的真实调频率,方位脉压完后将使得动目标方位向响应主瓣展宽,峰值增益减小,使图像散焦,因此需要进行运动目标调频率精确估计。

调频率估计是运动目标成像二次聚焦的核心,设运动目标真实调频率为 F_{dr} ,表示为

$$F_{dr} = F_{dr0} + \Delta F_{dr} \quad (13)$$

式中: F_{dr0} 为运动平台的调频率,方位脉压时已经补偿; ΔF_{dr} 为运动目标残余调频率,由自身运动引起。因此二次聚焦的主要目的就是估算出运动目

标残余调频率 ΔF_{dr} ,使用残余调频率生成方位脉压所需的方位匹配滤波器,并对动目标进行方位脉压,即可使动目标聚焦。

引入图像信息熵来衡量图像聚集程度,方位压缩采用的多普勒调频率越精确,图像的信息熵越小,说明图像灰度分布越不均匀,此时图像越清晰,图像的聚焦效果越好。反之,如果方位压缩采用的多普勒调频率不准确,图像的信息熵较大,图像灰度分布动态大,此时图像的聚焦效果不好^[7-8]。

图像信息熵定义为^[9]

$$E = - \sum_{j=1}^{N_r} \sum_{i=1}^{N_a} I(i,j) \cdot \lg(I(i,j)) \quad (14)$$

式中, N_a 为图像宽度, N_r 为图像长度, $I(i,j)$ 为当前图像像素散射强度密度。

动目标残余调频率 ΔF_{dr} 估计利用基于最小熵准则对运动目标残余调频率进行迭代搜索,使得图像熵最小,此时估算出的调频率即为 ΔF_{dr} 。图 5 为运动目标残余调频率估计流程,具体流程如下:

- 1) 设置调频率估计初始值、估计精度和估计步进;
- 2) 计算方位匹配滤波器,方位脉压后计算图像熵;
- 3) 图像熵不满足精度则根据估计步进设置新的调频率,并进行方位脉压、计算图像熵直至估计精度满足要求。

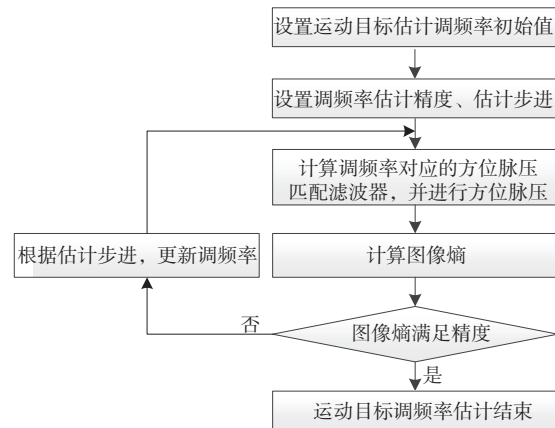


图 5 运动目标残余调频率估计流程

残余调频率 ΔF_{dr} 估计完成后,运动目标相位补偿流程如下所示:

- 1) 使用估计得到的目标残余调频率,构建二

次聚焦方位匹配滤波器:

$$ref(t_a) = \exp(-j\pi\Delta F_{dt}t_a^2) \quad (15)$$

2) 对动目标数据进行方位脉压,完成二次聚焦;

3) 将二次聚焦后动目标图像数据覆盖原始斜距多普勒图中对应位置的数据。

2.3 动目标调频率估计快速收敛设计

如果估计步进设置较大,估计精度可能不满足要求,目标无法聚焦,调频率估计步进设置越小,估计精度越高,但处理耗时越长。因此,为了提高处理效率,本方法提出了动目标调频率估计快速收敛设计,该设计的核心是设置初始最小和最大调频率并将其 N 等分,其中 N 可以根据调频率区间大小选择合适的值;对每一等分的调频率分别进行方位脉压并计算图像熵,选择当前聚焦效果最佳的调频率区间,继续将其 N 等分,直至估计精度满足要求。本方法通过快速缩小调频率估计区间,同时调频率估计步进由大及小,估计精度逐渐提高,最终实现动目标调频率估计快速收敛。图6为运动目标调频率估计快速收敛设计流程,具体流程如下:

- 1) 设置初始最小调频率和最大调频率;
- 2) 将调频率区间 N 等分;
- 3) 分别计算等分后 N 个调频率对应的图像熵;
- 4) 最优图像熵如不满足精度要求,寻找当前聚焦效果最佳的调频率区间,继续执行第2)步;最优图像熵如果满足精度要求,则运动目标调频率估计结束。

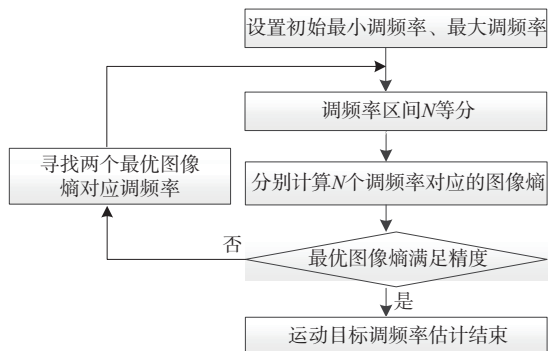


图6 运动目标调频率估计快速收敛流程

3 实验验证

3.1 二次聚焦方法验证

利用雷达挂飞数据对本文方法进行验证,数据参数如下:工作频段X波段、脉冲重复周期200 μ s、信号带宽120 MHz,目标最大速度10 m/s。运动目标检测结果如图7所示,红色框为检测到的目标。

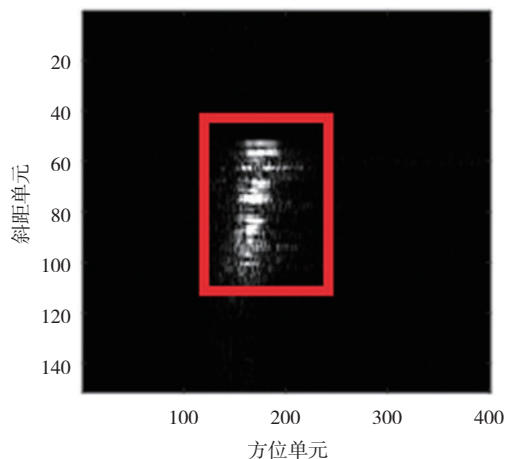


图7 目标检测结果

利用目标运动的最大速度,设置运动目标初始最小和最大调频率分别为-0.471 4,0.471 4,调频率估计精度为0.001。将最小调频率-0.471 4和最大调频率0.471 4区间进行五等分,调频率步进为0.235 7,第1次调频率估计结果如表1所示,最优图像熵对应的调频率在0~0.471 4区间内,调频率估计精度为2.471,不满足精度要求,需要继续迭代。

表1 第1次调频率估计结果

估计调频率	图像熵
-0.471 4	39.103
-0.235 7	20.593
0	15.698
0.235 7	13.227
0.471 4	23.879

将调频率区间0~0.471 4五等分,调频率步进为0.117 85,第2次调频率估计结果如表2所示,最优图像熵对应的调频率在0~0.235 7区间内,调频率估计精度为1.064不满足精度要求。

按照上述方法继续进行迭代估计,当迭代到7次时,此时估计调频率区间为0.181 2~0.196 0、调频率步进为0.003 7,第7次调频率估计结果如表3

所示,可以看出当估计调频率为0.188 6时,图像熵最小,此时调频率估计精度为0.000 4,满足估计精度0.001要求,此时运动目标调频率估计结束,该调频率值即为运动目标二次聚焦的调频率。

表2 第2次调频率估计结果

估计调频率	图像熵
0	15.698
0.117 85	8.163 2
0.235 7	13.227
0.353 55	16.601
0.471 4	23.879

表3 第7次调频率估计结果

估计调频率	图像熵
0.181 2	1.086 4
0.184 9	1.078 9
0.188 6	1.078 5
0.192 3	1.088 3
0.196 0	1.099 6

图8、图9、图10分别为运动目标二次聚焦补偿不同调频率时的成像结果。

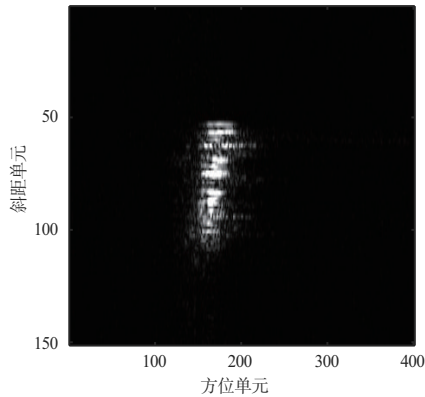


图8 调频率补偿0时目标成像结果

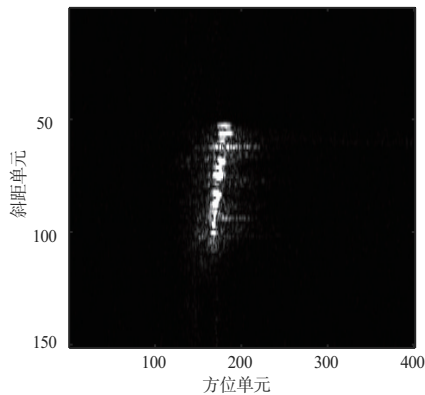


图9 调频率补偿0.117 85时目标成像结果

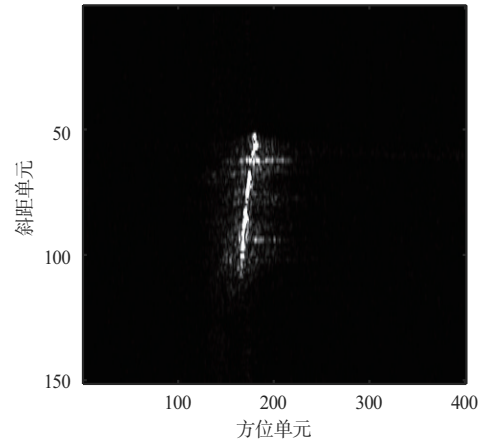


图10 调频率补偿0.188 6时目标成像结果

为进一步分析不同调频率对运动目标二次聚焦性能影响,本文采用分辨率、峰值旁瓣比(Peak Side Lobe Ratio, PSLR)、积分旁瓣比(Integrated Side Lobe Ratio, ISLR)来衡量图像质量^[10-11]。

方位向分辨率计算方法为

$$\rho_a = \frac{\text{sum}(A_{p, \max - 3\text{dB}, \text{left}} : A_{p, \max - 3\text{dB}, \text{right}})}{\rho_{a, \text{pixel}}} \quad (16)$$

式中, $\text{sum}(A_{p, \max - 3\text{dB}, \text{left}} : A_{p, \max - 3\text{dB}, \text{right}})$ 表示峰值点在方位向下降3 dB左右相隔的像素个数, $\rho_{a, \text{pixel}}$ 为方位向的像素分辨率。

峰值旁瓣比定义为脉冲响应函数上最强旁瓣峰值与主瓣峰值的比,即

$$\text{PSLR} = 20 \cdot \log_{10} \frac{A_s}{A_p} \quad (17)$$

式中, A_s 为最强旁瓣峰值, A_p 为主瓣峰值。

$$\text{ISLR} = 10 \cdot \log_{10} \frac{\int_{-\infty}^m |A_a(x)|^2 dx + \int_n^{\infty} |A_a(x)|^2 dx}{\int_m^n |A_a(x)|^2 dx} \quad (18)$$

式中, 区间 (m, n) 为主瓣所在位置, $(-\infty, m)$ 和 (n, ∞) 为旁瓣位置。

运动目标二次聚焦调频率分别补偿0, 0.117 85, 0.188 6时第58个距离单元方位剖面幅度图如图11、图12和图13所示。

按照式(16)~(18)分别计算运动目标补偿不同调频率时的分辨率、PSLR、ISLR指标,结果如表4所示。

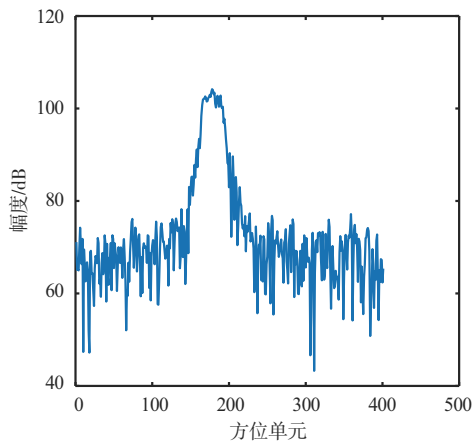


图11 补偿调频率0时方位剖面幅度图

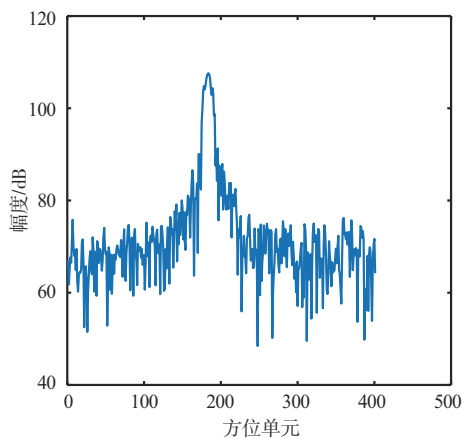


图12 补偿调频率0.117 85时方位剖面幅度图

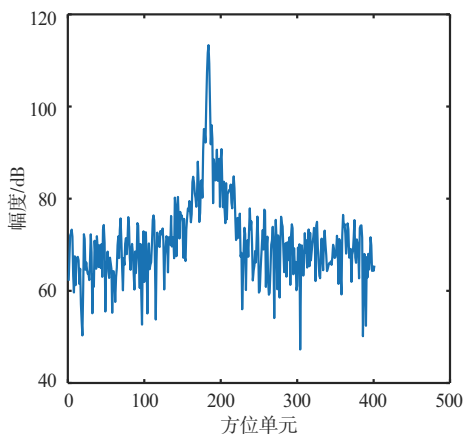


图13 补偿调频率0.188 6时方位剖面幅度图

表4 不同调频率目标性能参数对比

估计调频率	分辨率/m	PSLR/dB	ISLR/dB
0	48.6	-0.2	6.782 8
0.117 85	23.4	-2.8	-7.457 4
0.188 6	3.60	-18.16	-11.047 9

从表1~3、图11~13可以获得运动目标补偿不同调频率时的图像熵以及峰值点幅度,结果如表5所示。

表5 不同调频率图像质量指标对比

估计调频率	图像熵	峰值/dB
0	15.698	103.6
0.117 85	8.163 2	107.6
0.188 6	1.078 5	113.4

3.2 结果分析

分析图8~13、表4~5可知:

1) 当运动目标未做二次聚焦即补偿调频率为0时,图像熵为15.698,目标图像完全散焦;当运动目标补偿调频率为0.117 85时,图像熵为8.163 2,图像熵明显降低,此时由于调频率估计精度还未达到要求,目标图像未完全聚焦;当运动目标补偿调频率为0.188 6时,图像熵为1.078 5,此时调频率估计精度达到要求,目标图像聚焦良好。

2) 分析散焦图像、完全聚焦图像第58个距离单元方位剖面幅度,散焦图像相对于完全聚焦的图像PSLR由-0.2 dB降低到-18.16 dB,ISLR由6.782 8 dB降低到-11.047 9 dB、峰值幅度由103.6 dB提高到113.4 dB,图像性能指标得到大幅提升。

3) 本文方法在最小、最大调频率分别为-0.4714、0.471 4时,只需要7次迭代,共35次计算即可寻到最优调频率,此时调频率估计步进为0.003 7,而传统方法按照调频率估计起始-0.471 4、估计结束0.471 4、估计步进0.003 7、估计精度0.000 4时,共需要255次计算才能寻到最优解,本方法效率提升7.28倍。

综上所述,本文引入运动目标二次聚焦方法,可以快速、有效地完成运动目标的二次聚焦,大幅提升图像质量。

4 结束语

本文针对运动目标成像散焦问题,提出了一种快速二次聚焦方法,首先在图像上对感兴趣的目标进行粗检测,识别出场景中的每一个运动目标的位置以及尺寸信息,并分别进行二次聚焦,同时动目标调频率估计快速收敛设计大幅提高了运

动目标二次聚焦实时性,解决了动目标成像散焦问题,提升了算法复杂场景的适应性并大幅提高了图像质量。通过挂飞数据对本方法进行了试验验证,运动目标可以被检测,目标二次聚焦效果好,图像熵、分辨率、PSLR、ISLR、峰值幅度等指标大幅提升,同时计算效率提升了7.28倍,验证了本方法的可行性。

参考文献:

- [1] 童旭曜.海上舰船目标的运动补偿与重聚焦算法研究[D].西安:西安电子科技大学,2022.
- [2] 李泽森,李悦丽,张金福.前视成像中Keystone变换残余距离走动的频域补偿[J].电波科学学报,2022,37(4):568-577.
- [3] 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.
- [4] 曾祥峰.基于深度学习的高分辨率遥感图像实例分割[D].成都:电子科技大学,2022.
- [5] 宋斐.基于图像局部纹理特征的SAR目标识别算法[J].中国电子科学研究院学报,2018,13(3):291-296.
- [6] 雷禹.宽幅SAR图像大型舰船目标识别技术研究[D].长沙:国防科技大学,2022.
- [7] 肖晖,朱凯凯,靳媛媛,等.SAR相位闪烁效应的最小熵自聚焦抑制方法[J].遥感信息,2023,38(4):42-48.
- [8] 邢孟道,保铮.基于运动参数估计的SAR成像[J].电子学报,2001(S1):1824-1828.
- [9] 黄璐,王洋,金胜.一种ISAR图像性能定量评估方法[J].雷达科学与技术,2017,15(1):43-49.
- [10] 张晗.SAR图像质量评估方法研究[D].长沙:国防科技大学,2012.
- [11] 胡雅黎.星载SAR图像舰船目标的速度估计研究[D].长沙:国防科技大学,2022.
- ~~~~~
- (上接第442页)
- [16] 施赛楠,杨静,王杰.基于多域多维特征融合的海面小目标检测[J].信号处理,2020,36(12):2099-2106.
- [17] 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.
- [18] 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.
- [19] 丁昊,朱晨光,刘宁波,等.高海况条件下海面漂浮小目标特征提取与分析[J].海军航空大学学报,2023,38(4):301-312.
- [20] WANG Jingyu,XIE Fangyuan,NIE Feiping,et al.Unsupervised Adaptive Embedding for Dimensionality Reduction[J].IEEE Trans on Neural Networks and Learning Systems,2022,33(11):6844-6855.
- [21] Cognitive Systems Laboratory, McMaster University. The McMaster IPIX Radar Sea Clutter Database [DS/OL]. [2024-09-19]. <http://soma.ece.mcmaster.ca/ipix/>.

作者简介:

梁之勇 男,硕士,高级工程师,主要研究方向为信号处理。

胡虹 女,博士,高级工程师,主要研究方向为信号处理。

常沛 男,硕士,高级工程师,主要研究方向为目标识别。

作者简介:

赵国森 女,硕士研究生,主要研究方向为海上目标特征检测。

丁昊 男,博士,副教授、硕士生导师,主要研究方向为海杂波特性认知与抑制、海杂波中目标检测。

曹政 男,博士,讲师,主要研究方向为海上目标多特征融合检测与识别。

贺鹏飞 男,博士,副教授,主要研究方向为短距离无线通信、工业互联网。

基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法

杨 箫^{1,2}, 谢 军³, 王国丽^{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;
3. 中国电子科技集团公司第五十四研究所, 河北石家庄 050081)

摘要: 为了提升当前对抗攻击方法的攻击成功率和生成对抗样本的隐蔽性, 本文提出了基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法。首先基于链式法则计算模型输出关于输入的雅可比矩阵; 之后基于矩阵构建反映输入数据对输出影响程度的显著图, 通过在显著图表达式中引入与真实标签导数相关的约束项, 减少了攻击成功所需的总扰动点数; 最后选取显著性最高的数据点添加双向扰动, 迭代生成对抗样本。实验结果表明: 在对 ResNet 和 VGG 两改进模型进行目标攻击时, 相较于已有方法, 本文方法具有更高的攻击成功率, 生成的对抗样本也具有更好的隐蔽性。将生成的对抗样本直接迁移到 CNN 和 CLDNN 模型中进行黑盒攻击, 模型识别率下降 30 个百分点以上。

关键词: 对抗攻击; 加权雅可比显著图; 双向扰动; 雷达信号识别

中图分类号: TN971 文献标志码: A 文章编号: 1672-2337(2025)04-0451-11

引用格式: 杨箫, 谢军, 王国丽, 等. 基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 451-461.

YANG Xiao, XIE Jun, WANG Guoli, et al. Radar Signal Adversarial Attack Method Based on Improved Weighted Saliency Map[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 451-461.

Radar Signal Adversarial Attack Method Based on Improved Weighted Saliency Map

YANG Xiao^{1,2}, XIE Jun³, WANG Guoli^{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;
3. The 54th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Shijiazhuang 050081, China)

Abstract: In order to improve the attack success rate of the current adversarial attack methods and the concealment of generated adversarial samples, a radar signal adversarial attack method based on improved weighted saliency map is proposed in this paper. Firstly, the chain rule is used to calculate the Jacobian matrix of the model output with respect to the inputs. Then, based on the matrix, a saliency map reflecting the influence of the input on the output is constructed, and the total number of perturbation points required for successful attack is reduced by introducing constraints related to the derivatives of the real label in the saliency map expression. Finally, the points with the highest significance are selected to add bidirectional perturbations, and the adversarial samples are iteratively generated. The experimental results show that compared with the existing methods, the proposed method has a higher attack success rate and the generated adversarial samples have better concealment. When the generated adversarial samples are directly migrated to the CNN and CLDNN models for black-box attacks, the model recognition rate is decreased by more than 30 percentage points.

Key words: adversarial attacks; weighted Jacobian saliency map; bidirectional perturbation; radar signal recognition

0 引言

雷达信号调制识别技术可以获得雷达类型、

用途、威胁等级等关键信息, 对于军事侦察和情报获取至关重要^[1]。近年来, 越来越多的研究人员致力于构建并优化深度学习模型, 从而挖掘更深层

的信号特征,提升识别性能。然而,当攻击者在网络输入中添加精心设计的微小扰动时,模型容易受到干扰产生错误的预测结果^[24]。这种攻击方法称为对抗攻击,扰动后的数据称为对抗样本。2019年,Sadeghi等人^[5]通过实验验证:对抗攻击可以使模型以很高的置信度错误预测,攻击效果比传统的噪声干扰更显著。之后,Lin等人^[6]使用多种对抗攻击方法干扰调制识别模型,验证了添加特定的扰动可以在极小的干扰功率下使模型性能大幅恶化。因此,研究雷达信号的对抗攻击方法具有重要的现实意义。

目前,对抗攻击方法在电磁信号领域的研究取得了很大进展。这些方法大多基于快速梯度符号法(Fast Gradient Sign Method,FGSM)改进,通过在输入全局上添加扰动生成对抗样本。FGSM由Goodfellow等人^[7]提出,核心思想为依据模型损失函数的梯度方向添加扰动。该方法添加单步扰动,生成对抗样本速度最快,但添加扰动幅值较大,隐蔽性差且攻击成功率不高。针对FGSM的不足,Kurakin等人^[8]提出了基本迭代法(Basic Iteration Method,BIM)。BIM使用多次较小扰动替代FGSM的单步攻击,具有更高的攻击成功率和更小的总扰动量。但是在迭代过程中容易陷入局部极值点,稳定性较差。之后,基于BIM的改进方法相继提出^[9-12],其中Dong等人^[9]提出的基于动量的多次迭代快速梯度符号法(Momentum Iterative Fast Gradient Sign Method,MIM)将动量引入迭代公式中,在提升稳定性的同时进一步提高了攻击成功率。

由于基于梯度的对抗攻击方法扰动范围大,生成对抗样本易被察觉。陶明亮等人^[13]将基于雅可比显著图的对抗攻击方法(Jacobian-based Saliency Map Attack,JSMA)^[14]迁移到电磁信号识别领域,通过构建显著图选取部分点添加扰动。但该方法未限制单点阈值,扰动易被发现。为了提高生成对抗样本隐蔽性,周侠等人^[15]在JSMA中增加了批量选取关键点的策略,提出了基于雅可比显著图的批量数据点攻击方法。改进后与原方法相比,隐蔽性提升10%;与FGSM相比,隐蔽性提升20%。但该方法在每轮迭代中需对前5%的数据

点添加扰动,且单次扰动高于幅值1/3时,才可达较高的攻击成功率。针对这一问题,Combey等人^[16]在计算输入数据的显著性时引入惩罚项,提出了基于加权雅可比显著图的对抗攻击方法(Weighted Jacobian-based Saliency Map Attack,WJSMA)。当设置相同参数时,WJSMA的攻击成功率比JSMA提升近10%。

上述对抗攻击方法均可用于非目标攻击和目标攻击两种场景。前者只要求模型对输入数据产生错误的分类结果,而后者则要求将对抗样本错误分类成指定标签。由于Bair等人^[17]通过基于类间距离度量的频谱聚类实验验证了目标攻击的效果优于非目标攻击,因此本文设定在目标攻击场景下生成对抗样本。

结合攻击成功率和生成对抗样本的隐蔽性分析,本文提出了基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法。针对WJSMA在扰动点选择时可能同时增加真实类别与目标类别置信度,且攻击效果易受扰动阈值影响的问题,在显著图计算时引入关于真实类别导数的约束项,有效减少了攻击成功所需的扰动点数。同时,为了进一步降低总扰动功率,提升生成对抗样本的隐蔽性和攻击成功率,使用双向扰动策略替代单方向扰动,在迭代过程中依据显著图特征选择数据点和扰动方向,结合输入信号幅值设置扰动因子和扰动阈值。本文方法属于白盒攻击,适用于攻击者对模型有充分的了解,可以访问模型结构、参数等信息的场景。同时由于这种直接、数字化攻击与其他形式的攻击相比更难以检测,可通过直接迁移或基于本地替代模型进行黑盒攻击^[18-20],也可作为更复杂的空中攻击的基础^[21]。实验验证了不同方法在白盒攻击中的攻击成功率和黑盒攻击中的迁移成功率,并基于多种性能指标对比分析不同方法的攻击效果,保证了性能评估的客观性和有效性。

1 基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法

对抗攻击过程可表示为式(1)中的优化问题:

$$\arg \min_{\delta_x} \|\delta_x\| \text{ s.t. } F(x^{\text{adv}}) = y^{\text{adv}} \quad (1)$$

式中, $F(\cdot)$ 表示训练好的模型, δ_x 表示添加的扰动,

$x^{\text{adv}} = x + \delta_x$ 表示对抗样本, y^{adv} 表示预期的识别结果。目标攻击时, $y^{\text{adv}} = t$, t 为目标标签。本文提出的基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法框架如图1所示。

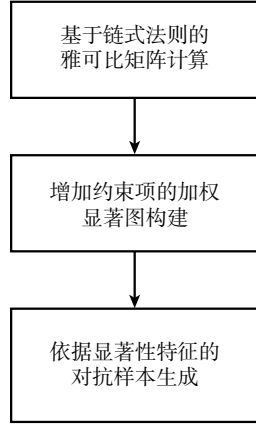


图1 基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法框架

图1为本文提出的对抗攻击方法框架,共分为3个模块。首先基于链式法则计算模型输出关于输入的雅可比矩阵。其次依据矩阵中的导数项构建增加约束项的加权显著图,图中的值反映输入数据对模型预测结果的影响程度,即显著性。最后根据显著性选择扰动点和扰动方向,在当前输入数据上添加与信号幅值相关的扰动。若模型未将扰动后的数据识别为目标标签,则继续迭代直至攻击成功或达到扰动阈值。

1.1 基于链式法则的雅可比矩阵计算

首先构建一个简单的深度神经网络模型并定义下文使用的一些符号。图2中, x 表示模型输入, M 为输入层神经元个数, y 表示输出, N 为输出层神经元个数,输出结果 $y = F(x)$ 。两层间共包含 n 层隐藏层,索引 $k \in 1, \dots, n$ 。

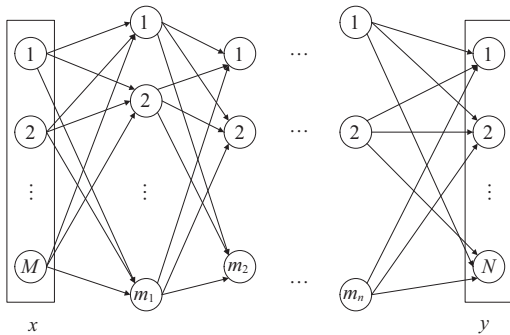


图2 深度神经网络结构示意图

下面计算模型输出关于输入的雅可比矩阵, 又称前向梯度矩阵。由于多分类问题的输出层使用归一化指数函数来得到各类别的概率分布, 该函数包含指数项, 可能导致极端导数值出现, 因此雅可比矩阵计算时使用最后一层隐藏层的结果代替模型归一化后的输出, 计算公式为

$$\nabla F(x) = \frac{\partial F(x)}{\partial x} = \left[\frac{\partial F_j(x)}{\partial x_i} \right]_{i \in 1, \dots, M, j \in 1, \dots, N} \quad (2)$$

式中, $F_j(x)$ 表示最后一层隐藏层中神经元 j 的输出, x_i 表示输入第 i 个数据点。如图2所示, 输入数据在经过隐藏层的逐层计算后得到预测结果, 因此使用链式法则推导雅可比矩阵:

$$\frac{\partial F_j(x)}{\partial x} = \frac{\partial F_j(x)}{\partial H(x)} \cdot \frac{\partial H(x)}{\partial x} \quad (3)$$

$$H_k(x) = [f_{k,p}(W_{k,p} \cdot H_{k-1}(x) + b_{k,p})]_{p \in 1, \dots, m_k} \quad (4)$$

式中, $H_k(x)$ 表示模型的第 k 层隐藏层输出, W 表示与 $k-1$ 层输出相关的权重, b 表示偏置, f 表示激活函数, p 表示第 p 个神经元。则第 k 层输出关于输入 x_i 的导数 $\partial H_k(x)/\partial x_i$ 为

$$\frac{\partial H_k(x)}{\partial x_i} = \left[\frac{\partial f_{k,p}(W_{k,p} \cdot H_{k-1}(x) + b_{k,p})}{\partial x_i} \right]_{p \in 1, \dots, m_k} \quad (5)$$

因此, 任意层对于 x_i 的前向梯度都可以通过式(6)计算得到:

$$\left. \frac{\partial H_k(x)}{\partial x_i} \right|_{p \in 1, \dots, m_k} = (W_{k,p} \cdot \frac{\partial H_{k-1}(x)}{\partial x_i}) \cdot \frac{\partial f_{k,p}}{\partial x_i}(W_{k,p} \cdot H_{k-1}(x) + b_{k,p}) \quad (6)$$

经过由输入层到输出层的逐层递归, 可以得到 $[N, M]$ 维度的雅可比矩阵。

1.2 增加约束项的加权显著图构建

为了选取最合适的数据点添加扰动, 本文依据雅可比矩阵的计算结果构建显著图。显著图分为两类: 一类用于目标攻击, 突出显示扰动后使目标类别置信度增加, 非目标类别置信度减小的数据点; 另一类用于非目标攻击, 显示扰动会降低真实类别置信度, 提升其他类别置信度的数据点。目标攻击中 WJSMA 的显著图通过下式计算得到:

$$S(x,t)[i] = \begin{cases} 0, \frac{\partial F_t(x)}{\partial x_i} < 0 \vee \sum_{r \neq t} Z_r(x) \frac{\partial F_r(x)}{\partial x_i} > 0 \\ \left| \frac{\partial F_t(x)}{\partial x_i} \right| \sum_{r \neq t} Z_r(x) \frac{\partial F_r(x)}{\partial x_i}, \text{其他} \end{cases} \quad (7)$$

$$Z(x) = \text{softmax}(F(x)) \geq 0 \quad (8)$$

式中, $\partial F_t(x)/\partial x_i$ 表示目标类别输出对 x_i 的导数, $\sum_{r \neq t} \partial F_r(x)/\partial x_i$ 表示非目标类别输出对 x_i 的导数和, 以上结果均可由雅可比矩阵得到。 $Z_r(x)$ 用于惩罚与小概率输出相关的导数项, 避免持续影响已达到最小预测概率的类别。

当 x_i 对目标类别 t 的导数为正, 对其他类别的导数和为负时, 在 x_i 上添加扰动对 t 的输出有正向影响, 将该点显著性定义为两导数乘积的绝对值, 其他情况下定义为 0。

$$S^W(x,t)[i,j] = \begin{cases} 0, \sum_{a \in \{i,j\}} \frac{\partial F_t(x)}{\partial x_a} < 0 \vee \sum_{r \neq t} \sum_{a \in \{i,j\}} Z_r(x) \frac{\partial F_r(x)}{\partial x_a} > 0 \\ \sum_{a \in \{i,j\}} \frac{\partial F_t(x)}{\partial x_a} \left| \sum_{r \neq t} \sum_{a \in \{i,j\}} Z_r(x) \frac{\partial F_r(x)}{\partial x_a} \right|, \text{其他} \end{cases} \quad (9)$$

实验表明: 式(7)对输入数据的要求比较严格, 因此使用两个数据点相互补偿, 使用式(9)选取显著性最高的数据对添加扰动。其中, a 为当前数据对组合。用 $\alpha_{i,j}$ 和 $\beta_{i,j}$ 简化加权显著图公式:

$$\alpha_{i,j} = \sum_{a \in \{i,j\}} \frac{\partial F_t(x)}{\partial x_a} \quad (10)$$

$$\beta_{i,j} = \sum_{r \neq t} \sum_{a \in \{i,j\}} Z_r(x) \frac{\partial F_r(x)}{\partial x_a} \quad (11)$$

WJSMA 在依据显著图添加扰动时, 存在选取数据对的非目标类导数和 $\beta_{i,j}$ 为负但是真实类别导数为正的情况, 此时增加对应数据的值会同时提高目标类别与真实类别的输出, 从而增加攻击成功所需的扰动点数。针对这一问题, 本文在式(9)的判断条件中加入对真实类别导数的约束项 $\partial F_s(x)/\partial x_i$ 。进一步分析: 当数据点 x_i 和 x_j 显著性相近, 但 x_i 接近最大阈值 $\theta_{\max}$, x_j 距离 $\theta_{\max}$ 更远时, 对前者添加的扰动容易在幅值裁剪后失去效果。因此在约束项前乘以 $\theta_{\max} - x_i$, 惩罚该场景下接近阈值的数据点。使用式(12)中的 $r_{i,j}$ 表示引入的约束项:

$$\gamma_{i,j} = \sum_{a \in \{i,j\}} (\theta_{\max} - x_a) \frac{\partial F_s(x)}{\partial x_a} \quad (12)$$

式中, s 表示输入雷达信号的真实类别。

改进后的显著图可由式(13)计算得到:

$$S^T(x,t)[i,j] = \begin{cases} \alpha_{i,j} \beta_{i,j} \gamma_{i,j}, \text{其他} \\ 0, \alpha_{i,j} < 0 \vee \beta_{i,j} > 0 \vee \gamma_{i,j} > 0 \end{cases} \quad (13)$$

上述显著图构建方法均适用于目标攻击。分析发现: 非目标攻击将 t 设置为真实类别, 该方法中显著性高的数据点添加扰动后会进一步提升真实类别输出, 添加反向扰动才可以达到对抗攻击的目的。因此, 本文将正向和反向扰动结合, 使用双向扰动代替当前的单方向扰动, 扰动方向依据显著图的符号特征进行选择。使用式(14)构建显著图可以增加显著性高的数据对占比, 提高生成对抗样本的攻击成功率。式(14)中, 添加负向扰动时, $\theta_{\max}$ 修改为 $\theta_{\min}$, $\theta_{\max}$ 与 $\theta_{\min}$ 分别与幅值裁剪中的扰动阈值相对应, 阈值设定为当前信号最大值与最小值, 因此两判断条件中 $\gamma_{i,j}$ 均小于 0。

$$S^{IW}(x,t)[i,j] = \begin{cases} \alpha_{i,j} \beta_{i,j} \gamma_{i,j}, \alpha_{i,j} > 0 \wedge \beta_{i,j} < 0 \wedge \gamma_{i,j} < 0 \\ |\alpha_{i,j}| |\beta_{i,j} \gamma_{i,j}|, \alpha_{i,j} < 0 \wedge \beta_{i,j} > 0 \wedge \gamma_{i,j} < 0 \\ 0, \text{其他} \end{cases} \quad (14)$$

为了比较不同显著图对攻击成功所需总扰动点数的影响, 下面分别使用 WJSMA、式(13)、式(14)的方法对同一 DLFM 进行目标攻击, 目标标签设置为 LFM。真实标签和目标标签置信度随扰动点数变化曲线分别如图 3 和图 4 所示: 在式(14)方法的扰动点数达到 70 时, 真实标签置信度和目标标签置信度均已开始大幅变化; 当式(14)方法的目标标签置信度达到 1 时, WJSMA 还未达到 0.1, 因此改进后攻击成功所需的扰动点数明显减少。

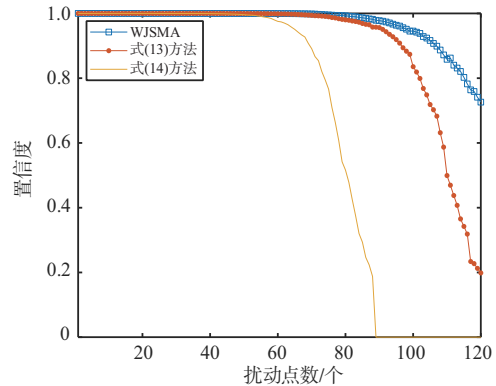


图3 真实标签置信度随扰动点数下降曲线

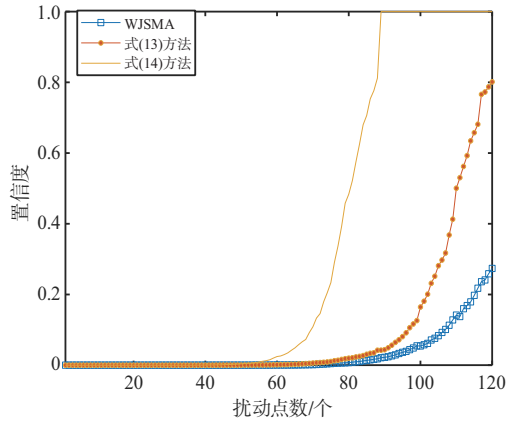


图4 目标标签置信度随扰动点数上升曲线

1.3 依据显著性特征的对抗样本生成

在构建显著图后,选取显著性最高的数据对添加扰动,扰动方式如式(15)所示:

$$[x_n^{\text{adv}} = x_{n-1}^{\text{adv}} + \theta \text{sign}(S^{\text{IW}}(x, t)[i, j])]_{i=p, j=q} \quad (15)$$

式中: n 表示当前迭代次数; θ 表示扰动因子,用于控制单次扰动幅值; $\text{sign}(\cdot)$ 表示用于提取显著性符号从而选择扰动方向。 (p, q) 表示本次迭代中的数据对,选取依据如式(16)所示:

$$(p, q) = \arg \max(|S^{\text{IW}}(x, t)[i, j]|) \quad (16)$$

扰动因子设置过大会导致约束效果不佳,设置太小则会降低对输出的影响,增加总扰动点数和扰动功率。而不同信噪比下的雷达信号峰值存在差异,高信噪比下添加的扰动更易被发现,因此本文设置与输入信号幅值相关的扰动因子,如下式所示:

$$\theta' = \theta \times (\max(x) - \min(x)) \quad (17)$$

式中, $\max(x)$ 和 $\min(x)$ 分别为输入信号的最大值和最小值。为了进一步提升隐蔽性,在每次迭代后将输出限制在扰动阈值范围内,阈值设定为当前信号最大值和最小值, $\text{Clip}(\cdot)$ 为裁剪函数。

$$x_n^{\text{adv}} = \text{Clip}_{[\theta_{\min}, \theta_{\max}]}(x_n^{\text{adv}}) \quad (18)$$

在对抗攻击中,需要不断寻找满足显著性要求的数据对添加扰动,之后判断模型的预测结果与指定目标标签是否一致。若不一致,则继续迭代搜索,直到达到设置的最大迭代次数或模型识别结果与预设目标标签相同。最大迭代次数与总扰动点占比的关系式为

$$m = \frac{M \cdot \gamma}{2} \quad (19)$$

式中, M 为输入数据点数, γ 为总扰动点占比, m 为最大迭代次数。由于 m 和 γ 成正比,下文通过设置 m 的值来限制总扰动点数,使用 I_WJSMA (Improved WJSMA) 表示本文提出的对抗攻击方法。

2 实验结果和分析

2.1 实验设置

本文在 MATLAB 生成的雷达信号数据集上进行实验,测试集也作为下文对抗攻击的输入。受攻击模型使用 4 种常用且识别率较高的电磁信号识别模型。使用的评估指标可以体现攻击效率、生成对抗样本的隐蔽性以及扰动对雷达信号性能的影响。

2.1.1 实验数据集设置

本文使用的雷达信号数据集中共包含 11 种调制类型,分别为 BFSK、4FSK、LFM、DLFM 四种频率调制信号和 BPSK、Barker、Frank、P1、P2、P3、P4 七种相位编码信号,采样率为 100 MHz,脉宽为 6~10 μs ,信噪比为 -10~30 dB,间隔 2 dB。每种信号在一种信噪比下生成 1 000 条数据,分为 I、Q 两路通道存储。不同信号调制参数如表 1 所示。

表1 不同雷达信号调制参数

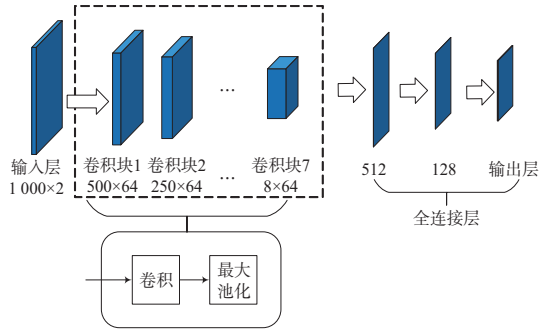
调制类型	参数	变化范围
LFM、DLFM	中心频率	10~40 MHz
	带宽	5~15 MHz
4FSK、BFSK	载频	10~40 MHz
	码元宽度	0.1~0.4 μs
BPSK	载频	10~40 MHz
	码元宽度	0.1~0.4 μs
Barker	载频	10~40 MHz
	码元宽度	0.4~0.8 μs
Frank、P1、P2	巴克码长度	{5, 7, 11, 13}
	载频	10~40 MHz
P3、P4	码元宽度	0.1~0.4 μs
	步进频率	{4, 5, 6, 7, 8}
	载频	10~40 MHz
	相位跳变数	16~64

2.1.2 受攻击模型设置

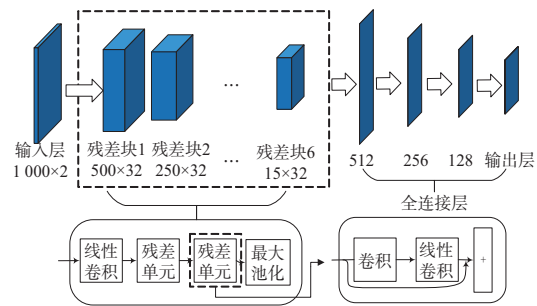
Szegedy 等人^[22]实验发现:深度神经网络中每

个测试样本附近都存在难以观测的对抗样本,且其存在与模型结构以及参数设置无关。由于受攻击模型识别率越高,对该模型的攻击越有意义,因此基于改进的VGG和ResNet两模型进行目标攻击实验,基于文献[15]中的CNN和CLDNN网络结构在黑盒场景下进行迁移攻击实验。

VGG改进模型如图5(a)所示,共包含7个卷积块和3个全连接层,每个卷积块包括1层卷积层和1层最大池化层。ResNet改进模型如图5(b)所示,共包含6个残差块和4个全连接层。每个残差块包含1层线性卷积层、2个残差单元和1层最大池化层。为了减少参数,VGG的卷积块均使用 3×1 的卷积核,ResNet中第一个残差块使用 3×2 的卷积核,其余层使用 3×1 的卷积核。网络的全连接层使用引入自标准化机制的SeLU激活函数,同时,模型全连接层间加入dropout结构,失活率为0.3。



(a) VGG改进结构



(b) ResNet改进结构

图5 改进后受攻击模型结构

本文基于tensorflow2.5.0深度学习框架,CUDA11.2进行实验,显卡型号为NVIDIA GeForce RTX 3070。在模型训练阶段,设置初始学习率为0.000 1,之后每隔10轮学习率更新为原来的0.5。批量大小设置为32,实验使用Adam优化器和交叉熵损失函数。训练集、验证集、测试集划分比例为

0.6:0.2:0.2。

图6为4种模型在不同信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)下的识别率曲线。当SNR大于6 dB时,模型识别率均达到90%以上,满足对抗攻击对受攻击模型的要求。

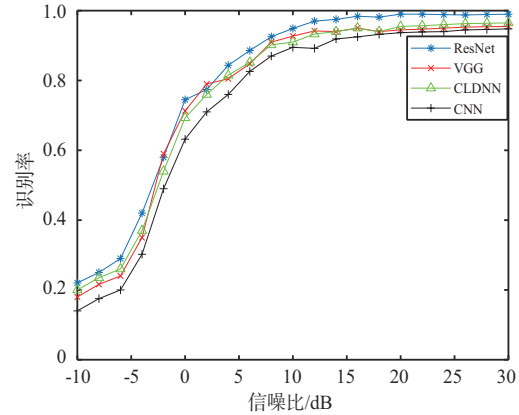


图6 不同模型识别率随信噪比变化曲线

2.1.3 评价指标

为了分析不同对抗攻击方法的有效性、隐蔽性以及对接机性能的影响,引入以下评估指标:

1) 攻击成功率

$$ASR = \frac{N}{M} \times 100\% \quad (20)$$

式中, N 为攻击成功样本数, M 为测试样本总数。攻击成功率(Attack Success Rate, ASR)越高,攻击效果越好。

2) 平均失真度

文献[23]提出了平均失真度(Average L Distortion, ALD),该指标用于在数据层面上描述生成对抗样本的隐蔽性。

$$ALD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{\|x_i^{adv} - x_i\|_2}{\|x_i\|_2} \quad (21)$$

式中, N 表示输入数据点数, $\|\cdot\|_2$ 表示 L_2 范数。ALD越小,隐蔽性越高。

3) 扰动信号比

文献[24]提出了针对电磁信号的性能指标扰动信号比(Perturbation to Signal Ratio, PSR)和扰动噪声比(Perturbation to Noise Ratio, PNR),其中PSR定义为扰动功率和传输信号功率比值:

$$PSR = \frac{E_p}{E_s} \quad (22)$$

式中, E_p 表示对抗样本中添加扰动功率, E_s 表示原始信号功率。

4) 扰动噪声比

PNR定义为扰动功率和噪声功率比值:

$$PNR = \frac{E_p}{E_N} \quad (23)$$

式中, E_N 表示噪声功率, SNR 和 PSR、PNR 三者关系为

$$PNR[\text{dB}] = PSR[\text{dB}] + SNR[\text{dB}] \quad (24)$$

PSR 和 PNR 值越小, 扰动越不容易被察觉。

5) 拟合度差异

文献[24]使用拟合度差异来量化电磁信号波形的受扰动程度。拟合度差异越小, 原信号与对抗样本的波形差异越小。

$$F(x, x^{\text{adv}}) = \frac{\sum_{i=1}^M (x_i - x_i^{\text{adv}})^2}{\sum_{i=1}^M (x_i - \bar{x})^2} \quad (25)$$

式中, $\bar{x}$ 为原始信号的平均值。

6) 峰值旁瓣比

本文使用匹配滤波后的峰值旁瓣比作为指标, 评估生成对抗样本对于雷达信号接收机性能的影响。在白噪声条件下, 匹配滤波器的脉冲响应 $h(t)$ 和系统函数 $H(\omega)$ 的计算公式为

$$h(t) = ks^*(t_0 - t) \quad (26)$$

$$H(\omega) = S^*(\omega)e^{-j\omega t_0} \quad (27)$$

式中, $s(t)$ 是输入信号, $S(\omega)$ 是频谱函数。

2.2 实验结果及分析

2.2.1 参数设置对攻击成功率的影响

为了分析不同参数对攻击成功率的影响, 本文在 SNR=20 dB 时, 改变 WJSMA 和 I_WJSMA 的扰动因子 θ 和最大迭代次数 m 进行实验, 模型使用 ResNet 改进模型。WJSMA 的扰动因子分别设置为 0.1 和 0.12, I_WJSMA 的扰动因子分别设置为 0.04, 0.05, 0.06, 0.07 和 0.08。最大迭代次数设置范围为 [100, 250], 间隔 25 次。

如图 7 所示: 当 m 为 100 时, I_WJSMA 中 θ 为 0.06 时的攻击成功率仅比 WJSMA 中 θ 为 0.1 时的结果低 0.9%; 而当 m 设置为 200 时, 改进方法中 θ 为 0.06 时的攻击效果已优于原方法中 θ 为 0.12 的结果。由于本文方法在 m 大于 200 时, 随着迭代次

数增加, 攻击成功率的增加幅度逐渐平缓; 同时当 θ 大于 0.06 时, 扰动因子对于攻击成功率的影响也逐渐变小。考虑到上述两参数的增加会导致总扰动功率提升, 扰动易被察觉。因此后续实验设置 θ 为 0.06, m 为 200。

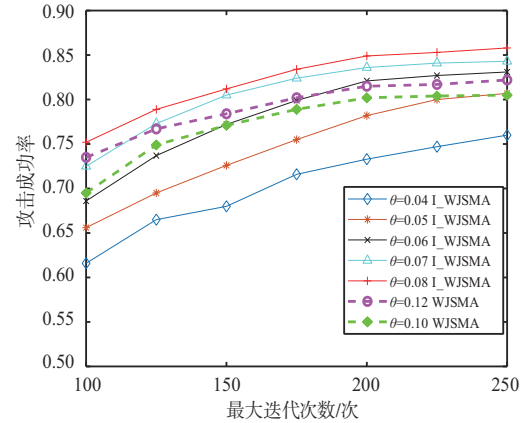


图7 不同方法攻击成功率随 θ 和 m 的变化

当两个模型具有不同的网络架构和参数设置被训练执行相同任务时, 在多个方向上这两个模型的决策边界是接近的^[25]。因此下文对两模型攻击时设置相同的参数。

2.2.2 不同方法的攻击成功率

下面分别使用 WJSMA、MIM 和 I_WJSMA 对 ResNet 和 VGG 改进模型进行目标攻击。其中, WJSMA 和 I_WJSMA 均设置 θ 为 0.06, m 为 200 次。MIM 设置与输入幅值相关的单次扰动, 扰动参数为 0.002 5, 动量系数为 $1^{[9]}$ 。为了更显著地反映生成对抗样本对模型的攻击效果, 尽可能避免噪声对模型识别率的影响, 本文只分析信噪比高于 4 dB 的各方法攻击效果。

如图 8 和图 9 所示: 低信噪比下两模型识别率受对抗样本影响更大, 4 dB 时模型识别率均已低于 10%。这是由于信噪比较低时, 高功率的噪声会掩盖信号特征, 添加扰动更易诱骗模型产生错误的判断。而高信噪比下信号特征明显, 模型输出标签的置信度也更高, 需要对输入添加更多扰动。各方法相比较, I_WJSMA 对两模型的攻击成功率均为最高。下节将结合其他评价指标具体分析。

2.2.3 不同方法的平均失真度和隐蔽性

下面结合 2.1.3 节中提出的 PSR、PNR、ALD 和拟合度差异 4 个评价指标对不同方法的平均失真

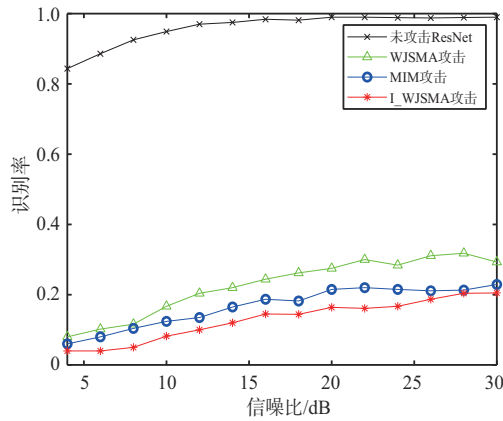


图8 ResNet识别率随信噪比变化曲线

度、隐蔽性对比评估。实验结果如表2和表3所示。

对于ResNet改进模型:与MIM相比,I_WJSMA在攻击成功率提升5%左右的情况下,*PSR*和*PNR*平均降低1.81 dB,*ALD*平均下降68.6%,拟合度差异平均降低34.4%。与WJSMA相比,当SNR大于10 dB时,I_WJSMA的攻击成功率提升10.4%以上,同时4种评价指标均优于原方法。对于VGG

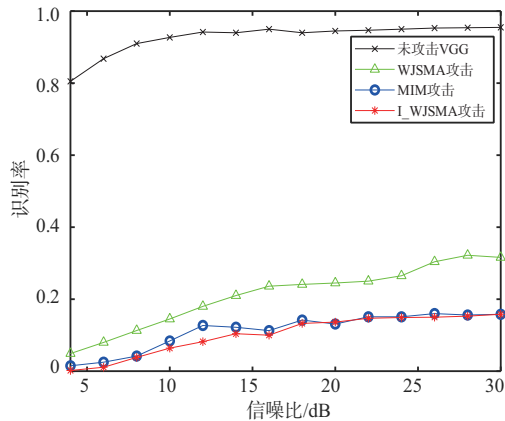


图9 VGG识别率随信噪比变化曲线

改进模型:与MIM相比,在攻击成功率相近的情况下,I_WJSMA的*PSR*和*PNR*平均降低1.93 dB,*ALD*平均下降69.5%,拟合度差异平均降低32.4%。与WJSMA相比,当SNR大于10 dB时,I_WJSMA的攻击成功率提升10.2%以上,改进方法的4种评价指标也均优于原方法。综合分析,I_WJSMA的攻击成功率和生成对抗样本的隐蔽性最好。

表2 ResNet改进模型下不同方法评价指标随信噪比变化

评价指标	方法	SNR/dB						
		4	8	12	16	20	24	28
<i>PSR</i> /dB	I_WJSMA	-22.02	-22.15	-22.68	-23.57	-24.44	-24.58	-24.99
	WJSMA	-20.76	-21.55	-22.25	-23.20	-24.34	-24.31	-24.65
	MIM	-20.88	-20.99	-21.33	-21.72	-22.34	-22.46	-22.03
<i>PNR</i> /dB	I_WJSMA	-18.02	-14.15	-10.68	-7.57	-4.44	-0.59	3.02
	WJSMA	-16.76	-13.55	-10.26	-7.19	-4.34	-0.31	3.35
	MIM	-16.88	-12.99	-9.33	-5.72	-2.34	1.54	5.98
<i>ALD</i>	I_WJSMA	0.027	0.025	0.023	0.022	0.020	0.02	0.019
	WJSMA	0.033	0.028	0.026	0.024	0.020	0.022	0.021
	MIM	0.082	0.077	0.073	0.069	0.064	0.064	0.068
拟合度差异	I_WJSMA	0.004 4	0.005 1	0.005 1	0.004 1	0.003 5	0.003 5	0.003 2
	WJSMA	0.005 9	0.005 9	0.005 6	0.004 7	0.003 7	0.004 0	0.003 4
	MIM	0.005 8	0.006 8	0.006 9	0.006 6	0.005 8	0.005 7	0.006 3

表3 VGG改进模型下不同方法评价指标随信噪比变化

评价指标	方法	SNR/dB						
		4	8	12	16	20	24	28
<i>PSR</i> /dB	I_WJSMA	-21.28	-22.11	-22.33	-23.03	-23.80	-24.23	-24.07
	WJSMA	-20.28	-21.32	-21.91	-22.61	-23.38	-23.72	-24.33
	MIM	-20.01	-20.58	-20.73	-21.01	-21.60	-21.69	-21.69
<i>PNR</i> /dB	I_WJSMA	-17.28	-14.12	-10.33	-7.02	-3.80	-0.22	3.94
	TJSMA	-16.28	-13.3	-9.91	-6.61	-3.38	0.29	3.68
	MIM	-16.01	-12.58	-8.72	-5.01	1.60	2.31	6.32

		续表						
评价指标	方法	SNR/dB						
		4	8	12	16	20	24	28
ALD	I_WJSMA	0.027	0.024	0.025	0.024	0.022	0.021	0.022
	WJSMA	0.033	0.029	0.029	0.027	0.026	0.027	0.023
	MIM	0.093	0.082	0.079	0.076	0.071	0.070	0.071
拟合度差异	I_WJSMA	0.005 2	0.005 3	0.005 8	0.004 8	0.004 1	0.003 8	0.003 9
	WJSMA	0.006 6	0.006 3	0.006 3	0.005 3	0.004 6	0.004 1	0.003 7
	MIM	0.005 8	0.007 0	0.007 8	0.007 9	0.007 0	0.006 7	0.006 8

2.2.4 不同方法对时频域及接收机性能的影响

为了分析不同方法对信号时域波形的影响,下面在 $SNR=10$ dB 时使用 MIM、I_WJSMA 两种方法生成对抗样本,原信号调制方式为 LFM,目标标签为 P2。3 种对抗样本的时域局部对比如图 10 所示:MIM 生成的对抗样本对原信号的所有数据点添加扰动,而 I_WJSMA 只选取几个显著性高的点添加扰动,绝大部分点与原信号重合,扰动不易发现。

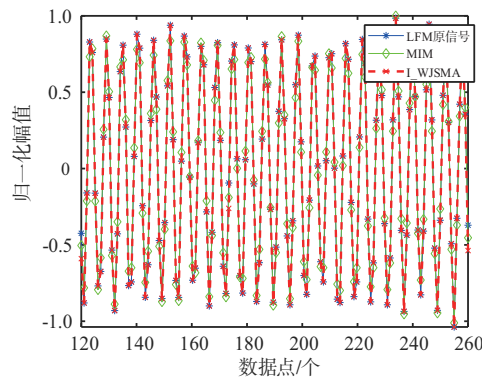


图 10 LFM 原信号与对抗样本时域局部对比

图 11 和图 12 分别为 $SNR=20$ dB 时, LFM 和 Barker 使用 I_WJSMA 生成对抗样本与原信号的频

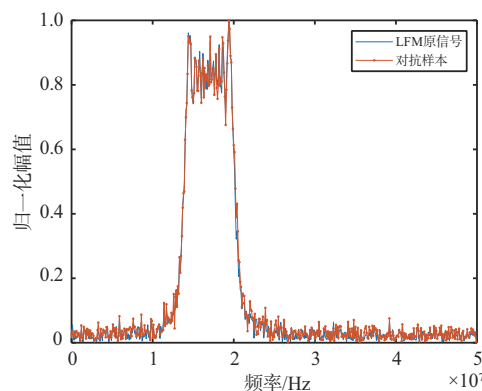


图 11 LFM 原信号与对抗样本频谱对比

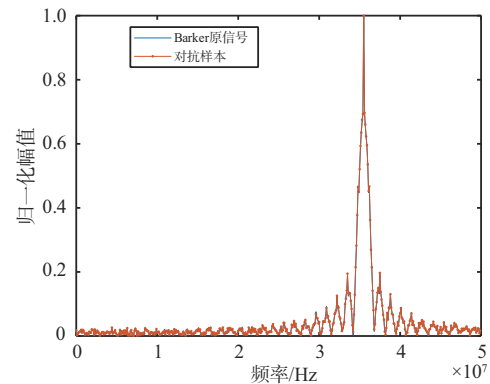


图 12 Barker 原信号与对抗样本频谱对比

谱对比图,目标标签分别设置为 P2 和 BPSK。如图所示:扰动后对抗样本的频谱与原信号频谱高度重合,添加的扰动在频域范围内未引入明显的频率分量,生成的对抗样本在频域上具有较高的隐蔽性。

为了分析生成对抗样本对接收机性能的影响,本文从匹配滤波后峰值旁瓣比的角度进行评估。图 13 为 LFM 原信号与对抗样本的匹配滤波对比图,信噪比设置为 20 dB,目标标签为 P2, I_WJSMA 生成的对抗样本与原信号峰值旁瓣比相比,相差 0.13 dB。

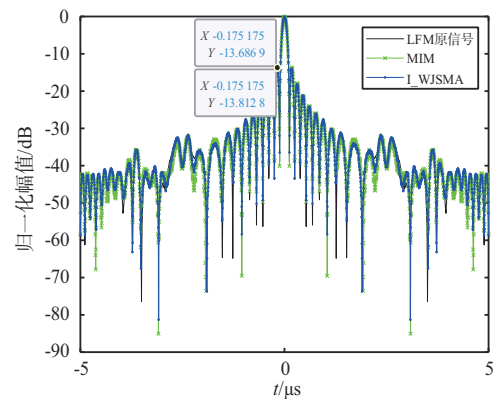


图 13 攻击前后 LFM 信号匹配滤波对比

图14为Barker原信号与对抗样本的匹配滤波对比图,信噪比设置为20 dB,目标标签为Frank, I_WJSMA生成的对抗样本与原信号峰值旁瓣比相比,相差0.03 dB。

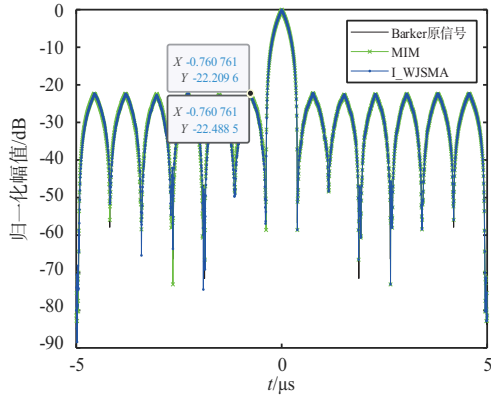


图14 攻击前后Barker信号匹配滤波对比

2.2.5 黑盒攻击中不同方法的迁移效果

将基于改进VGG模型生成的对抗样本分别迁移到CNN和CLDNN两模型中进行黑盒攻击,分析生成对抗样本在黑盒攻击中的迁移效果,实验结果分别如图15和图16所示:在 $SNR=20$ dB时, I_WJSMA生成的对抗样本可以使CNN模型识别率下降36.2%,使CLDNN模型识别率下降34.3%。在 SNR 大于0 dB时,本文方法可使两模型识别率下降30%以上。

总体分析,本文方法在白盒攻击中能在保证隐蔽性的同时有效提升攻击成功率,生成的对抗样本与原信号时频域和峰值旁瓣比差异很小,在黑盒攻击中也有更好的迁移效果。

3 结束语

本文提出一种基于改进加权显著图的雷达信号对抗攻击方法,该方法在WJSMA显著图表达式中添加了与真实标签导数相关的约束项,同时在目标攻击中使用双向扰动策略添加扰动,扰动因子和扰动阈值依据输入信号幅值设置。在 $SNR=20$ dB时,改进方法与WJSMA相比,对于ResNet改进模型和VGG改进模型的攻击成功率均提升10%以上。与MIM相比,在达到相近攻击成功率的情况下,生成对抗样本的PSR、PNR、ALD和拟合度差异4种指标评估结果均有效提升。之后在黑盒攻击实验中,验证了生成的对抗样本可以使CNN和CLDNN两模型识别率下降30%以上。实验结果表

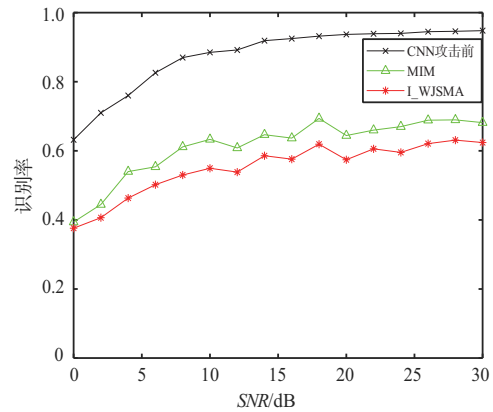


图15 CNN识别率随噪声变化曲线

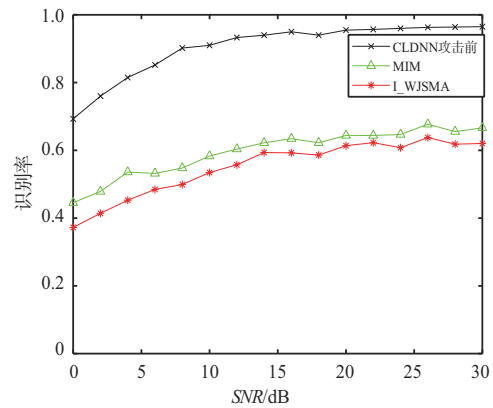


图16 CLDNN识别率随噪声变化曲线

明:本文提出的I_WJSMA可以在提高受攻击模型攻击成功率的同时,保证生成对抗样本的隐蔽性,且对抗样本与原信号时频域特征和峰值旁瓣比差异很小,具有现实意义。

除了应用在白盒攻击和直接迁移到黑盒攻击中, I_WJSMA还可用在基于替代模型的黑盒攻击中,在训练得到与目标模型决策边界相似的替代模型后,在替代模型上使用本文方法即可生成迁移效果更好的对抗样本。在未来的工作中,我们将在该方向上展开深入研究。

参考文献:

- [1] ISMAIL G Ü L, ISLN E. Randomized Low - Rank and Sparse Decomposition-Based Receiver Search Strategy for Electronic Support Receivers [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2022, 59(2):1392-1399.
- [2] 高勋章,张志伟,刘梅,等.雷达像智能识别对抗研究进展[J].雷达学报,2023,12(4):696-712.
- [3] 张思成,张建廷,杨研蝶,等.电磁频谱人工智能模型的对抗安全威胁综述[J].无线电通信技术,2024,50(1):1-13.

- [4] 胡婉婉,张劲东,张瑞,等.基于轻量化网络的干扰信号智能识别算法[J].雷达科学与技术,2023,21(2):133-142.
- [5] SADEGHI M, LARSSON E G. Physical Adversarial Attacks Against End-to-End Autoencoder Communication Systems[J]. IEEE Communications Letters, 2019, 23(5): 847-850.
- [6] LIN Yun, ZHAO Haojun, MA Xuefei, et al. Adversarial Attacks in Modulation Recognition with Convolutional Neural Networks[J]. IEEE Trans on Reliability, 2021, 70(1):389-401.
- [7] GOODFELLOW I J, SHLENS J, SZEGEDY C. Explaining and Harnessing Adversarial Examples[J]// The 3rd International Conference on Learning Representations, San Diego, CA, USA:[s.n.], 2015:1-11.
- [8] KURAKIN A, GOODFELLOW I J, BENGIO S. Adversarial Examples in the Physical World [C]//2016 the 4th International Conference on Learning Representations, San Juan, Puerto Rico:[s.n.], 2016:1-14.
- [9] DONG Yinpeng, LIAO Fangzhou, PANG Tianyu, et al. Boosting Adversarial Attacks with Momentum [C]// the 2018 Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Piscataway: IEEE, 2018:9185-9193.
- [10] SHARMA P, GAUTAM A, NAYAK R, et al. Melanoma Detection Using Advanced Deep Neural Network [C]// 4th International Conference on Energy, Power and Environment, Shillong, India: IEEE, 2022:1-5.
- [11] 赵浩钧,林云,包志达,等.调制识别中目标对抗攻击[J].太赫兹科学与电子信息学报,2022,20(8):836-842.
- [12] KHRIJI L, MESSAOUD S, BOUAAFIA S, et al. Enhanced CNN Security Based on Adversarial FGSM Attack Learning Medical Image Classification [C]//20th International Multi-Conference on Systems, Signals & Devices, Mahdia, Tunisia: IEEE, 2023:360-365.
- [13] 陶明亮,唐舒婷,王伶.面向智能调制识别的电磁信号灵巧诱骗方法[J].信号处理,2022,38(12):2496-2506.
- [14] PAPERNOT N, MCDANIEL P, JHA S, et al. The Limitations of Deep Learning in Adversarial Settings[C]//2016 IEEE European Symposium on Security and Privacy, Saarbruecken, Germany: IEEE, 2016:372-387.
- [15] 周侠,张剑,李宁安.基于显著图的电磁信号对抗样本生成方法[J].电子学报,2023,51(7):1917-1928.
- [16] COMBEY T, LOISON A, FAUCHER M, et al. Probabilistic Jacobian-Based Saliency Maps Attacks[J]. Machine Learning and Knowledge Extraction, 2020, 2(4):558-578.
- [17] BAIR S, DELVECCHIO M, FLOWERS B, et al. On the Limitations of Targeted Adversarial Evasion Attacks Against Deep Learning Enabled Modulation Recognition [C]//Proceedings of the ACM Workshop on Wireless Security and Machine Learning, Miami, FL, USA: ACM, 2019:25-30.
- [18] NGUYEN D A, MINH K D, LE K N, et al. Improving Diversity and Quality of Adversarial Examples in Adversarial Transformation Network [J]. Soft Computing, 2023, 27(7):3689-3706.
- [19] QI Peihan, JIANG Tao, WANG Lizhan, et al. Detection Tolerant Black-Box Adversarial Attack Against Automatic Modulation Classification with Deep Learning [J]. IEEE Trans on Reliability, 2022, 71(2):674-686.
- [20] YU Zhen, XIONG Yifeng, HE Kun, et al. Position-Invariant Adversarial Attacks on Neural Modulation Recognition [C]//2022 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Singapore: IEEE, 2022:3483-3487.
- [21] O'SHEA T J, ROY T, CLANCY T C. Over-the-Air Deep Learning Based Radio Signal Classification [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2018, 12(1):168-179.
- [22] SZEGEDY C, ZAREMBA W, SUTSKEVER I, et al. Intriguing Properties of Neural Networks[C]// the 2nd International Conference on Learning Representations, Banff, AB, Canada: [s.n.], 2014:1-10.
- [23] SADEGHI M, LARSSON E G. Adversarial Attacks on Deep - Learning Based Radio Signal Classification [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2019, 8(1):213-216.
- [24] 江汉,胡林,李文,等.信号调制识别的对抗样本攻防技术研究进展[J].数据采集与处理,2023,38(6):1235-1256.
- [25] PAPERNOT N, MCDANIEL P, GOODFELLOW I, et al. Practical Black-Box Attacks Against Machine Learning [C]// Proceedings of the 2017 ACM on Asia Conference on Computer and Communications Security, Abu Dhabi, United Arab Emirates: ACM, 2017:506-519.

作者简介:

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。

谢 军 男,研究员级高级工程师,主要研究方向为通信对抗和人工智能。

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。

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。

多目标场景下基于多径利用的微弱目标增强算法

何文滨¹, 饶 烜¹, 朱炳祺²

(1. 南昌航空大学信息工程学院, 江西南昌 330063; 2. 上海无线电设备研究所, 上海 201109)

摘要: 随着雷达技术的广泛应用, 雷达也面临诸多挑战, 在对微弱目标检测时, 由于直达波回波和多径回波同时存在导致无法准确检测到目标, 因此通常将多径回波当作干扰。然而, 可以利用多径信号中存在的目标信息来优化探测性能。因此, 本文提出一种新的利用多径信号增强直达波信号的微弱目标增强算法(Multipath Signal Exploitation, MSE), 算法通过构造两个位移函数在距离频域慢时间域对回波进行补偿, 消除了不同初始距离的影响, 将多径信号回波集中在直达波所在位置。然后对补偿后的回波和直达波沿快时间维求和, 进一步增强了回波的能量。此外, 当存在多个目标时, MSE算法可以消除多径回波的干扰, 并且利用多径回波增强多目标的信号能量, 以保证在多个目标的多径环境下算法仍然有效。最后进行了仿真实验, 结果证明了MSE算法在多目标场景下的有效性。

关键词: 多径利用; 微弱目标增强; 多目标; 补偿函数

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2025)04-0462-11

引用格式: 何文滨, 饶烜, 朱炳祺. 多目标场景下基于多径利用的微弱目标增强算法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(4): 462-472.

HE Wenbin, RAO Xuan, ZHU Bingqi. Weak Target Enhancement Algorithm Based on Multipath Signal Exploitation in Multi-Targets Scenario[J]. Radar Science and Technology, 2025, 23(4): 462-472.

Weak Target Enhancement Algorithm Based on Multipath Signal Exploitation in Multi-Targets Scenario

HE Wenbin¹, RAO Xuan¹, ZHU Bingqi²

(1. School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;

2. Shanghai Radio Equipment Research Institute, Shanghai 201109, China)

Abstract: With the wide application of radar technology, radar is also faced with many challenges. For weak target detection, the simultaneous existence of direct path echoes and multipath echoes makes it impossible to detect the target accurately. So generally multipath echoes are considered as interference. However, the multipath echoes contain target's motion information, which should be used to enhance the radar detection performance. Therefore, in this paper, a novel signal enhancement algorithm is proposed to detect weak target based on multipath signal exploitation (MSE). Two displacement functions are constructed to compensate the echoes in range frequency-slow time domain, which eliminates the influence of different initial distances, and the multipath echoes are focused on where the direct path echos locate. Then, the compensated echoes and direct path echoes are summed along the fast time dimension, and the energy of the echoes is further focused. In addition, when there are multiple targets, MSE algorithm can eliminate the interference of multipath echoes and enhance the signal energy of multiple targets by using multipath echoes, which ensures that the algorithm is still effective when there are multiple targets in multipath environment. At last, some simulation experiments are provided to testify the effectiveness of MSE in multi-targets scenario.

Key words: multipath signal exploitation; weak target enhancement; multi-targets; displacement function

0 引言

随着雷达技术的广泛应用, 雷达也面临诸多

挑战, 弱小目标检测的根本途径是对回波能量进行累积, 因此长时间相干积累是一种有效的方法^[1-2]。多径信号会降低目标检测的质量和性能,

一般将其当成干扰进行削弱消除^[3-5]。然而,多径信号不是完全无用的信号和干扰,多径回波也来自于目标,可以将其中包含的目标运动信息和特性处理加以利用,经过联合处理后提升对目标的检测性能。

多径利用是雷达信号处理领域中一个具有挑战性的新课题。为了有效地利用多径信号,需要从多径信号中得到目标相关几何信息。在文献[6]中,利用环境的先验知识与追踪电磁建模结合起来确定更多的多径信息以提高检测性能。文献[7-9]介绍了穿墙雷达利用目标与多径鬼影的几何关系来获取目标位置,提高定位精度。在文献[10]中,利用多径信号通过粒子滤波来跟踪城市环境中的目标。文献[11]首次应用地面运动目标,推导了用于目标位置估计的Cramer-Rao下界,表明利用多径信息提高了距离精度。在文献[12]中,利用点扩散函数将多径关联映射回目标,对多次反射进行建模,可应用于多种形状几何空间中,改善了成像性能。在文献[13]中,采用正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)信号增加雷达系统的空间分集,利用不同散射中心的不同频率共振实现了额外的频率分集的增加,优化了传输波形参数和探测器性能。时间反演(Time Reversal, TR)方法通过将接收到的信号回波在时域进行反转的处理后再发射到空域中,使回波按原路径返回实现信道自适应匹配,从而增强信号的能量^[14-16]。文献[17]提出了压缩感知的子孔径方位穿墙成像方法,利用目标与子孔径方位的相关性对多径信号进行信息分析利用,简化了模型且降低了运算量。利用多径信号的信息设计雷达波形,可以提高回波的信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)^[18-21]。上述研究显示了多径信号利用在目标检测中的潜力。现有的多径利用方法需要已知多径的多个参数,如波达方向、信号频率等^[22]。但在这些多径参数难以准确获取或多径信息缺失时,会使算法因条件不足而失效。时间反演方法无需已知多径参数作为先验信息,然而,该方法仅在信道固定不变时才有效。因此,研究如何突破多径参数和时不变信道的限制,更加有效地利用多径信号实现对运动目标的检测具有重要意义。

本文研究在多径环境下雷达对多目标的检测,在充分利用多径信号的基础上,将接收到的混合回波中多径回波与直达波相关联,利用多径回波增强直达波,提高检测性能。在多目标^[23-24]情况下,考虑空间中存在两个距离较近的目标,接收的回波中包含多个直达波和多径回波,回波数量增加,回波间互相干扰,目标检测难度增加。在对微弱运动目标进行检测时,可以考虑多径分量中包含的有价值的目标运动信息。如果能将多径信号映射或关联回目标,就能增强回波的能量,有效提高微弱运动目标的检测性能。本文提出了一种基于多径信号利用的微弱目标增强算法(Multipath Signal Exploitation, MSE),利用不同路径之间的关系构造距离频域位移函数,消除不同路径初始距离的影响,使回波集中在同一距离单元上,增强了目标的直达波,实现了多目标情况下对微弱运动目标的检测,有效提高了雷达的探测性能。

1 几何模型和信号模型

1.1 几何模型

假设有一个线阵雷达进行定向发射和全向接收。在远场的假设下,回波是一组平行电磁波,多径回波在反射点处发生反射,接收机将会接收到直达回波和多径回波,这两种回波进入天线的方向并不相同,因此采用全向接收方式接收回波。系统的几何模型如图1所示。在 XOY 平面上, T 是径向速度为 v 的目标, R 是雷达, R_0 和 $R_0(t)$ 是雷达和目标之间的初始距离和瞬时距离。 α 是目标运

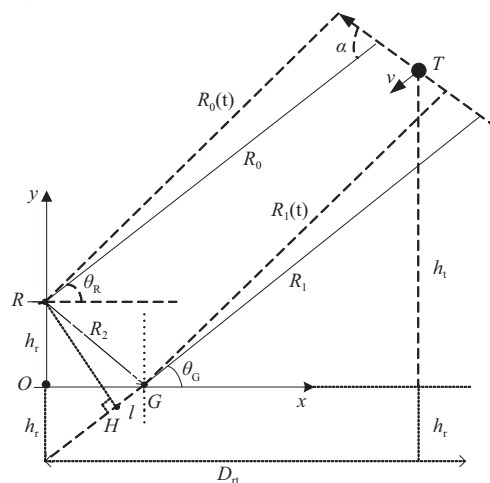


图1 几何模型

动方向和雷达与目标的视线方向的夹角, θ_R 是直达波回波和 x 轴的夹角, G 是反射点, R_1 和 $R_1(t)$ 是目标与反射点之间的初始距离和瞬时距离。 R_2 是反射点和雷达之间的距离, θ_c 是回波在反射点的入射角, $\theta_R = \theta_c$ 。 RH 是 R 到 R_1 所在直线的垂线, H 是垂足, $RH \perp HG$, $HG = l$ 。

天线是一个一维等距阵列, 接收来自不同方向的窄带信号, 接收模型如图2所示。

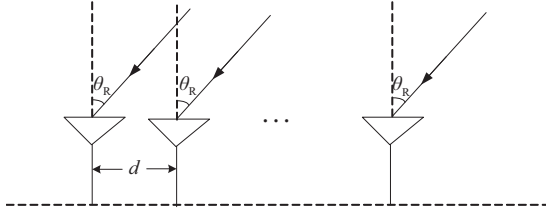


图2 天线阵列接收模型

1.2 信号模型

假设脉冲多普勒雷达发射的线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号, 可表示为

$$s_T(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) \exp(j\pi k_r t^2) \exp(j2\pi f_c t) \quad (1)$$

式中, $\text{rect}\left(\frac{t}{T_p}\right) = \begin{cases} 1, & |t| \leq T_p/2 \\ 0, & |t| > T_p/2 \end{cases}$, t 是时间, B 是信号

带宽, T_p 是脉冲宽度, f_c 是载波频率, $k_r = B/T_p$ 是调频率。

接收到的回波由3条不同传播路径的信号组成: 直达波信号、一阶多径信号和二阶多径信号。其他高阶多径信号由于多次反射衰减严重, 在本文中高阶信号不作考虑。直达波信号的传播路径为 $R - T - R$ 。一阶多径和二阶多径是经过反射的路径。一阶多径信号传播路径为 $R - T - G - R$ 或 $R - G - T - R$, 二阶多径信号传播路径为 $R - G - T - G - R$ 。

1) 直达波信号传播距离为

$$R_d(t) = 2R_0(t) = 2(R_0 - vt) \quad (2)$$

2) 一阶多径信号传播距离为

$$R_{m_1}(t) = R_0(t) + R_1(t) + R_2 = R_0 + R_1 + R_2 - 2vt \quad (3)$$

3) 二阶多径信号传播距离为

$$R_{m_2}(t) = 2(R_2 + R_1(t)) = 2(R_1 + R_2 - vt) \quad (4)$$

通过式(2)~(4)可得, “一阶-直达”与“二阶-一阶”路径之间的距离差是相等的, 距离差 ΔR 为

$$\begin{aligned} \Delta R &= R_d(t) - R_{m_1}(t) = R_{m_2}(t) - R_{m_1}(t) = \\ &R_1 + R_2 - R_0 = R_2 - l \end{aligned} \quad (5)$$

反射点的位置, 距离 l 和 R_2 的长度为已知条件, 主反射点 G 附近的情况已知。可由式(5)计算得到 ΔR 。因此通过图1可确定直达波和多径回波之间存在的关系, 并且建立多径环境下的回波模型。相干解调后的二维基带回波包括直接路径回波、一阶多径回波和二阶多径回波, 可以表示为

$$\begin{aligned} s_r(\hat{t}, t_m) &= A_d \text{rect}\left(\hat{t} - \frac{R_d(t_m)}{c}\right) \exp\left[j\pi k \left(\hat{t} - \frac{R_d(t_m)}{c}\right)^2\right] \cdot \\ &\exp\left[-j2\pi f_c \frac{R_d(t_m)}{c}\right] + A_{m_1} \text{rect}\left(\hat{t} - \frac{R_{m_1}(t_m)}{c}\right) \cdot \\ &\exp\left[j\pi k \left(\hat{t} - \frac{R_{m_1}(t_m)}{c}\right)^2\right] \exp\left[-j2\pi f_c \frac{R_{m_1}(t_m)}{c}\right] + \\ &A_{m_2} \text{rect}\left(\hat{t} - \frac{R_{m_2}(t_m)}{c}\right) \exp\left[j\pi k \left(\hat{t} - \frac{R_{m_2}(t_m)}{c}\right)^2\right] \cdot \\ &\exp\left[-j2\pi f_c \frac{R_{m_2}(t_m)}{c}\right] \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $\hat{t}$ 是快时间, t_m 是慢时间, $t = \hat{t} + t_m$, c 是电磁波的速度, k 是调频率, A_d, A_{m_1}, A_{m_2} 是直达波和多径回波的幅度。经过脉冲压缩后回波可以表示为

$$\begin{aligned} s_r(\hat{t}, t_m) &= A'_d \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{R_d(t_m)}{c}\right)\right) \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda} R_d(t_m)\right] + \\ &A'_{m_1} \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{R_{m_1}(t_m)}{c}\right)\right) \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda} R_{m_1}(t_m)\right] + \\ &A'_{m_2} \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{R_{m_2}(t_m)}{c}\right)\right) \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda} R_{m_2}(t_m)\right] \end{aligned} \quad (7)$$

式中, A'_d, A'_{m_1}, A'_{m_2} 是脉压后的回波幅度。

2 多径信号利用算法

2.1 单目标情况

将脉压回波转换到快时间频域, 对式(7)沿快时间维进行傅里叶变换, 在距离频域-慢时间域的

回波可以表示为

$$S_i(f, t_m) = A'_d \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{R_d(t_m)}{c}\right) + \\ A'_{m_1} \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{R_1(t_m)}{c}\right) + \\ A'_{m_2} \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{R_2(t_m)}{c}\right) \quad (8)$$

式中, f 表示距离频域, 等式右边三项分别表示直达波、一阶多径、二阶多径回波的快时间频域表达式。不同路径的初始距离分别为 $2R_0, R_0 + R_1 + R_2$ 和 $2(R_1 + R_2)$ 。由于初始距离不同, 从而直达波和多径回波会出现在不同的距离单元, 为了消除多径回波初始距离的影响, 构造距离频域的位移函数式(9)和式(10)。

$$S_{m_1c}(f, t_m) = \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{(R_0 - (R_1 + R_2))}{c}\right) = \\ \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{-\Delta R}{c}\right) \quad (9)$$

$$S_{m_2c}(f, t_m) = \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{(2(R_0 - (R_1 + R_2)))}{c}\right) = \\ \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{-2\Delta R}{c}\right) \quad (10)$$

利用补偿函数 $S_{m_1c}(f, t_m)$ 对回波式(8)进行补偿:

$$S_{rc_1}(f, t_m) = S_i(f, t_m) * S_{m_1c}(f, t_m) = \\ A'_d \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{(R_d(t_m) - \Delta R)}{c}\right) + \\ A'_{m_1} \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{R_d(t_m)}{c}\right) + \\ A'_{m_2} \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{(R_d(t_m) + \Delta R)}{c}\right) \quad (11)$$

从式(11)可以观察到, 包含在第二项中的初始延时和直达波的初始延时相同, 为 $\frac{2R_0}{c}$ 。

将式(11)转化到时域, 得

$$s_{rc_1}(\hat{t}, t_m) = A'_d \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d(t_m) - \Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\ \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d(t_m) - \Delta R)\right] + A'_{m_1} \cdot \\ \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{R_d(t_m)}{c}\right)\right) \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}R_d(t_m)\right] + \\ A'_{m_2} \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d(t_m) + \Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\ \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d(t_m) + \Delta R)\right] \quad (12)$$

利用补偿函数 $S_{m_2c}(f, t_m)$ 对回波式(8)进行补偿, 得

$$S_{rc_2}(f, t_m) = S_i(f, t_m) * S_{m_2c}(f, t_m) = \\ A'_d \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{(R_d(t_m) - 2\Delta R)}{c}\right) + \\ A'_{m_1} \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{(R_d(t_m) - \Delta R)}{c}\right) + \\ A'_{m_2} \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j2\pi(f + f_c) \frac{R_d(t_m)}{c}\right) \quad (13)$$

由式(13)可以看出第三项所包含的初始延迟也与直达波的初始延迟相同, 为 $\frac{2R_0}{c}$ 。

将式(13)转化到时域, 得

$$s_{rc_2}(\hat{t}, t_m) = A'_d \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d(t_m) - 2\Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\ \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d(t_m) - 2\Delta R)\right] + \\ A'_{m_1} \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d(t_m) - \Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\ \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d(t_m) - \Delta R)\right] + \\ A'_{m_2} \text{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{R_d(t_m)}{c}\right)\right) \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}R_d(t_m)\right] \quad (14)$$

将两种补偿结果与脉压回波式(7)在时域求和, 得

$$\begin{aligned}
s_{re}(\hat{t}, t_m) &= s_r(\hat{t}, t_m) + s_{re_1}(\hat{t}, t_m) + s_{re_2}(\hat{t}, t_m) = \\
&A_1 \operatorname{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d(t_m) - 2\Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\
&\exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d(t_m) - 2\Delta R)\right] + \\
&A_2 \operatorname{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d(t_m) - \Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\
&\exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d(t_m) - \Delta R)\right] + A_3 \cdot \\
&\operatorname{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{R_d(t_m)}{c}\right)\right) \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}R_d(t_m)\right] + \\
&A_4 \operatorname{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d(t_m) + \Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\
&\exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d(t_m) + \Delta R)\right] + \\
&A_5 \operatorname{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d(t_m) + 2\Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\
&\exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d(t_m) + 2\Delta R)\right] \quad (15)
\end{aligned}$$

式中, $A_1 = A'_d, A_2 = (A'_d + A'_{m_1}), A_3 = (A'_d + A'_{m_1} + A'_{m_2}), A_4 = (A'_{m_1} + A'_{m_2}), A_5 = A'_{m_2}$ 。从式(15)可以看出, 经过补偿求和的脉压回波有 5 个。最高的幅度对应着直达波, 并且此幅度明显高于其他的回波幅度。

如图 3 所示, 经过快时间频域的位移函数补偿后, 消除了初始距离的影响, 多径回波和直达回波会出现在相同的距离单元中。因此, 通过对同一距离单元内的回波进行叠加求和, 可以增强直接路径回波。

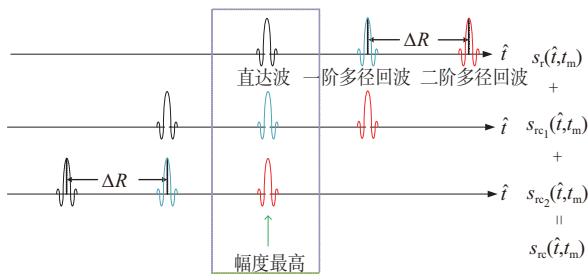


图 3 MSE 算法原理图

经过补偿和求和后的回波的幅度比值和位置如图 4 所示, 直达波的幅度最高, 信号的能量最强。可以得到 5 个回波的幅度比值为 1:2:3:2:1。5 个

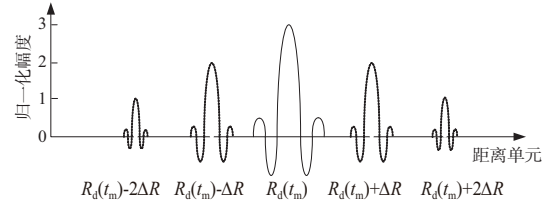


图 4 $s_{re}(\hat{t}, t_m)$ 幅度比值和位置

回波间有相同的距离间隔 ΔR , 直达波的位置确定后, 为避免干扰, 消除无用的回波。

2.2 多目标情况

多目标情况下, 考虑空间中存在两个距离较近的位于不同距离单元的目标, 目标径向速度相同, 并且在相同的角度单元中。接收的回波中包含两目标的直达波和各自的一阶和二阶多径回波, 回波数量增加, 两目标的直达波和多径回波, 多径回波和多径回波在相同的距离单元中互相混叠时会造成假目标出现, 无法正确检测到目标。研究 MSE 算法对所接收到的回波处理, 消除多径信号带来的假目标的影响, 并利用多径信号增强直达波信号, 从多个回波中判断并检测两个目标。

假设多径环境中存在两个目标时, 每个目标的回波中均包含直达波、一阶多径回波、二阶多径回波, 回波总数为 6, 是单目标时的 2 倍, 回波间重叠互相影响, 此时接收到的回波为

$$\begin{aligned}
\sum_{n=1}^2 s_m(\hat{t}, t_m) &= s_{r1}(\hat{t}, t_m) + s_{r2}(\hat{t}, t_m) = \\
&\sum_{n=1}^2 A_d^n \operatorname{rect}\left(\hat{t} - \frac{R_d^n(t_m)}{c}\right) \exp\left[j\pi k \left(\hat{t} - \frac{R_d^n(t_m)}{c}\right)^2\right] \cdot \\
&\exp\left[-j2\pi f_c \frac{R_d^n(t_m)}{c}\right] + \sum_{n=1}^2 A_{m_1}^n \operatorname{rect}\left(\hat{t} - \frac{R_{m_1}^n(t_m)}{c}\right) \cdot \\
&\exp\left[j\pi k \left(\hat{t} - \frac{R_{m_1}^n(t_m)}{c}\right)^2\right] \exp\left[-j2\pi f_c \frac{R_{m_1}^n(t_m)}{c}\right] + \\
&\sum_{n=1}^2 A_{m_2}^n \operatorname{rect}\left(\hat{t} - \frac{R_{m_2}^n(t_m)}{c}\right) \exp\left[j\pi k \left(\hat{t} - \frac{R_{m_2}^n(t_m)}{c}\right)^2\right] \cdot \\
&\exp\left[-j2\pi f_c \frac{R_{m_2}^n(t_m)}{c}\right] \quad (16)
\end{aligned}$$

式中, $A_d^n, A_{m_1}^n, A_{m_2}^n$ 是两个目标的直达波和多径回波的幅度, $n = 1, 2$ 。经过脉冲压缩回波可以表示为

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^2 s_m(\hat{t}, t_m) = & \sum_{n=1}^2 A_d^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{R_d^n(t_m)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} R_d^n(t_m) \right] + \sum_{n=1}^2 A_{m_1}^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \cdot \right. \\ & \left. \left(\hat{t} - \frac{R_{m_1}^n(t_m)}{c} \right) \right) \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} R_{m_1}^n(t_m) \right] + \\ & \sum_{n=1}^2 A_{m_2}^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{R_{m_2}^n(t_m)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} R_{m_2}^n(t_m) \right] \end{aligned} \quad (17)$$

式中, $A_d^{n'}$, $A_{m_1}^{n'}$, $A_{m_2}^{n'}$ 是两个目标脉压后的回波幅度。

利用补偿函数 $S_{m,c}(f, t_m)$ 对回波式(17)进行补偿:

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^2 s_{mc_1}(\hat{t}, t_m) = & \sum_{n=1}^2 S_m(f, t_m) * S_{m,c}(f, t_m) = \\ & \sum_{n=1}^2 A_d^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) - \Delta R)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} (R_d^n(t_m) - \Delta R) \right] + \\ & \sum_{n=1}^2 A_{m_1}^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{R_d^n(t_m)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} R_d^n(t_m) \right] + \sum_{n=1}^2 A_{m_2}^{n'} \cdot \\ & \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) + \Delta R)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} (R_d^n(t_m) + \Delta R) \right] \end{aligned} \quad (18)$$

从式(18)可以观察到, 包含在第二项中的两个目标的初始延时和直达波的初始延时相同, 为 $\frac{2R_0^n}{c}$ 。

将式(18)转化到时域, 得

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^2 s_{mc_1}(\hat{t}, t_m) = & \sum_{n=1}^2 A_d^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) - \Delta R)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} (R_d^n(t_m) - \Delta R) \right] + \sum_{n=1}^2 A_{m_1}^{n'} \cdot \\ & \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{R_d^n(t_m)}{c} \right) \right) \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} R_d^n(t_m) \right] + \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \sum_{n=1}^2 A_{m_2}^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) + \Delta R)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} (R_d^n(t_m) + \Delta R) \right] \end{aligned} \quad (19)$$

利用补偿函数 $S_{m,c}(f, t_m)$ 对回波式(17)进行补偿, 得

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^2 S_{mc_2}(f, t_m) = & \sum_{n=1}^2 S_m(f, t_m) * S_{m,c}(f, t_m) = \\ & \sum_{n=1}^2 A_d^{n'} \operatorname{rect} \left(\frac{f}{B} \right) \exp \left(-j 2\pi (f + f_c) \frac{(R_d^n(t_m) - 2\Delta R)}{c} \right) + \\ & \sum_{n=1}^2 A_{m_1}^{n'} \operatorname{rect} \left(\frac{f}{B} \right) \exp \left(-j 2\pi (f + f_c) \frac{(R_d^n(t_m) - \Delta R)}{c} \right) + \\ & \sum_{n=1}^2 A_{m_2}^{n'} \operatorname{rect} \left(\frac{f}{B} \right) \exp \left(-j 2\pi (f + f_c) \frac{R_d^n(t_m)}{c} \right) \end{aligned} \quad (20)$$

由式(20)可以看出第三项所包含的初始延迟也与直达波的初始延迟相同, 为 $\frac{2R_0^n}{c}$ 。

将式(20)转化到时域, 得

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^2 s_{mc_2}(\hat{t}, t_m) = & \sum_{n=1}^2 A_d^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) - 2\Delta R)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} (R_d^n(t_m) - 2\Delta R) \right] + \\ & \sum_{n=1}^2 A_{m_1}^{n'} \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) - \Delta R)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} (R_d^n(t_m) - \Delta R) \right] + \sum_{n=1}^2 A_{m_2}^{n'} \cdot \\ & \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{R_d^n(t_m)}{c} \right) \right) \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} R_d^n(t_m) \right] \end{aligned} \quad (21)$$

将两种补偿结果与回波式(17)在时域求和, 得

$$\begin{aligned} \sum_{n=1}^2 s_{mc}(\hat{t}, t_m) = & \sum_{n=1}^2 [s_m(\hat{t}, t_m) + s_{mc_1}(\hat{t}, t_m) + s_{mc_2}(\hat{t}, t_m)] = \\ & \sum_{n=1}^2 A_1^n \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) - 2\Delta R)}{c} \right) \right) \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{2\pi}{\lambda} (R_d^n(t_m) - 2\Delta R) \right] + \\ & \sum_{n=1}^2 A_2^n \operatorname{sinc} \left(B \left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) - \Delta R)}{c} \right) \right) \cdot \end{aligned}$$

$$\begin{aligned}
& \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d^n(t_m) - \Delta R)\right] + \sum_{n=1}^2 A_3^n \cdot \\
& \operatorname{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{R_d^n(t_m)}{c}\right)\right) \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}R_d^n(t_m)\right] + \\
& \sum_{n=1}^2 A_4^n \operatorname{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) + \Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\
& \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d^n(t_m) + \Delta R)\right] + \sum_{n=1}^2 A_5^n \cdot \\
& \operatorname{sinc}\left(B\left(\hat{t} - \frac{(R_d^n(t_m) + 2\Delta R)}{c}\right)\right) \cdot \\
& \exp\left[-j\frac{2\pi}{\lambda}(R_d^n(t_m) + 2\Delta R)\right] \quad (22)
\end{aligned}$$

多径环境下仅存在一个目标时,天线接收到直达波与多径回波,MSE算法对接收到的回波增强处理后,5个回波的幅度比值为1:2:3:2:1,直达波信号幅度最高,确定目标位置后,根据回波间距离相差 ΔR 的关系对无用的回波进行置零处理。多径环境中存在两个目标时,天线接收到两目标的直达波和多径回波,MSE算法对接收到的回波增强处理可以分为两个步骤进行,算法先单独对每个目标进行补偿,得到两组增强后的回波每组回波中5个回波的幅度比值为1:2:3:2:1,然后对两组回波进行叠加,确定目标的位置后,对无用的回波进行置零处理,即可增强并且检测两个目标。两个目标的位置是随机的,因此两目标的位置会影响两组增强的回波叠加后的结果,不考虑两目标完全重叠的情况,其位置以及叠加后的结果分为以下5种情况。

第一种情况:两组补偿后的回波互相之间没有任何的重叠交叉,互相之间完全没有影响。对两组回波求和积累后,两组回波的幅度比值相同,均为1:2:3:2:1,两目标直达波处的幅度最高,确定目标的位置后对无用的回波置零,即可增强两个目标并检测。

第二种情况:两组补偿后的回波出现在特殊位置,回波间存在交叉重叠,MSE算法处理后回波的位置如图5所示。叠加后的回波幅度比值为1:3:5:5:3:1,两目标直达波的幅度最高,可以确定两目标的位置,然后将无用的回波置零。

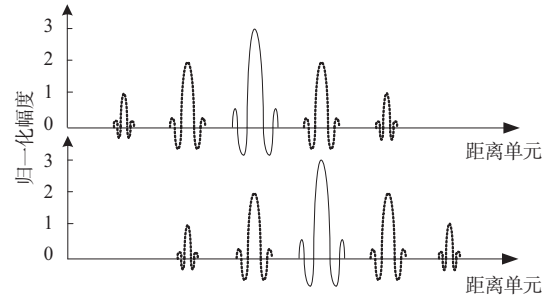


图5 多目标特殊位置情况二

第三种情况:两组补偿后的回波互相之间有重叠交叉,MSE算法处理后回波的位置如图6所示。叠加后的回波幅度比值为1:2:4:4:4:2:1。此时,3个回波的幅度最高,其中两侧的回波为两目标的直达波信号,然后将无用的回波置零。

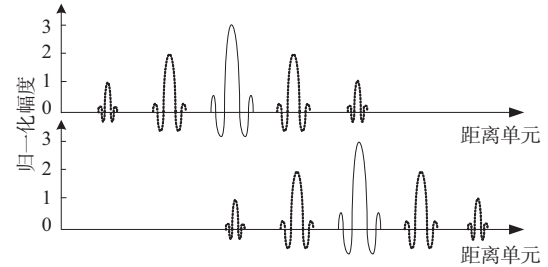


图6 多目标特殊位置情况三

第四种情况:两组补偿后的回波互相之间有重叠交叉,MSE算法处理后回波的位置如图7所示。叠加后的回波幅度比值为1:2:3:3:3:3:2:1。此时,4个回波的幅度最高,其中两侧的回波为两目标的直达波信号,然后将无用的回波置零。

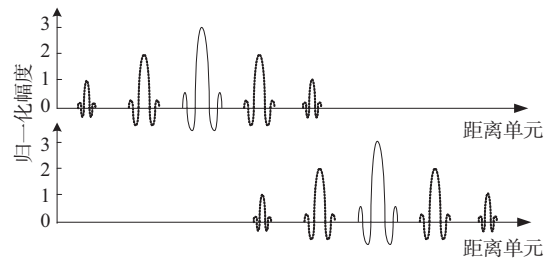


图7 多目标特殊位置情况四

第五种情况:两组补偿后的回波互相之间有重叠交叉,MSE算法处理后回波的位置如图8所示。叠加后的回波幅度比值为1:2:3:2:2:2:3:2:1。两目标直达波的幅度最高,可以确定两目标的位置,然后将无用的回波置零。

以上5种情况中,均可在多径环境中利用MSE算法增强信号,将两个目标检测出来,即MSE算法

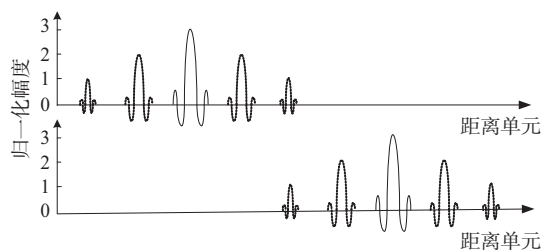


图8 多目标特殊位置情况五

在多目标情况下依然有效。后4种情况均为特殊位置,可以根据叠加后的具体情况进行判断,将无用的回波进行置零。由于两目标位置不同,MSE的增强效果也不同。

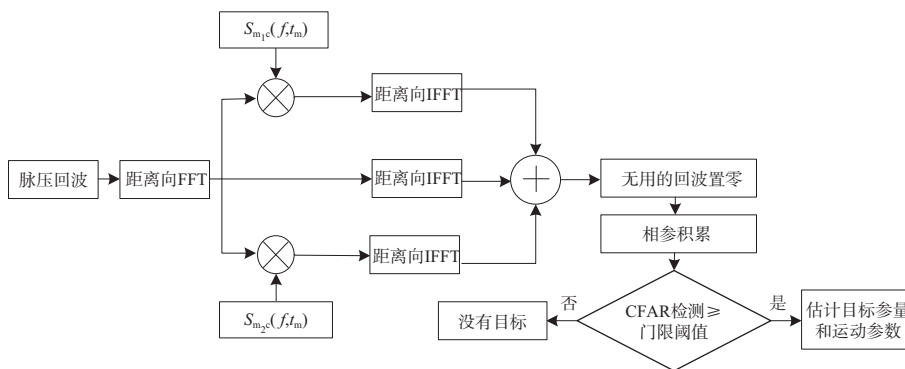


图9 MSE算法流程图

3 仿真分析

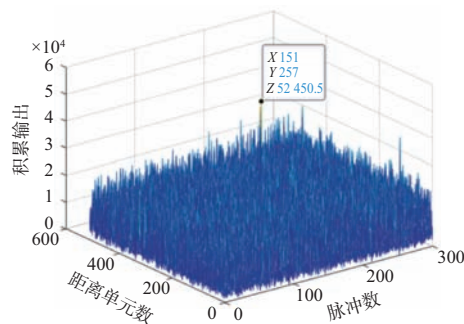
在本节中,通过仿真实验来验证算法的性能。根据图1,假设雷达坐标位于(0 m, 30 m),在坐标(50 000 m, 100 m)处出现第一个恒定速度的空中运动目标,在坐标(49 985.01 m, 99.97 m)处为第二个恒定速度运动目标,其径向速度均为 $v = 10$ m/s。其他仿真参数如表1所示。

表1 仿真参数

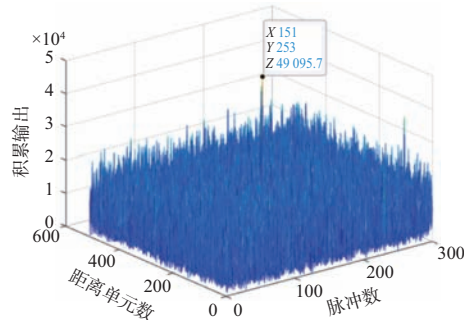
参数	参数值
载波频率	5.5 GHz
脉冲重复频率	3 000 Hz
脉冲宽度	2 μ s
带宽	40 MHz
相干积累时间	0.1 s
采样频率	80 MHz

多目标时的仿真实验中,远场中存在两个目标,两目标相距15 m,距离单元为3.75 m,两目标相差4个距离单元。两个目标单独出现时如图10所示,仿真中目标1出现在257号距离单元内,目

标2出现在253号的距离单元内。



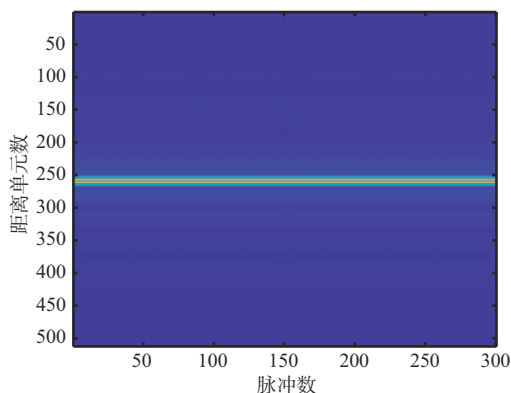
(a) 目标1积累结果



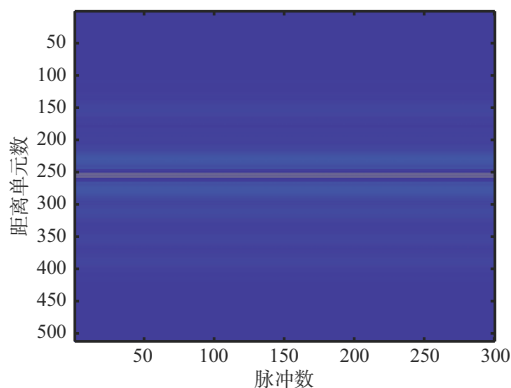
(b) 目标2积累结果

图10 两目标分别单独出现时的位置

两目标同时在空域中出现时各自的一阶多径回波和二阶多径回波均被接收,且由于距离较近,MSE算法处理前两目标的直达波和多径回波之间互相存在混叠,经过算法处理后,多径回波集中于两个目标直达波所在的距离单元,两个目标的直达波信号明显被增强,将回波在MSE算法处理前后进行对比,为清晰可见,无噪声时脉压回波如图11所示。



(a) MSE算法处理前脉压结果

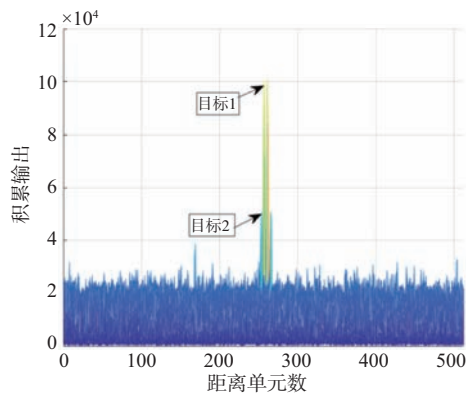


(b) MSE算法处理后脉压结果

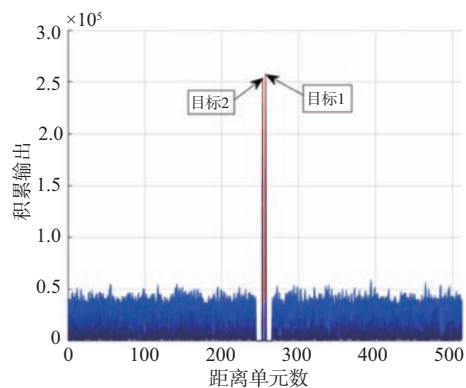
图11 回波在MSE算法处理前后的比较

添加噪声并且信噪比为-33 dB时,MTD结果如图12所示。由图12(a)~(b)可以看出,未使用MSE算法补偿时,多个谱峰相互重叠,经过MSE算法补偿后,两目标的位置清晰可见。观察图12(c)~(d)可得位于257号距离单元中的目标1,峰值由 9.24×10^4 增强到了 2.24×10^5 ,信号能量明显增强。由图12(c)可得,未使用MSE算法增强目标时,257号、261号的距离单元中积累的回波峰值幅度最高,257号距离单元是目标1直达波所在的距离单元,但位于261号距离单元中的谱峰是两目标

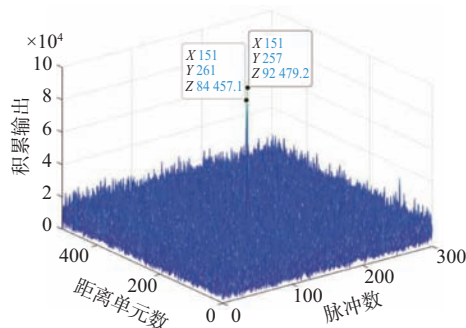
的多径回波相互混叠造成的假目标。目标2位于253号距离单元中,很难被正确检测。由图12(d)可得,经过MSE算法增强后的两目标分别位于253号、257号的距离单元,并且两目标的直达波所在的距离单元中的谱峰最高。MSE算法不仅消除了两目标之间的多径回波造成的假目标的干扰,还利用多径回波增强了直达波信号能量。综上,多目标情况下,MSE算法可以消除多目标的多径回波混叠带来的假目标干扰,并有效增强目标的直达波,提高微弱目标的检测性能。



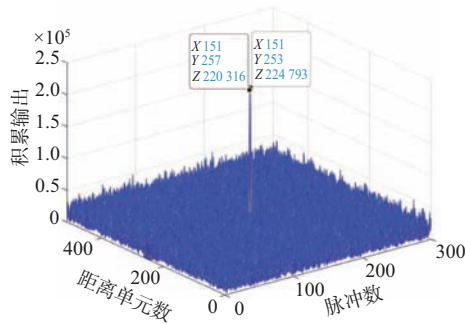
(a) 未利用MSE算法积累结果切片图



(b) 利用MSE算法积累结果切片图



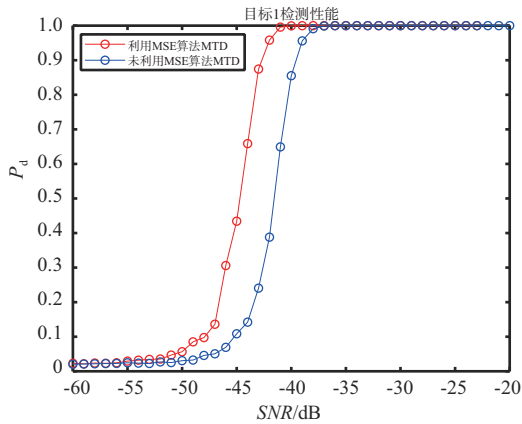
(c) 未利用MSE算法积累结果



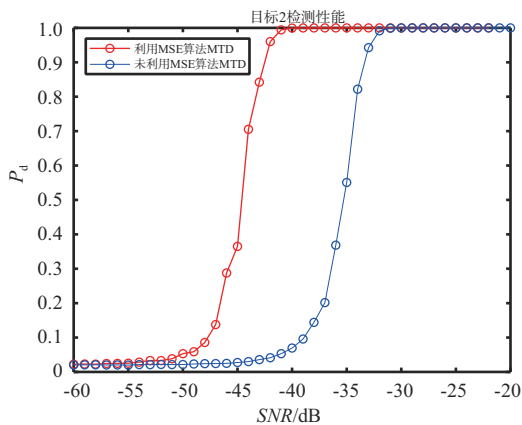
(d) 利用MSE算法积累结果

图12 MTD结果对比

在第二个仿真实验中,为了验证MSE算法在多目标情况下的有效性,比较了利用MSE算法的MTD和没有利用MSE算法的MTD的检测性能。当虚警概率 P_{fa} 为 10^{-6} 、蒙特卡罗试验为 10^3 时,两目标不同信噪比下的检测概率如图13所示。



(a) 目标1检测概率对比



(b) 目标2检测概率对比

图13 检测概率曲线

由图13可得,虽然两目标的初始条件相同,但

由于初始距离不同直达波出现在不同的距离单元中,MSE算法处理前,由于多径回波叠加的影响,导致了两个目标检测概率的差异。经过MSE算法处理后,两目标的检测概率结果是一致的,两个目标的检测性能均得到提高,多径回波增强了直达波信号,证明了所提算法的有效性。

4 结束语

本文提出了一种多目标场景下应用于微弱运动目标检测的MSE算法,在距离频域慢时间域利用位移函数消除初始距离的影响,使回波集中在直达波所在距离单元,然后将直达波和补偿后的多径回波在时域内叠加,增强了直达波能量,有效提高对运动的微弱目标的检测性能。在多目标情况下研究了MSE算法的性能,该算法能有效地消除多径回波混叠造成的假目标干扰,并且利用多径回波增强直达波,仿真结果验证了算法的有效性。最后得出结论,对于空域中存在多个径向速度恒定的微弱运动目标时,该算法可以有效地利用多径回波增强直达波能量,提高对微弱运动目标的检测性能。

参考文献:

- [1] ZHAO Jia, CHEN Yan, CHENG Jiayu. An Adaptive Non-Searching Method for Long-Time Coherent Integration of Manoeuvring Target with Multiple Motion Models[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2022, 16(6):942-952.
- [2] 田静. 雷达机动目标长时间积累信号处理算法研究[D]. 北京:北京理工大学, 2014.
- [3] SHEN Xiaoliang, SU Mingkun, WU Jun, et al. To Improve the Performance of GPS Single Point Positioning Under Flood Environment Based on Multi-CNR Weight Strategy and Multipath Mitigation [J]. Advances in Space Research, 2024, 73(9):4561-4570.
- [4] 贾岩. 外辐射源雷达杂波抑制与快速相干积累方法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2023.
- [5] DONG Yi, ZHANG Zhetao, PANG Lili, et al. Partial Ambiguity Resolution Considering the Multipath Effects in a Canyon Environment [J]. Survey Review, 2024, 56:300-315.
- [6] HAYVACI H T, MAIO A D, ERRICLLO D. Improved Detection Probability of a Radar Target in the Presence of

- Multipath with Prior Knowledge of the Environment [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2013, 7(1):36-46.
- [7] DING Rui, WANG Zhuang, JIANG Libing, et al. A Target Localisation Method with Monostatic Radar via Multi-Observation Data Association [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2023, 17(1):99-116.
- [8] GUO Shisheng, CUI Guolong, KONG Lingjiang, et al. Multipath Analysis and Exploitation for MIMO Through-the-Wall Imaging Radar [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2018, 11(10):3721-3731.
- [9] ALBELADI A A, MUQAIBEL A H. Compressive Sensing Based Joint Wall Position Detection and Multipath Exploitation in Through-the-Wall Radar Imaging [C]//2015 9th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis, Zagreb, Croatia: [s.n.], 2015:260-264.
- [10] CHAKRABORTY B, LI Ying, TRUEBLOOD T, et al. Multipath Exploitation with Adaptive Waveform Design for Tracking in Urban Terrain [C]//2010 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Dallas, TX, USA: IEEE, 2010:3894-3897.
- [11] KROLIK J, FARRELL J, STEINHARDT A. Exploiting Multipath Propagation for GMTI in Urban Environments [C]//2006 IEEE Conference on Radar, Verona, NY, USA: IEEE, 2006:65-68.
- [12] SETLUR P, ALLI G, NUZZO L. Multipath Exploitation in Through-Wall Radar Imaging via Point Spread Functions [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2013, 22(12):4571-4586.
- [13] SEN S, NEHORAI A. Adaptive OFDM Radar for Target Detection in Multipath Scenarios [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(1):78-90.
- [14] ZHANG Zhaoming, CHEN Baixiao, YANG Minglei, et al. Moving Target Detection Based on Time Reversal in a Multipath Environment [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(5):3221-3236.
- [15] LIAN Hao, YANG Minglei, XU Saiqin, et al. Time Reversal Detection for Moving Targets in Clutter Environments [J]. Remote Sensing, 2023, 15(17):4225.
- [16] 张钊铭. 基于时间反演的雷达目标检测方法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.
- [17] 孙延鹏, 陈莉, 屈乐乐. 基于压缩感知的子孔径方位特性多径利用方法 [J]. 沈阳航空航天大学学报, 2018, 35(6):57-61.
- [18] XU Zhou, FAN Chongyi, HUANG Xiaotao. MIMO Radar Waveform Design for Multipath Exploitation [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2021, 69:5359-5371.
- [19] ZHENG Zixiang, ZHANG Yue, PENG Xiangyu, et al. MIMO Radar Waveform Design for Multipath Exploitation Using Deep Learning [J]. Remote Sensing, 2023, 15(11):36-46.
- [20] WEI Wenyang, WEI Yinsheng, YU Lei. Design of Multiple-Input Multiple-Output Radar Amplitude-Bounded Waveforms with Desired Ambiguity Function Based on Sequential Quadratic Programming [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2023, 17(12):1863-1873.
- [21] PAN Jun, LIANG Xiao, WU Shiyu, et al. Three-Dimensional Motion Compensation Method Based on Sparse Array Designed for Time-Division Multiplexing Multiple-Input-Multiple-Output Through-Wall Radar [J]. Applied Sciences, 2023, 13(15):1863-1873.
- [22] KARBASI S M, AUBRY A, CAROTENUTO V, et al. Knowledge-Based Design of Space-Time Transmit Code and Receive Filter for a Multiple-Input-Multiple-Output Radar in Signal-Dependent Interference [J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(8):1124-1135.
- [23] 朱义奇, 艾小锋, 徐志明, 等. 空间微动多目标双基地雷达回波仿真方法 [J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(12):4000-4009.
- [24] 高志阳. 多目标数据关联融合的跟踪算法研究 [D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.

作者简介:

何文滨 女, 硕士, 主要研究方向为雷达通信一体化、微弱目标检测、雷达信号处理。

饶 烜 男, 副教授、硕士生导师, 主要研究方向为雷达通信一体化、微弱目标检测、雷达信号处理。

朱炳祺 男, 研究员, 主要研究方向为雷达波形设计、合成孔径雷达成像。



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—数字化期刊群》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 4 期

Radar Science and Technology

(Bimonthly • Started in 2003)

Vol.23 No.4 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