



中文核心期刊
中国科技核心期刊
中国应用型核心期刊

ISSN 1672-2337
CN 34-1264/TN

雷达科学与技术

RADAR SCIENCE AND TECHNOLOGY

2026 2

第24卷 第2期 Vol. 24 No.2

ISSN 1672-2337



中国电子科技集团公司第三十八研究所 主办



北京大学图书馆
PEKING UNIVERSITY LIBRARY

《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

1101081604947



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

编辑委员会

主任 吴剑旗(院士)

常务副主任 张成伟 杨建宇

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

委员 (以姓氏笔画为序)

丁东阳 万显荣 万海东 马汉清
王壮 王岩 王勇 王璐
王露 王咸鹏 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

责任编辑 王莉

编辑部 潘玉静 黄穗

目次

MIMO 雷达脉内波束方向捷变抗干扰波形设计

..... 潘嘉蒙,郑曦楠,李纯,陈健,鲍庆龙(119)

重轨极化干涉 SAR 无模糊目标分解及建筑目标提取

..... 蔡红军,庄迪,金长松(128)

SEEFO 算法驱动的多约束稀疏阵列优化方法研究

..... 陈玉锋,龙伟军,何洋洋,徐艺卓,郝振中(140)

一种双频星载 InSAR 高度计系统设计与仿真

..... 张绪锦,桂少婷,张佳佳,牛蕾(148)

基于 Sip 封装的高功率宽频段全极化 T/R 组件设计

..... 梁占刚,刘发林,刘志红,李瀚文,陈兴国(155)

微波光子雷达低相噪探测性能分析

..... 蒋鑫,贺轶斐,张道明,杨悦,罗钉(164)

高分辨 FMICW 雷达回波信号虚假杂散抑制方法

..... 曾维贵,尚嵩,刘明刚,曹司磊(171)

基于 ANM-ADMM-MM 的稀疏阵列 DOA 估计方法

..... 张培华,晋良念(177)

一种面向电磁空间数据的语义组织方法

..... 王贺,孙国强,贾琳,朱庆林(185)

基于 CNN-BiLSTM 的对 ELINT 系统杂乱脉冲干扰抑制方法

..... 鲁永为,师俊朋,周青松,田西兰,郭柏炀,

陈沁娴,山世浩,王明壮(196)

基于微弱目标检测的多载波 LFM-CPM 一体化信号设计

..... 傅信麟,饶烜(205)

单通道斜视聚束 SAR 舰船目标速度估计方法

..... 李根,孙翱,王伟(214)

DFES-YOLO:一种面向 SAR 舰船小目标检测的去噪增强网络

..... 陈培尧,张相宇,丁辉,宋家齐(224)

Radar Science and Technology

(Bimonthly)

Vol.24 No.2

April 2026

CONTENTS

MIMO Radar Intra-Pulse Beam-Agile Anti-Jamming Waveform Design	PAN Jiameng, ZHENG Xinan, LI Chun, CHEN Jian, BAO Qinglong(119)
Unambiguous Target Decomposition and Building Target Extraction in Repeat-Pass Polarimetric Interferometric SAR	CAI Hongjun, ZHUANG Di, JIN Changsong(128)
Sparse Array Optimization Under Multiple Constraints Driven by the SEEFO	CHEN Yufeng, LONG Weijun, HE Yangyang, XU Yizhuo, HAO Zhenzhong(140)
Design and Simulation of a Dual-Frequency Spaceborne InSAR Altimeter System	ZHANG Xujin, GUI Shaoting, ZHANG Jiajia, NIU Lei(148)
Design of High-Power Wideband Full-Polarization T/R Module Based on Sip	LIANG Zhangang, LIU Falin, LIU Zhihong, LI Hanwen, CHEN Xingguo(155)
Detection Performance Analysis of Microwave Photonic Radar with Low Phase Noise	JIANG Xin, HE Yifei, ZHANG Daoming, YANG Yue, LUO Ding(164)
Spurious Signal Suppression Method for High-Resolution FMICW Radar Echo Signals	ZENG Weigui, SHANG Song, LIU Minggang, CAO Silei(171)
Sparse Array DOA Estimation Method Based on ANM-ADMM-MM	ZHANG Peihua, JIN Liangnian(177)
A Semantic Organization Method for Electromagnetic Space Data	WANG He, SUN Guoqiang, JIA Lin, ZHU Qinglin(185)
Method for Suppressing Chaotic Pulse Interference in ELINT System Based on CNN-BiLSTM	LU Yongwei, SHI Junpeng, ZHOU Qingsong, TIAN Xilan, GUO Baiyang, CHEN Qinxian, SHAN Shihao, WANG Mingzhuang(196)
Design of Multi-Carrier LFM-CPM Integrated Signal Based on Weak Target Detection	FU Jilin, RAO Xuan(205)
Velocity Estimation Method of Ship Targets in Single-Channel Squinted Spotlight SAR	LI Gen, SUN Ao, WANG Wei(214)
DFES-YOLO: A Denoising-Enhanced Framework for Detecting Small Ships in SAR Images	CHEN Peiyao, ZHANG Xiangyu, DING Hui, SONG Jiaqi(224)

MIMO 雷达脉内波束方向捷变抗干扰波形设计

潘嘉蒙, 郑曦楠, 李 纯, 陈 健, 鲍庆龙

(国防科技大学电子科学学院, 湖南长沙 410073)

摘要: 多输入多输出(MIMO)雷达因其波形多样性而受到广泛关注。利用这种波形分集的能力, MIMO 雷达可以生成不同的波束方向图, 在目标探测以及抗干扰方面具有显著优势。本文利用 MIMO 雷达发射方向图可以灵活设计的特点, 提出了一种脉内波束方向捷变的抗干扰波形设计方法。首先将发射脉冲切分为多个子脉冲, 并在子脉冲内设计不同的发射方向图, 以此实现不同方向信号脉宽与脉冲重复间隔相异的效果, 结合多组发射脉冲进行设计优化, 可以实现主动对抗方向上发射信号的脉冲宽度和脉冲重复间隔随机捷变, 同时目标探测方向参数不变以便于回波相参处理。其次, 利用黎曼梯度优化不同波束间信号正交性, 提升对不同方向回波以及转发式干扰的抑制能力。该方法在远距离支援旁瓣转发干扰场景下可有效消耗干扰方资源, 同时保持目标探测能力, 仿真实验验证了所提出的波形设计方法的有效性与性能。

关键词: MIMO 雷达; 抗干扰; 波形设计; 发射方向图优化

中图分类号: TN974

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0119-09

引用格式: 潘嘉蒙, 郑曦楠, 李纯, 等. MIMO 雷达脉内波束方向捷变抗干扰波形设计[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 119-127.

PAN Jiameng, ZHENG Xinan, LI Chun, et al. MIMO Radar Intra-Pulse Beam-Agile Anti-Jamming Waveform Design[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 119-127.

MIMO Radar Intra-Pulse Beam-Agile Anti-Jamming Waveform Design

PAN Jiameng, ZHENG Xinan, LI Chun, CHEN Jian, BAO Qinglong

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

Abstract: Multiple input multiple output (MIMO) radar has garnered significant attention due to its waveform diversity. Leveraging this waveform diversity capability, MIMO radar can generate different beam patterns, offering distinct advantages in target detection and anti-jamming performance. Exploiting on the flexible design characteristics of MIMO radar transmit beam pattern, an anti-jamming waveform design method based on intra-pulse beam-agile is proposed in this paper. Firstly, the transmit pulse is segmented into multiple sub-pulses, with different transmit beam patterns designed within each sub-pulse. This achieves varying pulse widths (PW) and pulse repetition intervals (PRI) in different directions. By coordinating multiple transmit pulse groups through optimized design, the random agility of PW and PRI can be achieved in the directions of electronic counter-countermeasures, while maintaining constant parameters in target detection directions to facilitate coherent echo signal processing. Subsequently, the Riemannian gradient method optimizes signal orthogonality between different beams, enhancing the suppression capability against echoes from various directions and repeater jamming. This method can effectively deplete the resources of jamming sources in stand-off sidelobe repeater jamming scenarios while maintaining target detection capability. Simulation experiments validate the effectiveness and performance of the proposed waveform design method.

Key words: multiple input multiple output (MIMO) radar; anti-jamming; waveform design; transmit beam pattern optimization

0 引言

随着新型电子战的发展, 雷达正面临着前所

未有的挑战, 亟需寻求新的雷达体制和信号处理手段。相较于压制式干扰, 现有转发式干扰机普遍采用数字射频存储 (Digital Radio-Frequency

Memory, DRFM)技术,干扰机截获雷达信号后,通过调制时延和多普勒频移来生成干扰信号^[1]。这类干扰信号与真实回波高度相似,经过匹配滤波器后会获得处理增益,在雷达系统中形成虚假目标,影响其正常功能^[2]。为应对干扰机对雷达系统的影响,学者们开展了抗干扰技术研究,如频率捷变和脉宽捷变等技术^[3],但这会导致回波相参处理难度激增。为了进一步应对新型干扰,研究者们加强了对雷达系统新自由度的探索。

多输入多输出(Multiple Input Multiple Output, MIMO)雷达将无线通信领域的MIMO技术引入雷达领域^[4],可以同时发射多种不同的信号,并且具备可以同时接收处理多个信号的能力,进一步增加了发射端的自由度,并赋予了雷达波形分集的优势。相比传统相控阵雷达,MIMO雷达具备波形分集能力,使其拥有更优异的抗干扰^[5]与多目标跟踪性能。特别地,MIMO雷达可以灵活控制发射能量在空间中的分布,在探测感兴趣区域的同时最小化其他区域的能量^[6]。

目前,有源欺骗式干扰已然成为对雷达最具威胁的干扰技术,相应的抗干扰技术也层出不穷。现有的抗干扰研究主要集中于时域、频域、空域、联合域等方向,具体有:1)时域抗干扰:文献[7]提出了一种PRI捷变的雷达通信一体化设计方法,保证了随机PRI雷达的探测性能;文献[8]则利用盲源分离将干扰和目标区分开,进而保证己方探测。2)频域抗干扰:文献[9]提出了一种随机选择频率捷变起始频点的方法,实现快速自适应调频的对抗效果;文献[10]基于随机脉内频率编码线性调频信号处理的虚假目标识别与抑制方法,进一步提高了对假目标的抑制能力。3)空域抗干扰:利用旁瓣对消、多通道空时滤波^[11]、发射方向图设计等技术实现空域抗干扰。文献[12]提出了一种基于极化-相位联合调制发射波束设计方法,使信号拥有更好的抗截获能力。4)波形域抗干扰:文献[13]提出了一种匹配滤波前的波形域自适应信号处理方法,实现了无先验信息情况下,对间歇采样干扰的有效抑制。并且在文献[14]中,作者引入卡尔曼滤波对波形域信号进行状态估计,可以实现在不影响回波信噪比的前提下,对间歇采样干

扰信号进行有效抑制。

上述提到的抗干扰方法能在一定程度上解决欺骗式干扰的问题。相应地,针对MIMO雷达的欺骗干扰对抗方法的研究同样层出不穷。文献[15]利用频率分集阵波形的距离-角度的耦合特性,控制发射信号使干扰远离雷达发射主瓣,成为旁瓣干扰,进一步利用抗旁瓣干扰的手段对其进行抑制。文献[16]提出了基于时频重叠度的脉内捷变波形设计方法,通过优化子脉冲个数以及脉内编码序列,增加干扰与目标的时频正交性,并构造时频滤波器,实现时频域的干扰识别与抑制。文献[17]分析真、假目标脉冲信号在阵元脉冲编码MIMO雷达回波中的差异,获取转发式干扰的规律,进一步从回波中筛选并抑制假目标。文献[18]利用已有先验信息,在干扰所在方位生成发射零陷,结合接收端的处理,实现对干扰的抑制。文献[19]将波形设计与失配滤波相结合,在发射信号具有良好相关峰值旁瓣电平的情况下,能够有效抑制多主瓣干扰。

总的来说,针对抗干扰的研究已有很多,但是这些方法大多是集中于接收端或者被动的对抗干扰,在复杂多任务场景下,这些方法便显得捉襟见肘。因此可以采用主动对抗的思路,针对干扰机工作的关键节点进行对抗,实现复杂场景下的主动抗干扰,有效消耗干扰方资源,同时保持目标探测能力。

针对以上这些问题,本文基于远距离支援干扰场景,分析侦察干扰机的工作流程,针对其分选以及转发干扰环节进行相应的波形设计工作。针对对抗分选环节,本文将发射脉冲切分为多个子脉冲,并在子脉冲内设计不同的发射方向图。即在侦察干扰机方向形成发射波束与发射零点脉内快速切换的效果,以此实现侦察干扰机方向发射信号脉内截断、侦察机接收信号脉宽(Pulse Width, PW)与真实信号不同的效果。同时结合多个发射脉冲间子脉冲宽度的优化设计,可以实现侦察干扰机接收信号脉宽与脉冲重复间隔(Pulse Repetition Interval, PRI)捷变的效果。最终利用黎曼梯度优化多波束间波形的正交性,降低不同方向回波间的干扰以及侦察干扰机方向转发干扰对正常目

标探测的影响。以上环节环环相扣,最终实现远距离支援干扰场景下MIMO雷达主动抗干扰的波形设计工作。

1 应用场景及信号模型

1.1 典型应用场景

图1展示了一个典型的远距离支援干扰场景。这种场景中,干扰机通常与目标在空间中存在角度差异。因此可以利用MIMO雷达发射端的自由度,进行相应的发射波形设计,实现干扰机接收信号和真实目标方向信号不同的效果,从而有效对抗干扰。在图1中,MIMO雷达同时发射多个波束,其中一个波束主动发射虚假信号对抗侦察干扰机,其余波束则用于正常目标检测和跟踪。

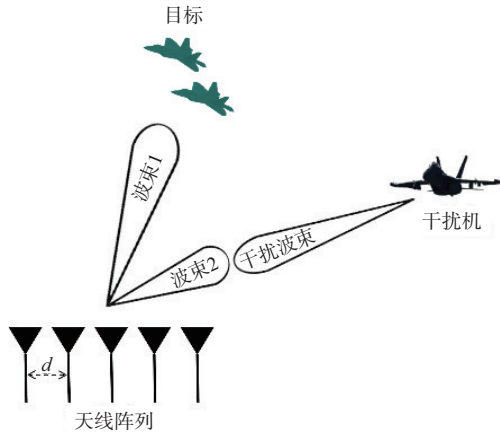


图1 远距离支援干扰场景示意图

1.2 MIMO雷达信号模型

本节以集中式MIMO为例(未特殊说明,下文中MIMO雷达均指集中式MIMO雷达),介绍基础的信号模型。假设MIMO雷达发射阵列由 M 个阵元组成,阵元之间线性排列,阵元间距为 d ,具体如图2所示。

假设雷达发射信号码长为 N ,信号发射矩阵为

$$X = [x_1, x_2, \dots, x_M] \quad (1)$$

式中

$$x_m = [x_m(1), x_m(2), \dots, x_m(N)]^T \quad (2)$$

其中, $x_m(n)$ 代表第 $m(1 \leq m \leq M)$ 个阵元第 $n(1 \leq n \leq N)$ 时刻的基带信号。假设雷达各阵元发射窄带的相位编码信号,并且不考虑电磁波在大气中的传播损

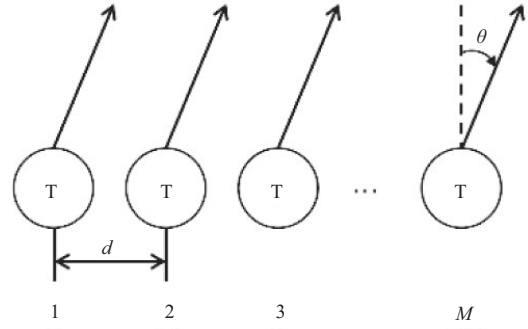


图2 MIMO雷达天线结构示意图

耗,则角度 θ 的远场空域合成信号可以表示为

$$y(\theta) = a^T(\theta) X \quad (3)$$

式中, $(\cdot)^T$ 表示矩阵的转置, $a(\theta)$ 表示阵列的导向矢量,其与阵元之间的间距还有信号的波达角度有关,被用于补偿各阵元之间由于波程差而产生的相位不一致性。具体可以写为

$$a(\theta) = [1, e^{j2\pi \sin\theta d/\lambda}, \dots, e^{j2(M-1)\pi \sin\theta d/\lambda}] \quad (4)$$

单个脉冲内空域信号的平均功率可写为

$$P(\theta) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N y^*(n, \theta) y(n, \theta) = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N a^H(\theta) x^*(n) x^T(n) a(\theta) = a^H(\theta) R a(\theta) \quad (5)$$

式中, $(\cdot)^*$ 表示矩阵的共轭转置, $a(\theta)$ 表示阵列的导向矢量。 $P(\theta)$ 也被称为雷达发射方向图,表示信号功率在空间不同角度的分布情况。由上面的公式可以看出,当雷达天线阵列以及载频被确定后,导向矢量 $a(\theta)$ 固定,发射方向图只与信号协方差矩阵 R 有关。因此,通过设计协方差矩阵 R 即可得到相应的发射方向图。

1.3 MIMO发射方向图设计

MIMO雷达不同于相控阵雷达,其向不同方向发射的信号并不相同,因此MIMO雷达空间合成信号性能具有大量的可优化空间。目前针对MIMO雷达发射方向图设计的研究已有很多,应用较广泛的是期望发射方向图匹配法^[20],具体建模如下:

$$\begin{cases} \min_{\alpha, R} \sum_{j=1}^J w_j |a_j^H R a_j - \alpha P_j|^2 \\ \text{s.t. } R_{mm} = \frac{c}{M}, m = 1, \dots, M \\ R \geq 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\alpha_j = \alpha(\theta_j)$; θ_j 为空间离散值; J 为空间角度离散个数; P 为期望发射方向图; α 为匹配因子, 用于平衡期望方向图与实际方向图之间的数值差异; w_j 为 θ_j 方向上期望方向图与实际方向图匹配的加权系数。得到实际发射方向图后, 还要求解实际发射信号矩阵 X , 并且在此过程中还需要优化多方向发射信号正交性, 此部分将在论文第2节进行介绍。

2 应用场景及信号模型

2.1 脉内方向图捷变设计

常规雷达反侦察的手段相对匮乏, 主要集中于脉间参数捷变以及复杂脉内调制波形这两方面。脉间参数捷变是指利用脉宽、重频、载频等参数的快速变化对抗侦察机的信号分选流程, 以此达到反侦察的手段。但是参数捷变带来一个不可忽视的问题, 其会破坏回波信号脉冲间连续的相位信息, 导致回波相参处理难度较大。

为了保证回波的正常相参积累, 本文首先固定发射信号的脉宽与重频, 仅依靠在不同子脉冲内设计不同样式的发射方向图, 并对不同子脉冲的宽度进行设计。以此改变波束在侦察干扰机方向的波束脉内的驻留时间, 实现侦察干扰机截获信号时域截断, 同时所截获信号的脉宽脉冲重复间隔与雷达真实探测信号不同的效果, 有效避免雷达真实参数被分选。假设真实信号PW为 τ , PRI为 T , 发射脉冲数为 L , 空域所有目标的类型和大体方位已知, 待跟踪目标数量为 K , 侦察机数量为1。将真实信号脉冲拆分为3个子脉冲, 如图3所示。

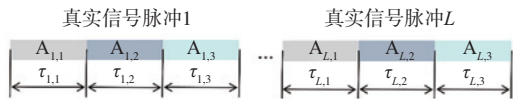


图3 子脉冲切分示意图

在第 l ($1 \leq l \leq L$) 个发射脉冲的3个子脉冲内分别设计不同的发射方向图。在 $A_{l,1}$ 号子脉冲与 $A_{l,3}$ 号子脉冲中发射 K 个波束, 同时指向待跟踪目标, 并在侦察机方向生成发射零陷; 在 $A_{l,2}$ 号子脉冲中发射 $K+1$ 个波束, 同时指向待跟踪目标以及侦察机。具体如图4所示。

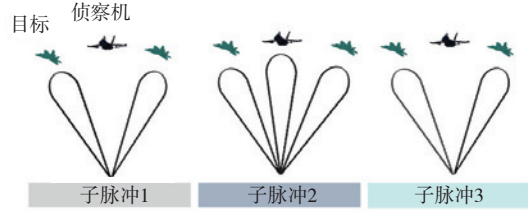


图4 子脉冲内波束方向示意图

侦察机截获信号即为 $A_{l,2}$ 号子脉冲中的发射信号, 为降低干扰机分选成功率, 需对 $A_{l,2}$ 号子脉冲的PW以及PRI进行设计, 实现侦察机截获信号PW以及PRI捷变。 $A_{l,2}$ 子脉冲PW以及PRI与其余子脉冲的关系为

$$\begin{cases} \tau_{l,2} = \tau - \tau_{l,1} - \tau_{l,3} \\ T_{l,2} = T - \tau_{l,1} + \tau_{(l+1),1} \\ \text{s.t. } \tau_{l,1} \in [0, \tau] \\ \tau_{l,3} \in [0, \tau] \\ \tau_{l,2} > 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, τ 为真实信号脉冲宽度, T 为真实信号脉冲重复间隔, $\tau_{l,i}$ 表示第 l 个脉冲内的第 i 个子脉冲的宽度, $T_{l,2}$ 表示第 l 个脉冲和第 $l+1$ 个脉冲中2号子脉冲的重复间隔。由式(7)可以看出, $A_{l,2}$ 号子脉冲PW与相邻 $A_{l,1}$ 和 $A_{l,3}$ 子脉冲宽度有关, $A_{l,2}$ 号子脉冲的PRI与 $A_{l,1}$ 和 $A_{(l+1),1}$ 的宽度有关。因此通过调整 $A_{l,1}$ 以及 $A_{l,3}$ 子脉冲的宽度即可使被截获信号的PW和PRI满足期望。

雷达辐射源信号分选是指从随机交错的脉冲流中分离出各个雷达脉冲列的过程, 其本质是“匹配”问题^[21]。基于此思想, 为了破坏侦察机对于每个接收脉冲的“匹配”过程, 避免被侦察机所分选, 因此需要避免发射信号参数出现规律性, 即需要设计被截获信号的PW以及PRI在可变空间内分散度最高。本文建立PW以及PRI联合的二维空间, 使被截获信号脉宽、重周在此二维空间中两点之间距离最大, 以此实现PW和PRI的随机变化, 阻断信号分选的“匹配”过程, 达到抗分选的效果, 本文构建以下优化模型:

$$\max_{\tau_{j1}, \tau_{j2}, \tau_{j3}} \min_{1 \leq j < k \leq N} \left(\sqrt{(\tau_{j,2} - \tau_{k,2})^2 + (T_{j,2} - T_{k,2})^2} \right) \quad (8)$$

为方便优化, 考虑最大化最小距离的平方, 并

将式(7)带入式(8),整理得

$$\begin{cases} \max_{\tau_{i,1}, \tau_{i,2}, \tau_{i,3}} \min_{1 \leq j < k \leq N} \left((\tau_{j,2} - \tau_{k,2})^2 + (T_{j,2} - T_{k,2})^2 \right) \\ \text{s.t.} \quad \tau_{i,1} + \tau_{i,2} + \tau_{i,3} = \tau \\ T_{i,2} = T - \tau_{i,1} + \tau_{(i+1),1} \\ \tau_{i,3} > 0 \\ \tau_{i,2} > 0 \\ \tau_{i,1} > 0 \end{cases} \quad (9)$$

本文基于一阶梯度信息对式(9)进行优化,由于式(9)涉及最小值的最大化,并且包含不等式约束,直接应用梯度下降法存在困难。为此,使用LogSumExp来近似目标函数中的最小值,其形式为

$$F \approx -\frac{1}{\alpha} \ln \left(\sum_{1 \leq j < k \leq N} e^{-\alpha((\tau_{j,2} - \tau_{k,2})^2 + (T_{j,2} - T_{k,2})^2)} \right) \quad (10)$$

式中, α 是一个较大的常数。当 α 趋于无穷大时,式(10)趋近于最小值函数。将式(10)构建拉格朗日函数:

$$\varphi(\tau, \lambda, \mu) = -\frac{1}{\alpha} \ln \left(\sum_{1 \leq j < k \leq N} e^{-\alpha((\tau_{j,2} - \tau_{k,2})^2 + (T_{j,2} - T_{k,2})^2)} \right) + \sum_{l=1}^L \lambda_l (T_{l,2} - T + \tau_{l,1} - \tau_{(l+1),1}) + \sum_{l=1}^L \mu_l \left(\sum_j \tau_{l,j} - k \right) \quad (11)$$

分别对 $\tau_{l,1}, \tau_{l,2}, \tau_{l,3}$ 求偏导,得到

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial \tau_{l,1}} &= -\left(\frac{\partial F}{\partial T_{l,2}} \times \frac{\partial T_{l,2}}{\partial \tau_{l,1}} + \frac{\partial F}{\partial T_{l-1,2}} \times \frac{\partial T_{l-1,2}}{\partial \tau_{l,1}} \right) + \\ &\quad \lambda_l - \lambda_{l-1} + \mu_l = \left(\frac{\partial F}{\partial T_{l,2}} - \frac{\partial F}{\partial T_{l-1,2}} \right) + \\ &\quad \lambda_l - \lambda_{l-1} + \mu_l \end{aligned} \quad (12)$$

$$\frac{\partial F}{\partial T_{l,2}} = \frac{2 \sum_{1 \leq j < k \leq L} (T_{j,2} - T_{k,2}) e^{-\alpha((\tau_{j,2} - \tau_{k,2})^2 + (T_{j,2} - T_{k,2})^2)}}{\sum_{1 \leq j < k \leq L} e^{-\alpha((\tau_{j,2} - \tau_{k,2})^2 + (T_{j,2} - T_{k,2})^2)}} \quad (13)$$

$$\frac{\partial \varphi}{\partial \tau_{l,2}} = \frac{2 \sum_{1 \leq j < k \leq L} (\tau_{j,2} - \tau_{k,2}) e^{-\alpha((\tau_{j,2} - \tau_{k,2})^2 + (T_{j,2} - T_{k,2})^2)}}{\sum_{1 \leq j < k \leq L} e^{-\alpha((\tau_{j,2} - \tau_{k,2})^2 + (T_{j,2} - T_{k,2})^2)}} + \mu_l \quad (14)$$

$$\frac{\partial \varphi}{\partial \tau_{l,3}} = \mu_l \quad (15)$$

上述推导完成了更新子脉冲宽度的迭代,下面给出完整的求解算法流程,具体的算法流程如表1所示。

表1 子脉冲宽度计算流程

基于一阶梯度信息的子脉冲宽度设计优化

输入:脉冲数 L ,学习率 η 、 γ ,近似参数 α

输出:子脉冲宽度 $[\tau_{L,1}]^*, [\tau_{L,2}]^*, [\tau_{L,3}]^*$

步骤1 初始化子脉冲宽度矩阵 $[\tau_{L,1}]^0, [\tau_{L,2}]^0, [\tau_{L,3}]^0$

步骤2 循环操作

(1)计算当前子脉冲宽度矩阵下的目标函数值

(2)根据式(16)~(18)计算目标函数对应3个变量的梯度

(3)更新子脉冲宽度矩阵 $[\tau_{L,1}]^{i+1} = [\tau_{L,1}]^i - \eta \frac{\partial \varphi}{\partial \tau_{L,1}}$,

$[\tau_{L,2}]^{i+1} = [\tau_{L,2}]^i - \eta \frac{\partial \varphi}{\partial \tau_{L,2}}, [\tau_{L,3}]^{i+1} = [\tau_{L,3}]^i - \eta (\mu_i)$

(4)更新拉格朗日乘子 $\lambda_{l+1} = \lambda_l + \gamma (B(l) - M + T(l,1) - T(l+1,1))$

(5)令 $l = l + 1$

(6)检查是否满足收敛条件,如果是循环结束,

转入步骤2

步骤3 输出子脉冲宽度 $[\tau_{L,1}]^* = [\tau_{L,1}]^i, [\tau_{L,2}]^* = [\tau_{L,2}]^i, [\tau_{L,3}]^* = [\tau_{L,3}]^i$

得到每个子脉冲的宽度后,根据每个子脉冲的最优发射方向图 R_{opt} ,利用波形综合算法求解各子脉冲内的发射信号,再将各子脉冲的发射信号在时域内拼接,最终得到完整的发射信号。

2.2 基于黎曼梯度的抗干扰波形优化

利用最优信号协方差矩阵 R_{opt} 求解信号矩阵的过程叫做波形综合。常见的算法如循环算法(Circulation Algorithm, CA)^[22]迭代时间长,算法收敛效果差;而梯度下降算法难以直接应用于复数信号中,并且信号的恒模约束导致优化问题为非凸问题,难以得到全局最优解。此外现有的波形综合算法大多只关注对协方差矩阵的拟合程度,而忽视了对空间合成信号性能的约束。尤其是MIMO雷达工作在多波束发射模式时,为了避免不同波束之间相互干扰,以及不同方向转发干扰对目标探测的影响,需优化不同方向信号间的正交性。

针对传统算法存在的问题,本文提出了一种基于黎曼梯度的波形综合算法,在求解信号矩阵的同时,优化不同发射主瓣内信号的正交性。首先求解欧式空间内的一阶梯度,再将其投影到发射信号所在的流形中,保证了信号的恒模求解。假设阵元数为 M ,信号码元数为 N ,阵元发射连续

相位编码信号,阵元间距为半波长。本文建立以下优化模型:

$$\min_{\mathbf{X}} \left(\|C(\mathbf{X})\|_{\infty} + \alpha \left\| \frac{1}{L} \mathbf{X} \mathbf{X}^H - \mathbf{R} \right\|_2^2 \right) \quad (16)$$

s.t. $|\mathbf{X}_{ml}| = c, m = 1, \dots, M; l = 1, \dots, L$

其中 $\mathbf{R}$ 为已知的最优信号协方差矩阵, $\mathbf{X}$ 为求解的发射信号矩阵, α 为协方差矩阵逼近的优化权重, $\|\cdot\|_{\infty}$ 为矩阵无穷范数, $C(\mathbf{X})$ 为不同方向信号的互相关矩阵,形式如下:

$$C(\mathbf{X}) = [c_1(\theta_p, \theta_q, \mathbf{X}), \dots, c_{(N-1)}(\theta_p, \theta_q, \mathbf{X})] \quad (17)$$

具体的 $c_k(\theta_p, \theta_q, \mathbf{X})$ 表示不同方向信号时延为 k 时的互相关值。

式(16)中的范数为无穷范数时,目标函数为最小化互相关峰值电平与协方差矩阵逼近的均方误差和,这有利于抑制不同波束主瓣回波之间的相互干扰。但是无穷范数模型较为复杂,优化难度大。为了简化计算的复杂度,本文对模型进行适当简化,将无穷范数简化为 l_2 范数,得到如下数学模型:

$$\min_{\mathbf{X}} \left(\|C(\mathbf{X})\|_2^2 + \alpha \left\| \frac{1}{L} \mathbf{X} \mathbf{X}^H - \mathbf{R} \right\|_2^2 \right) \quad (18)$$

s.t. $|\mathbf{X}_{ml}| = c, m = 1, \dots, M; l = 1, \dots, L$

由式(18)可以看出,目标函数由两部分组成,首先计算目标函数的第一部分展开,进行矩阵运算得到

$$\begin{aligned} c_k &= |\mathbf{a}^H(\theta_p) \mathbf{X}^* \mathbf{A}_k \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_q)|^2 = \\ &(\mathbf{a}^H(\theta_p) \mathbf{X}^* \mathbf{A}_k \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_q))(\mathbf{a}^H(\theta_p) \mathbf{X}^* \mathbf{A}_k \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_q))^H = \\ &\text{tr}[\mathbf{X}^* \mathbf{A}_k \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_q) \mathbf{a}^H(\theta_p)] \cdot \\ &\text{tr}[\mathbf{X}^* \mathbf{A}_k^T \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_p) \mathbf{a}^H(\theta_q)] \end{aligned} \quad (19)$$

式(19)对 $\mathbf{X}$ 求导得到

$$\begin{aligned} \frac{\partial c_k}{\partial \mathbf{X}} &= \text{tr}[\mathbf{X}^* \mathbf{A}_k^T \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_p) \mathbf{a}^H(\theta_q)] \cdot \\ &\mathbf{A}_k \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_q) \mathbf{a}^H(\theta_p) + \text{tr}[\mathbf{X}^* \mathbf{A}_k \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_q) \cdot \\ &\mathbf{a}^H(\theta_p)] \mathbf{A}_k^T \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_p) \mathbf{a}^H(\theta_q) \end{aligned} \quad (20)$$

目标函数的第二部分进一步展开为

$$C_2 = \text{tr} \left(\left(\frac{1}{L} \mathbf{X} \mathbf{X}^H - \mathbf{R} \right)^H \left(\frac{1}{L} \mathbf{X} \mathbf{X}^H - \mathbf{R} \right) \right) \quad (21)$$

式(21)对 $\mathbf{X}$ 求导得到

$$\frac{\partial C_2}{\partial \mathbf{X}} = \frac{2}{L^2} \mathbf{X} \mathbf{X}^H \mathbf{X} - \frac{2}{L} \mathbf{R} \mathbf{X} \quad (22)$$

最终目标函数对于 $\mathbf{X}$ 的总梯度等于两部分梯度相加,即

$$\begin{aligned} \text{grad} &= \sum_k \{ \text{tr}[\mathbf{X}^* \mathbf{A}_k^T \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_p) \mathbf{a}^H(\theta_q)] \cdot \\ &\mathbf{A}_k \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_q) \mathbf{a}^H(\theta_p) + \text{tr}[\mathbf{X}^* \mathbf{A}_k \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_q) \cdot \\ &\mathbf{a}^H(\theta_p)] \mathbf{A}_k^T \mathbf{X}^T \mathbf{a}(\theta_p) \mathbf{a}^H(\theta_q) \} + \\ &\frac{2}{L^2} \mathbf{X} \mathbf{X}^H \mathbf{X} - \frac{2}{L} \mathbf{R} \mathbf{X} \end{aligned} \quad (23)$$

由于需要约束 $\mathbf{X}$ 为恒模复数,并且优化变量位于复圆流形中,因此需要将欧式梯度进一步投影到该流形的切空间内。由切空间投影公式可知,针对任意梯度 $\mathbf{G} \in \mathbb{C}^{M \times L}$,其切空间投影为

$$\text{proj}_T(\mathbf{G})_{ml} = \mathbf{G}_{ml} - \frac{\text{Re}(\mathbf{G}_{ml} \mathbf{x}_{ml}^*)}{c^2} \mathbf{x}_{ml} \quad (24)$$

为了进一步保证 $\mathbf{X}$ 为恒模序列,还需要对更新后的信号矩阵进行收缩映射,即

$$\mathbf{x}_{ml}^{(t+1)} = c \frac{\mathbf{x}_{ml}^{(t)} - \alpha \mathbf{G}_{ml}}{|\mathbf{x}_{ml}^{(t)} - \alpha \mathbf{G}_{ml}|} \quad (25)$$

最终总结算法流程如表2所示。

表2 子脉冲宽度计算流程

基于黎曼梯度的抗干扰波形优化	
输入:	阵元数 M ,脉冲数 L ,学习率 α ,收敛条件 ε
输出:	发射矩阵 $\mathbf{x}_{ml}^{(\text{opt})}$
步骤1	初始化信号矩阵 $\mathbf{x}_{ml}^{(0)}$
步骤2	循环操作
(1)	根据式(25)计算目标函数梯度
(2)	利用式(26)将梯度投影至切空间
(3)	令 $t = t + 1$
(4)	根据式(27)计算 $\mathbf{x}_{ml}^{(t+1)}$
(5)	判断 $(C_1 + C_2)^{t+1} - (C_1 + C_2)^t \leq \varepsilon$ 是否满足收敛条件,如果是循环结束,不是则继续循环
步骤3	输出优化后的信号矩阵 $\mathbf{x}_{ml}^{(\text{opt})}$

3 仿真结果与分析

本节将对本文所提波形设计方法的性能进行测试分析,仿真实验参数设置如表3所示。

3.1 脉内捷变效果

本文将发射脉冲拆分为3个子脉冲,在3个子脉冲内设计不同样式的发射方向图。通过在侦察机方向组合高发射能量波束与发射零陷这两种不同的方向图,可以实现侦察机截获信号脉冲截断的效果。对3个子脉冲宽度进行设计后,即可实现侦察机截获信号脉宽与脉冲重复间隔捷变。

假设目标数量为2,所在方向为 -35° 和 40° ;侦察机数量为1,所在方向为 5° 。首先展示各子脉冲内方向图样式,利用式(6)求解实际发射方向图。子脉冲1和3内的方向图样式如图5所示,子脉冲2内的方向图样式如图6所示。

表3 仿真参数

实验参数	参数值
光速 c	3×10^8 m/s
空域离散点数	181
角度取值范围	$[-90^\circ, 90^\circ]$
阵元间距 d	$1/2\lambda$
脉冲宽度	128 μs
脉冲重复间隔	1.28 ms
码元数量	128
采样率	10 MHz
阵元数	16

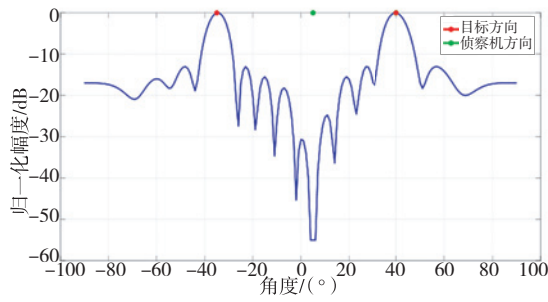


图5 子脉冲1和3中的发射方向图样式

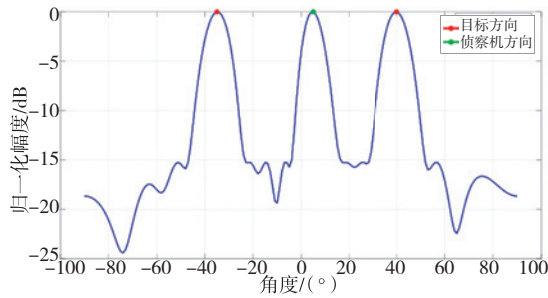


图6 子脉冲2中的发射方向图样式

生成10组脉冲,并计算其中各子脉冲的宽度。真实信号脉冲宽度为128 μs ,脉冲重复间隔为1.28 ms。得到10组发射脉冲中各子脉冲的宽度,如表4所示。

为呈现不同方向信号脉宽以及脉冲重复间隔不同的特性,以表4中各子脉冲的宽度为例,进一步画出信号空-时域图。考虑到较长的脉冲间隔时间会影响脉冲内信号长度的显示效果,本文在作图时将原本的1 152 μs 的脉冲间隔时间缩短至50

表4 各子脉冲宽度

脉冲号	子脉冲1 / μs	子脉冲2 / μs	子脉冲3 / μs
脉冲1	12	84	32
脉冲2	97	30	1
脉冲3	126	1	1
脉冲4	40	59	29
脉冲5	10	1	117
脉冲6	1	126	1
脉冲7	63	64	1
脉冲8	107	17	4
脉冲9	1	110	18
脉冲10	2	52	73

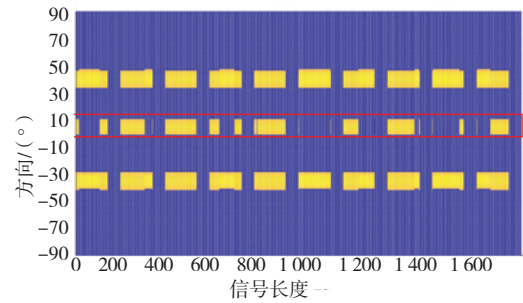


图7 多组脉冲的发射信号空-时域情况

μs ,结果如图7所示。

从图7可以明显看出,侦察机所在方向(红色框标注的地方)信号在真实脉冲时间内不连续,并且与目标方向信号的脉宽明显不同。结合固定的信号脉冲间隔之后,存在脉冲重复间隔变化的效果。此方法相比传统脉宽、重频捷变技术,并不改变真实发射方向信号的脉宽与重频,因此不会破坏回波脉冲间的相位信息,可以正常进行相参积累,降低了传统捷变技术回波相参处理的计算复杂度。

为了进一步衡量本文脉宽与重频捷变的效果,利用脉宽与重频抖动,脉宽与重频参差方法以及脉宽与重频随机捷变进行对比。同时利用数据的标准差以及样本熵(Sample Entropy, SE)来衡量捷变效果的随机性。样本熵的计算公式如下所示:

$$SE(m, r) = -\ln \left(\frac{A^m(r)}{B^m(r)} \right) \quad (26)$$

式中,参数 $A^m(r) = 1/(N-m-1) \sum_{i=1}^{N-m-1} A_i^m(r)$, $B^m(r) =$

$1/(N-m) \sum_{i=1}^{N-m} B_i^m(r)$, m 为单次计算的样本长度, r 为相似性阈值。

仿真参数设置如下: m 取 2, r 为数据标准差的 20%, 发射信号脉冲数为 100, 脉宽与重频抖动法抖动范围为中心值的 10%, 脉宽与重频参差法中参差数为 20, 脉宽与重频随机捷变范围与本文方法可变范围一致, 并采用均匀随机分布, 结果如表 5 所示。可以看出, 本文方法取得的捷变效果明显优于脉宽与重频抖动法、脉宽与重频参差法这两种方法。与传统脉宽与重频随机捷变相比, 本文也能取得近似的捷变随机性效果, 并且避免了目标方向回波难以相参积累的问题, 具有更好的实用性。

表 5 各捷变方法随机性对比

捷变方法	标准差	样本熵
本文方法	33.08	2.22
脉宽与重频抖动	1.97	1.98
脉宽与重频参差	35.7	0.4
脉宽与重频随机捷变	40.93	2.58

3.2 波束间正交性

本文提出的基于黎曼梯度的抗干扰波形优化方法可以同时完成波形综合以及多波束间的信号正交性优化。作为对照, 采用分步优化方法与本文方法进行对比。初始恒模信号矩阵均采用随机生成。优化时, 为了避免目标函数值出现震荡, 迭代步长不宜选择过大, 部分仿真参数如表 6 所示。

表 6 部分仿真参数

参数	参数值
波束方向	$-35^\circ, 40^\circ$
终止阈值 ε	0.01
步长 α	0.001
最大迭代次数	1 000

图 8 展示了 3 种方法生成的信号矩阵在主瓣方向上空间合成信号的互相关水平, 可以看出利用 CA 算法求解出的信号未考虑互相关特性, 具有较高的互相关峰值。文献[23]提出的分步优化法利用半正定规划(Semidefinite Program, SDP)进一步优化不同方向的正交性, 优化后的互相关旁瓣在 -30 dB 左右, 已具有良好的正交性。而本文黎

曼梯度法求解得到的信号正交性最好, 达到 -47 dB 以上, 不仅可保证发射波形具有期望的方向图, 同时可以显著降低空间合成信号之间的相关性。

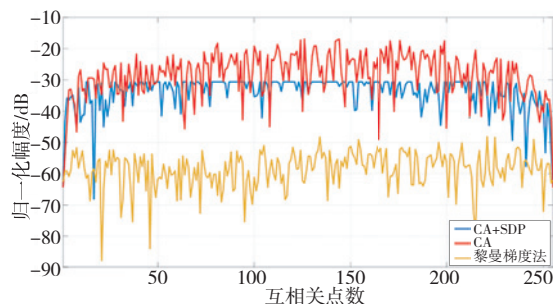


图 8 40° 与 -35° 信号互相关对比

4 结束语

本文针对远距离支援场景下旁瓣转发干扰, 利用 MIMO 雷达发射端自由度以及主动对抗干扰的思路, 针对侦察干扰机的分选环节以及转发干扰环节均提出了相应的波形设计方法。在抗分选环节, 利用脉内发射方向图捷变技术, 设计不同方向图的脉内持续时间, 实现不同方向信号脉宽与脉冲重复周期不同的效果, 结合多组发射脉冲进行设计, 实现特定方向信号脉宽与脉冲重复间隔捷变的效果。然后针对抗转发干扰匹配环节, 提出了一种基于黎曼梯度的波形综合以及正交性优化算法, 可以在求解发射矩阵的同时, 大幅降低不同主瓣内信号的相关性。仿真实验验证了所提方法可实现干扰方向发射信号与目标探测方向发射信号 PW 和 PRI 不同的效果, 并且波束间正交性较高。在实际应用中, 如何通过设计目标探测性能的约束条件建立优化模型, 根据任务需求调整目标探测性能与抗干扰性能的权重, 对发射方向图模板进行动态调整以实现探测效能最优, 是后续需要重点研究的方向。

参考文献:

- [1] 全英汇, 方文, 沙明辉, 等. 频率捷变雷达波形对抗技术现状与展望[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(11): 3126-3136.
- [2] LIU Feilong, ZHU Shenqi, XU Jingwei, et al. Fast Repeater Deception Jamming Suppression with DFI-FDA-MIMO

- Radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(4):4271-4284.
- [3] CHEN Shilong, LIU Lin, WANG Xiaobei, et al. Research on SAR Active Anti-Jamming Imaging Based on Joint Random Agility of Inter-Pulse Multi-Parameters in the Presence of Active Deception[J]. Remote Sensing, 2024, 16: 16173303.
- [4] FISHKER E, HAIMOVCH A, BLUM R, et al. MIMO Radar: An Idea Whose Time Has Come[C]//2004 IEEE Radar Conference, Philadelphia, PA, USA: IEEE, 2004: 71-78.
- [5] 张云雷, 刘立国, 彭培, 等. 基于多目标稳健STAP的集中式MIMO雷达波形设计[J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(2):442-450.
- [6] YU Guoyang, LIANG Junli, LI Jian, et al. Sequence Set Design with Accurately Controlled Correlation Properties[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2018, 54(6):3032-3046.
- [7] 刘智星, 全英汇, 肖国尧, 等. 基于PRI捷变的雷达通信一体化共享信号设计方法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(10):2836-2842.
- [8] WANG Dahu, LIU Chang, WANG Chao. An Advanced Scheme for Radar Clutter Suppression Scheme Based on Blind Source Separation[J]. Remote Sensing, 2024, 16(9): 16091544.
- [9] 张嘉翔, 张凯翔, 梁振楠, 等. 一种基于深度强化学习的频率捷变雷达智能频点决策方法[J]. 雷达学报, 2024, 13(1):227-239.
- [10] ZHANG Yang, YU Lei, WEI Yinsheng. Interrupted Sampling Repeater Jamming Countermeasure Technology Based on Random Interpulse Frequency Coding LFM Signal[J]. Digital Signal Process, 2022, 131:103755.
- [11] 王跃飞, 董祺, 毛新华. 基于空时滤波的多通道SAR抗欺骗干扰算法[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(2): 165-174.
- [12] 吕旭宁, 徐友根. 基于极化-相位调制的雷达通信一体化波束方向图设计[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(8):2615-2622.
- [13] SU Hanning, BAO Qinglong, GUO Fucheng, et al. Waveform-Domain Bernoulli-Matched Filtering for Suppressing Smart Noise Jamming Based on Interrupted-Sampling Repeater Techniques[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2024, 60(4): 5418-5430.
- [14] 苏汉宁, 潘嘉蒙, 鲍庆龙, 等. 基于波形域的匹配滤波前抗间歇采样转发干扰方法[J]. 雷达学报, 2024, 13(1):240-252.
- [15] LAN Lan, ZHANG Yitao, XU Jiangwei, et al. Suppressing Mainlobe Deceptive Jammers via Two-Low-Rank Matrix Decomposition in FDA-MIMO Radar[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2025, 61(2): 2885-2898.
- [16] 段丽宁, 吴耀君, 彭本旺, 等. 基于时频重叠度的脉内捷变波形设计与干扰对抗算法[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(2):125-135.
- [17] 张育豪, 朱圣棋, 曾操, 等. EPC-MIMO雷达主瓣距离欺骗式干扰抑制方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(3):690-698.
- [18] 黄俊生, 刘亮. 干扰环境下稳健的MIMO雷达收发联合方向图设计方法[J]. 现代导航, 2023, 14(3): 215-224.
- [19] 林瑜, 卜祎, 余显祥, 等. 面向多主瓣干扰的波形与滤波器联合认知设计方法[J]. 系统工程与电子技术, 2023, 45(11):3437-3448.
- [20] STOICA P, LI Jian, XIE Yao. On Probing Signal Design for MIMO Radar[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(8): 4151-4161.
- [21] 隋金坪, 刘振, 刘丽, 等. 雷达辐射源信号分选研究进展[J]. 雷达学报, 2022, 11(3):418-433.
- [22] STOICA P, LI Jian, ZHU Xumin. Waveform Synthesis for Diversity-Based Transmit Beam Pattern Design[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(6): 2593-2598.
- [23] 王旭, 周生华, 刘宏伟, 等. 一种空时联合优化的MIMO雷达波形设计方法[J]. 西安电子科技大学学报, 2014, 41(3):41-48.

作者简介:

潘嘉蒙 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达波形设计与信号处理。

郑曦楠 男, 博士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理。

李纯 女, 博士研究生, 主要研究方向为雷达数据处理。

陈健 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为雷达抗干扰。

鲍庆龙(通信作者) 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达数据采集与信号处理。

重轨极化干涉 SAR 无模糊目标分解及 建筑目标提取

蔡红军¹, 庄迪², 金长松¹

(1. 中国电子科学研究院, 北京 100041; 2. 哈尔滨工业大学, 黑龙江哈尔滨 150001)

摘要: 极化目标分解及其在人造目标提取方面的应用是极化合成孔径雷达(PolSAR)图像处理的重要课题。然而,传统极化目标分解在定向建筑区域易出现体散射成分估计偏高,从而影响后续建筑目标提取效果。针对该问题,本文提出一种重轨极化干涉合成孔径雷达(PolInSAR)无模糊目标分解方法,并用于建筑目标提取。首先分析重轨 PolInSAR 相干性的散射去模糊能力及其物理意义;随后基于相干性构建城市描述子并引入目标分解模型,实现无模糊的极化干涉 SAR 目标分解;最后将分解结果与多种建筑提取方法结合,以提升原有算法性能并验证方法有效性。采用 E-SAR、UAVSAR 和 GF-3 三组极化干涉数据开展对比实验。结果表明,与传统极化目标分解方法相比,所提方法获得的散射特征更准确,用于复杂场景建筑提取时虚警与漏检更少。

关键词: 极化干涉合成孔径雷达; 极化干涉相干性; 目标分解; 建筑提取

中图分类号: TN957.5

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0128-12

引用格式: 蔡红军, 庄迪, 金长松. 重轨极化干涉 SAR 无模糊目标分解及建筑目标提取[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 128-139.

CAI Hongjun, Zhuang Di, JIN Changsong. Unambiguous Target Decomposition and Building Target Extraction in Repeat-Pass Polarimetric Interferometric SAR[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 128-139.

Unambiguous Target Decomposition and Building Target Extraction in Repeat-Pass Polarimetric Interferometric SAR

CAI Hongjun¹, ZHUANG Di², JIN Changsong¹

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

2. Harbin Institute of Technology, Harbin 150001, China)

Abstract: Polarimetric target decomposition and its application to man-made target extraction constitute an important topic in polarimetric synthetic aperture radar (PolSAR) image processing. However, conventional polarimetric decomposition tends to overestimate the volume-scattering component in oriented built-up areas, thereby degrading subsequent building extraction performance. To address this issue, an unambiguous target decomposition method for repeat-pass polarimetric interferometric synthetic aperture radar (PolInSAR) is proposed and applied to building extraction. First, the ambiguity-suppression capability of repeat-pass PolInSAR coherence is analyzed and its physical interpretation is discussed. Then, an urban descriptor is constructed based on coherence and incorporated into a target decomposition model, by which unambiguous polarimetric-interferometric SAR target decomposition is achieved. Finally, the decomposition results are integrated with multiple building extraction schemes, so that the performance of existing algorithms is improved and the effectiveness of the proposed method is validated. Comparative experiments are conducted on three PolInSAR datasets, including E-SAR, UAVSAR, and GF-3. The results demonstrate that, compared with conventional polarimetric decomposition methods, more accurate scattering features are obtained by the proposed method; when applied to building extraction in complex scenes, fewer false alarms and missed detections are produced.

Key words: polarimetric interferometric synthetic aperture radar (PolInSAR); PolInSAR coherence; target decomposition; building extraction

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)作为一种主动式微波遥感观测系统,能够获取地物的后向散射强度信息,具有全天时、全天候的优势。在此基础上,极化合成孔径雷达系统(Polarimetric SAR, PolSAR)通过发射和接收水平和垂直两种极化电磁波,能够获取完整的目标散射特性^[1],反映地物结构、材质和电介质等信息,其中目标分解研究及其在建筑提取方面的应用受到广泛的关注。

基于散射模型的极化目标分解因其结果与物理散射机制有着直接的联系,被广泛应用于图像解译。目标分解方法由 Freeman 和 Durden 首次提出,该方法被称之为三成分目标分解方法(FDD)^[2],在将极化数据分解为表面散射、二面角散射和体散射3种散射机制的同时也面临着旋转建筑区域的体散射高估的问题。为了解决该问题,学者们从两个方面展开了工作。一是增加散射机制类型,并相应地构建更多、更准确的相干矩阵模型或协方差矩阵模型,以充分利用矩阵中的元素,并且希望通过不同的相干矩阵模型或协方差矩阵模型区分旋转建筑和森林之间的散射机制,典型的成果包括 Yamaguchi 等人四成分目标分解方法(Y4O)^[3],Zhang 等人五成分目标分解方法^[4],Singh 七成分目标分解方法和九成分分解方法^[5-6],以及 Lu 等人提出的 45°偶极子散射模型^[7]。另一种方法是估计极化朝向角(Polarization Orientation Angle, POA),并利用其对相干矩阵或协方差矩阵进行旋转校正,来使旋转的建筑满足反射对称条件,即 $\langle S_{HH}S_{HV}^* \rangle = \langle S_{HV}S_{VV}^* \rangle = 0$,典型的成果包括 Yamaguchi 提出的旋转校正的四成分目标分解方法(Y4R)^[8-9]。

以上极化目标分解研究在旋转建筑的体散射成分校正方面取得了一定的效果,但仍有待提升。因此,目前需要研究一种更为有效的目标分解方法,以实现不同地物之间的无模糊的散射表征,尤其是旋转的建筑与森林。

基于散射模型或参数化描述的极化目标分解结果与地物散射机制有着直接的对应关系,在建筑的表征以及提取方面表现出极大的优势,也取得了不少成果。极化目标分解结果可以单独作为

特征进行聚类^[10],或者与 Wishart 分类器实现地物分类和建筑提取^[11-13]。同时,2010 年以来,机器学习算法在光学目标检测领域取得了巨大的成功,不少学者尝试将极化特征与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法、随机森林(Random Forest, RF)算法或卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)相结合,实现地物分类和建筑提取^[14-22]。以上方法虽然在极化 SAR 图像建筑提取和分类领域取得了丰富的成果,但是当面向同时存在朝向、大小、结构和密度等不同的建筑,以及森林、裸地和农田等多种地物类型的复杂环境时,不得不面临两个重要问题,即建筑大小、朝向和密度等多样性造成的异质性问题和旋转的建筑与森林之间极化响应模糊性问题^[22-23]。受限于以上两个问题,极化数据以及传统的极化特征对地物特性表征不准确,在复杂场景下,传统的极化 SAR 图像建筑提取将会出现严重的漏检或虚警问题。

为了解决上述散射特性表征不准确问题及其对建筑提取产生的负面影响,本文采取了一种新的策略,即将重轨极化干涉 SAR(Polarimetric Interferometry SAR, PolInSAR)相干性引入极化目标分解中。研究表明,与极化数据及其衍生参数不同,重轨 PolInSAR 相干性在区分自然区域和建筑区域方面具有很大的潜力,大量实验和分析表明,人造结构通常具有高相干性,而体散射粒子云通常具有低相干性^[24]。因此,重轨 PolInSAR 相干性被广泛应用于土地覆盖制图和分类^[24-27]。通过引入 PolInSAR 相干性这一新的信息,旨在消除建筑和森林在极化数据中的模糊性,以获取更准确的地物散射特征,实现对建筑目标散射特性的准确描述,并将其应用于建筑目标的提取中,提升基于目标分解的建筑提取算法性能,减少虚警和漏检。

1 重轨 PolInSAR 无模糊目标分解

1.1 重轨 PolInSAR 相干性及散射去模糊

两组 PolInSAR 图像之间的复相干性定义为

$$\gamma(\vec{\omega}_1, \vec{\omega}_2) = \frac{\vec{\omega}_1^* \mathbf{T} [\vec{\omega}_2]}{\sqrt{(\vec{\omega}_1^* \mathbf{T} [\vec{\omega}_1]) (\vec{\omega}_2^* \mathbf{T} [\vec{\omega}_2])}} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{T}_{11}$, $\mathbf{T}_{22}$ 和 $\mathbf{\Omega}_{12}$ 分别表示主图像的相干矩阵,

副图像的相干矩阵和主副图像之间的互相关矩阵; $\vec{\omega}_1$ 和 $\vec{\omega}_2$ 分别表示归一化的复投影矢量, 通过设置 $\vec{\omega}_1$ 和 $\vec{\omega}_2$ 可以获得不同极化状态下的相干性; 符号 *T 表示共轭转置。

为解决重轨 PolInSAR 相干性的极化依赖性问题, 引入了极化干涉相干性最优化技术^[27], 得到3个最优相干性系数 γ_{opt1} , γ_{opt2} 和 γ_{opt3} ($\gamma_{\text{opt1}} > \gamma_{\text{opt2}} > \gamma_{\text{opt3}}$)。

为了进一步分析极化干涉相干性在散射模态去除方面内在的物理意义, 将其分解为一系列去相关源的乘积, 如式(2)所示。

$$\gamma = e^{j\phi} \cdot \gamma_{\text{SNR}} \cdot \gamma_{\text{geom}} \cdot \gamma_{\text{proc}} \cdot \gamma_{\text{temp}} \cdot \gamma_{\text{volu}} \cdot \gamma_{\text{other}} \quad (2)$$

表中, $e^{j\phi}$ 是干涉相位项; γ_{geom} , γ_{proc} , γ_{SNR} , γ_{temp} , γ_{volu} 和 γ_{other} 分别表示几何去相关, 处理误差引起的去相关, 信号中的加性噪声引起的去相关, 时间去相关, 体积去相关和其他去相关源。

去相关源 γ_{SNR} , γ_{geom} 和 γ_{other} 取决于系统或其他参数, 对地物施加的影响相同, 但是其他的去相关源则直接与观测的散射体相关, 本文中我们关注后者。依据不同散射机制因自身特性在时间去相关和体积去相关中的差异来实现散射机理的辨别, 以证明通过引入重轨极化干涉相干性能够消除极化数据中旋转的建筑与森林之间的模糊性, 并实现对建筑散射特性的准确表征。

在均匀分布和高斯分布的假设下, 随着基线或者散射体厚度的增加, 体积去相关参数值将会减小。当建筑分布相对较稀疏时, 此时建筑的相干性将会远大于森林区域的相干性, 因为此时冠层由众多散射粒子构成, 厚度大, 而建筑正好相反。当建筑分布密集的时候, 上述特点可能并不满足, 因为对于建筑区域来说, 同一散射单元内可能存在高度不同的多个散射源。

时间去相关是本文最重要的一项去相关项, 在时间去相关中自然区域和建筑区域之间的差异明显, 在区分体散射和旋转二面体结构产生的散射方面具有很大的潜力。植被冠层由树叶和树枝组成, 通常被建模为具有随机方向的偶极子散射粒子云。受风和植被本身生长等因素的影响, 植被冠层在电磁波两次照射期间会产生运动, 导致相干性降低。相比之下, 建筑目标很少有变化,

$\gamma_{\text{temp}} \approx 1$ 通常成立。因此, 建筑目标的 γ_{temp} 参数值通常大于森林的 γ_{temp} 参数值。

综上所述, 受体积去相关和时间去相关的影响, 建筑物的相干性普遍大于森林; 在复杂环境(存在密集城区的环境)下, 虽然森林的体积去相关不一定小于建筑物的体积去相关, 但在时间去相关的影响下, 建筑物的整体相干性仍然很有可能大于森林。为了避免密集建筑环境下体积去相关的影响, 保证时间去相关在自然与建筑区域的区分中起到主导作用, 在选择极化干涉数据的时候, 希望在合理范围内空间基线尽可能短, 时间基线尽可能长。

1.2 重轨 PolInSAR 无模糊目标分解

结合上述重轨 PolInSAR 相干性分析, 对传统目标分解方法进行改进, 算法框架如图1所示。

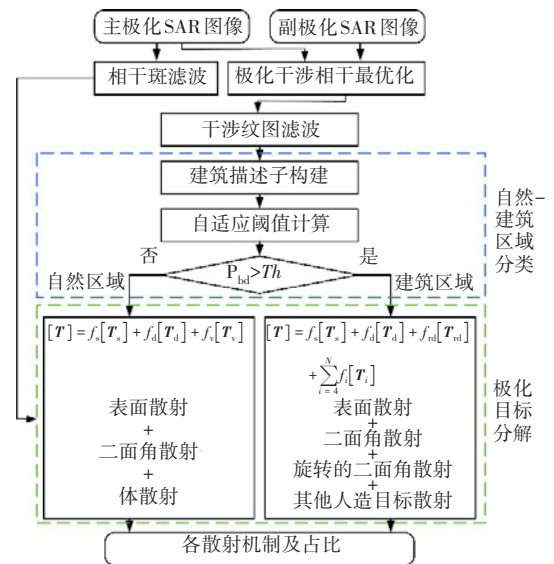


图1 所提极化干涉目标分解流程框图

首先, 选择在保证整体相干性不低的情况下, 选择时间基线尽量长的极化干涉 SAR 数据对。输入主副极化 SAR 图像对后, 进行滤波处理、干涉处理、干涉纹图滤波处理和相干性最优化处理, 滤波窗口大小设置为 3×3。

1.2.1 极化干涉建筑描述子及自然-建筑区域分类

一般第三最优极化干涉相干性 γ_{opt3} 明显低于其他相干性, 并且根据相干优化技术理论, 极化干涉相干性优化可以在一定程度上实现散射机制的

分离。因此,不考虑第三最优相干性 $\gamma_{\text{opt}3}$,只采用 $\gamma_{\text{HH}}, \gamma_{\text{HV}}, \gamma_{\text{VV}}, \gamma_{\text{opt}1}$ 和 $\gamma_{\text{opt}2}$ 来构建建筑描述子,为了加强不同散射机制在描述子中的差异以提升辨别性,采用相乘形式,如式(3)所示:

$$P_{\text{bd}} = \prod_{i=1}^4 |\gamma_i|, \quad i = \text{HH, HV, VV, opt1, opt2} \quad (3)$$

式中, $\gamma_i (i = \text{HH, HV, VV, opt1, opt2})$ 分别表示HH, HV和VV极化状态下的干涉相干性以及最优和次优极化干涉相干性。

依据建筑描述子 P_{bd} 构建城市和自然区域的判定准则,如式(4)所示,实现自然区域和建筑区域的分类。需要说明的是,其重点在于正确区分在极化数据中模糊的森林和旋转的建筑,不以建筑区域的精准提取为目的。

$$\begin{cases} \text{建筑区域, 当 } P_{\text{bd}} > Th \\ \text{自然区域, 当 } P_{\text{bd}} \leq Th \end{cases} \quad (4)$$

其中,

$$\begin{aligned} Th &= \max(P_{\text{bd}}), \\ \text{区域: } &\left(1 + (\gamma_{\text{HH}} + \gamma_{\text{VV}})/P_{\text{bd}}\right) > M \end{aligned} \quad (5)$$

对于时间基线相对较短的情况,因为时间去相关较小,相干性总体表现出较高的参数值,假设建筑区域的平均相干性为0.8,则参数 M 的值设为6左右;对于时间基线相对较长、时间去相关严重的情况,假设建筑区域的平均相干性为0.6,则参数 M 的值设为16.5左右。参数 M 的值由以下方法得到:(a)极化SAR目标分解;(b)分别根据准则1:体积散射或表面散射占主导地位,以及准则2:二次反射散射占主导地位,初步判定自然区域和建筑区域;(c)计算候选参数值 $m = 1 + (\gamma_{\text{HH}} + \gamma_{\text{VV}})/P_{\text{bd}}$ 并分别绘制箱型图;(d)选取建筑区域的箱型图上限为阈值,以此剔除自然区域中低于该阈值的数值;(e)重绘自然区域箱型图并选定下限位参数 M 。此外,出于方便可根据图像整体的相干性水平和经验进行适当调整:相干性越高,参数 M 设置越小。

1.2.2 极化干涉无模糊目标分解

在获得自然区域和建筑区域分类结果的基础上,分别对两种不同的区域设置不同的散射机制模型,执行目标分解。目标分解的模型如式(6)所示,需要注意的是,在这类目标分解方法中,不同

区域的散射类型不同,散射类型的个数也不同。

$$[T] = \begin{cases} f_s[T_s] + f_d[T_d] + f_{\text{rd}}[T_{\text{rd}}] + \sum_{i=4}^N f_i[T_i] & \text{建筑区域} \\ f_s[T_s] + f_d[T_d] + f_v[T_v] & \text{自然区域} \end{cases} \quad (6)$$

式中, f 和 T 分别表示每种散射机制的散射分量及相干矩阵模型;下标s, d, v和rd分别表示表面散射,二面角散射,体散射和旋转的二面角散射分量;下标 i 表示建筑区域的其他散射成分; N 表示建筑区域散射类型的数量,其中前3种散射类型为基本散射类型,后 $N-3$ 种散射机制为可选和可变的散射机制。

在所提目标分解方法中,旋转的二面角结构产生的散射不被解译为二面角散射,相反,我们为这种散射建立了一种新的散射机制,称之为旋转的二面角散射。同时,与主流目标分解研究不同,本文不致力于构建复杂的极化响应模型以通过不同的极化响应模型区分体散射和旋转的二面角散射,相反地,二者在极化响应中的相似性被承认,而且被拓展至极限情况:两者的相干矩阵模型相同。虽然体散射和旋转的二面角散射具有相同的相干矩阵模型,但是在PolInSAR相干性以及建筑描述子的辅助下,即使是相同的相干矩阵模型,也具有不同的物理解译。

需要说明的是,本文解决传统极化目标分解中体散射高估问题的方式不是为森林和旋转的二面角产生的散射机制构建不同的相干矩阵模型,从相干矩阵模型的差异性来区分二者,而是跳出传统思维并且脱离单纯的极化数据,从极化干涉相干性中区分二者。同时,本文所提极化干涉目标分解方法不是一个算法,基于传统极化目标分解研究构建的大量散射机制及相干矩阵模型,通过选择和组合不同的散射机制及模型,可以形成一系列极化干涉目标分解方法^[2-9]。

目标分解数学模型式(6)中各散射成分的相干矩阵模型以及求解过程可以参照传统的极化目标分解文献^[2-9]。本文以Yamaguchi目标分解^[8]为例,对其进行改进,提出极化干涉四成分目标分解方法(PolInSAR Y4R),如式(7)所示。

$$[T(\theta)] = \begin{cases} f_s[T_s] + f_d[T_d] + f_{rd}[T_{rd}] + f_h[T_h] & \text{建筑区域} \\ f_s[T_s] + f_d[T_d] + f_v[T_v] & \text{自然区域} \end{cases} \quad (7)$$

式中,下标h表示螺旋散射成分。

1.3 基于无模糊极化干涉目标分解的建筑提取

将所提出的极化干涉目标分解方法与现有的建筑提取算法结合,以提升现有建筑提取算法在复杂环境下的性能,同时也对所提出的极化干涉目标分解算法进行进一步验证。本文选取了4种经典的建筑提取算法,分别为复 Wishart 分类器、SVM 算法、CNN 算法和随机森林算法,将所提出的极化干涉目标分解方法与这4种建筑提取算法相结合,得到4种改进的基于目标分解的建筑提取算法,将其分别命名为 PolInSAR Y4R+Wishart 算法、PolInSAR Y4R+SVM 算法、PolInSAR Y4R+CNN 算法以及 PolInSAR Y4R+RF 算法。下面详细描述。

1.3.1 PolInSAR Y4R+Wishart 算法

PolInSAR Y4R+Wishart 算法的流程框图如图2所示,由于复 Wishart 分类器是基于满足复 Wishart 分布的极化协方差矩阵进行迭代处理的,而不是基于目标分解得到的各散射机制及占比。因此,本文将极化干涉目标分解与复 Wishart 分类器结合的方式是将极化干涉目标分解用于复 Wishart 分类器的初始样本构建以及后处理。

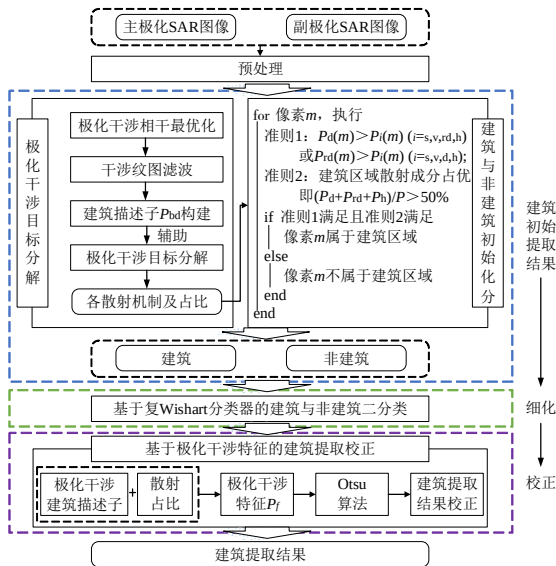


图2 PolInSAR Y4R+Wishart 建筑提取方法框图

主要分为3个步骤:

步骤1:极化干涉目标分解及建筑-非建筑初始划分

基于极化干涉目标分解得到各散射机制及占比,综合如式(8)和(9)所示准则1和准则2进行建筑与非建筑的初始划分,即对于当前像素,若准则1和准则2均满足,则该像素被判定为建筑目标;否则,不是建筑目标。

准则1:对于建筑目标,其二面角散射或旋转的二面角散射成分占优,即

$$\{P_d > P_i\} \parallel \{P_{rd} > P_i\}, i = s, v, d, h \quad (8)$$

准则2:对于建筑目标,人造结构产生的散射成分(包括二面角散射、旋转的二面角散射和螺旋散射)之和绝对占优,占比超过50%,即

$$ratio_{build} > 50\% \quad (9)$$

其中,

$$ratio_{build} = 100\% \times \frac{P_d + P_{rd} + P_h}{P_s + P_v + P_d + P_{rd} + P_h} \quad (10)$$

步骤2:基于复 Wishart 分类器的建筑提取区域迭代细化

将步骤1得到的建筑样本和非建筑样本作为复 Wishart 分类器的初始输入(训练样本),由初始分类计算得到各个聚类中心,然后对每个像素进行判断。重复上述步骤,直到两次相邻迭代期间,改变的像素个数小于阈值或者达到最大迭代次数,最终实现对建筑目标提取结果的细化。

步骤3:基于极化干涉特征的建筑提取结果校正

极化干涉目标分解中体散射成分与森林冠层直接相关,同时也存在因电磁波穿透冠层照射到地表产生的表面散射;受到体积去相关和时间去相关的共同影响,由重轨极化干涉相干性构建的建筑描述子 P_{bd} 中的低值与自然区域对应。因此,综合这两种信息构建极化干涉特征 P_f 如下:

$$P_f = \frac{ratio_f}{P_{bd}} \quad (11)$$

式中, $ratio_f$ 是基于极化干涉目标分解得到体散射和表面散射的比重:

$$ratio_f = \frac{P_v + P_s}{P_s + P_v + P_d + P_{rd} + P_h} \quad (12)$$

理想情况下,在极化干涉特征 P_t 中,森林表现出较高的参数值,而建筑目标的参数值则比森林小得多,二者差异明显,具有双峰分布特性。结合Otsu分割算法对复Wishart分类器输出结果进行校正,去除被错误归为建筑的森林部分。

1.3.2 PolInSAR+SVM/CNN/RF算法

PolInSAR Y4R+SVM/CNN/RF算法的流程如图3所示。对训练样本执行极化干涉目标分解,并将目标分解得到的各散射机制及占比作为SVM算法、CNN算法和RF算法的输入,以训练用于建筑提取的SVM超平面参数、卷积网络参数和RF中的决策树。最后,将整幅图像作为测试样本,利用训练好的建筑提取模型,对图像中的建筑进行提取。

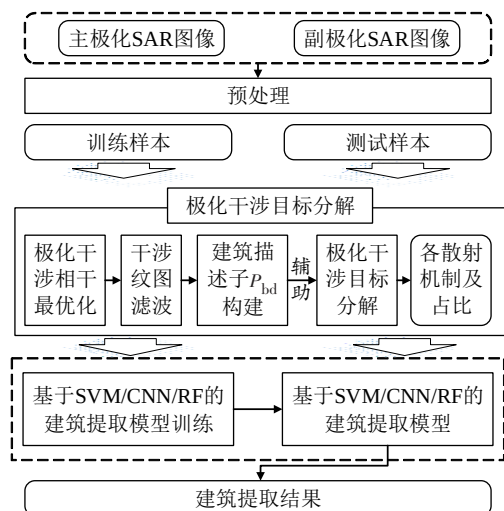


图3 PolInSAR Y4R+SVM/CNN/RF的建筑提取方法图

2 实验结果与分析

2.1 实验数据集

本文采用3组具有不同重轨时间、不同平台条件的极化干涉数据进行了实验并就结果进行了分析。3组数据的系统参数如表1所示。实验数据分别为:1)机载E-SAR PolInSAR数据,实验地点位于德国Oberpfaffenhofen地区;2)机载UAVSAR PolInSAR数据,实验地点位于美国San Diego地区;3)星载GF-3 PolInSAR数据,地点位于中国西安地区。3组数据的光学图,HH极化通道的SAR幅度图和Pauli分解图如图4所示。从图4中可以看出,这3组实验数据区域存在多种类型的地物,包括森林、农田、建筑(平行于方位的建筑以及旋转的建筑)

和裸地等等。同时,从幅度图和Pauli分解图中可以看出,图中存在大小不同、朝向不同和密度不同的多种建筑目标;森林区域和部分旋转的建筑不仅在散射强度上具有相似的特性,而且在极化响应中也极为相似,这对该场景下的建筑目标提取提出了一定挑战。

表1 E-SAR, UAVSAR和GF-3数据的系统参数

参数数据	E-SAR	UAVSAR	GF-3
波长/cm	23.0	23.8	5.6
平台高度/km	3.0	12.5	415.8
空间基线/m	26.00	0.12	135.7
时间基线/天	小于1	140	29
下视角/(°)	40(平均)	21.6~44.7	31.7(中心)
分辨率 (距离向×方位向)/m	3.00×2.20	2.45×2.40	5.54×3.80

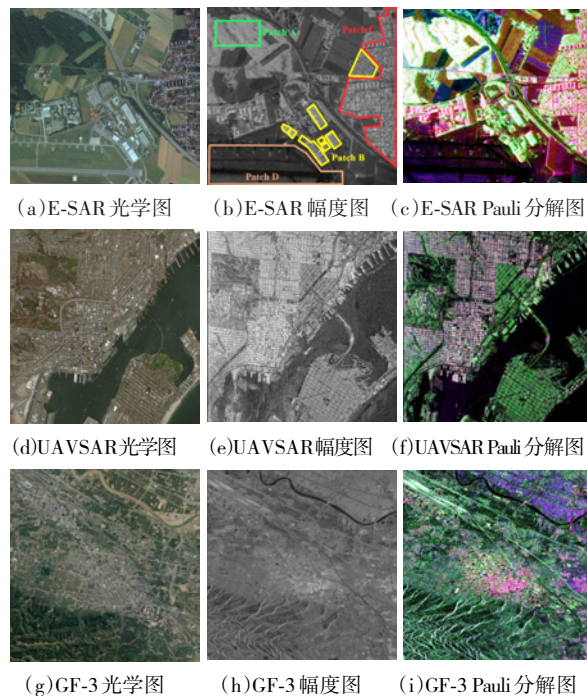


图4 E-SAR, UAVSAR和GF-3数据的光学图,SAR幅度图和Pauli分解图

2.2 极化干涉目标分解

本文以极化干涉Yamaguchi目标分解(PolInSAR Y4R)为例,对引入重轨极化干涉相干性后的目标分解结果进行展示。同时,将其与传统的Yamaguchi极化目标分解方法(Y4R)^[8]和七成分目标分解方法(7SD)^[5]进行对比。结果如图5所示。需要说明的是对于PolInSAR Y4R和Y4R方法,红

色通道采用的是人造结构产生的散射成分之和 $P_{\text{sum of the rest scattering}}$, 即二面角散射、旋转的二面角散射和螺旋散射成分之和; 而对于7SD方法, 为了说明其结果中的二面角散射成分高估问题, 红色通道只采用了二面角散射成分, 避免歧义。

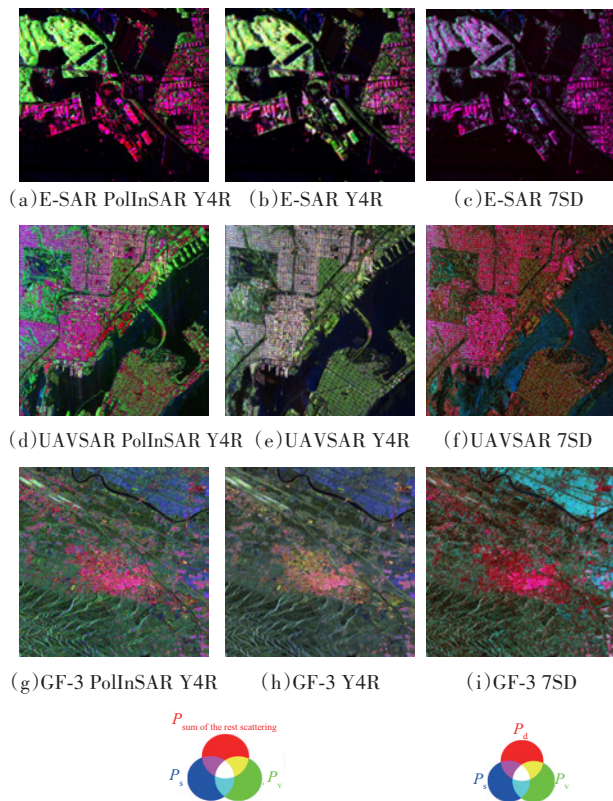


图5 3组实验数据的目标分解结果

从图5(a), (d)和(g)中可以看出, 对于本文所提出的极化干涉目标分解方法结果, 不同地物在目标分解的假彩色合成图中表现出不同的颜色, 即代表着不同的散射特性, 尤其是对于森林和旋转的建筑, 森林区域在假彩色合成图中表现为绿色, 而与方位向平行的建筑目标和旋转的建筑目标均表现为红色, 二者可以明显地区分开。将其与图5(b), (e)和(h)中的传统的Yamaguchi目标分解结果对比, Yamaguchi目标分解方法旋转的建筑目标在假彩色合成图中仍然表现为绿色, 与森林区域的表现相似, 表明该方法不能校正旋转的建筑的体散射成分, 森林与旋转的建筑之间的模糊问题在Yamaguchi目标分解结果中仍然存在; 将其与图5(c), (f)和(i)中传统的七成分目标分解结果

对比, 可以看到, 虽然七成分目标分解方法在一定程度上校正了旋转的建筑区域的体散射成分, 但是校正过程也影响到了其他地物(特别是森林区域)的正确分解, 导致二面角散射成分被高估。综上, 本文所提极化干涉目标分解方法既能够实现旋转建筑的体散射成分校正, 又能够保证森林的二面角散射成分不被高估。

本文所提出的极化干涉目标分解方法不仅在旋转建筑的体散射成分校正方面有着优异的效果, 能够在目标分解的结果中明显区分森林和建筑目标, 具有机动性的人造目标与建筑目标在极化干涉目标分解的结果中也具有一定的差异性, 如图6和图7所示。图6(a)中码头港湾内停留着大量变动的船只, 船身与水面构成了旋转的二面角结构, 与旋转的建筑产生相同的旋转二面角散射。如图6(c)和(d)所示, 二者在传统的极化目标分解结果中不能被区分开, 而如图6(b)所示, 在本文所提出的极化干涉目标分解结果中, 具有高相干性的旋转建筑的体散射成分被校正, 而具有机动性的舰船目标的体散射成分并未被校正, 因此二者得以区分开。同理, 图7(a)中所示不变的轨道以及变动的高铁车厢有着与上述相同的目标分解结果。总的来说, 相比传统的极化目标分解方法, 本文所提出的极化干涉目标分解方法虽然在旋转的建筑体散射校正方面取得了更优异的效果, 但不论是传统的极化目标分解方法还是本文所提方法, 对于与方位向存在夹角的机动性人造目标来说, 体散射成分校正效果甚微。然而, 从建筑提取的角度来说, 本文所提出的极化干涉目标分解方法不仅能够将森林与建筑区分开, 还能将机动的人造目标与建筑区分开, 将更有利于建筑的提取, 上述限制性从另一种意义上也成为了优点。

为了给出定量的分析, 以E-SAR数据为例, 按照图4(b)中圈出的4个不同的区域, 对每个区域目标分解的各散射成分占比进行统计, 如表2所示。

从表2可以看出, 相比于Y4R目标分解结果, 本文所提出的极化干涉目标分解方法在Patch B区域, 即旋转的建筑区域, 有着更少的体散射成分, 更多的人造目标结构产生的散射成分, 如二面角散射、旋转的二面角散射和螺旋散射等, 散射

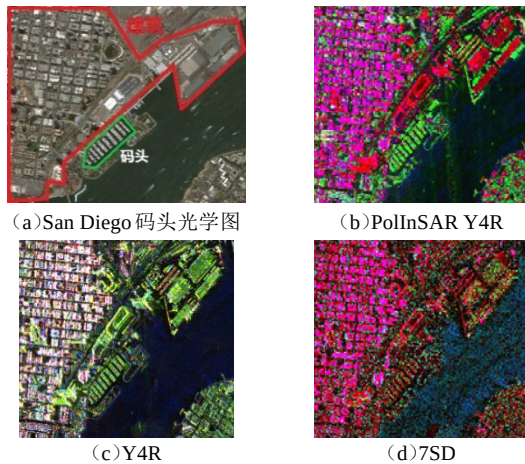


图6 港口的光学图与目标分解结果

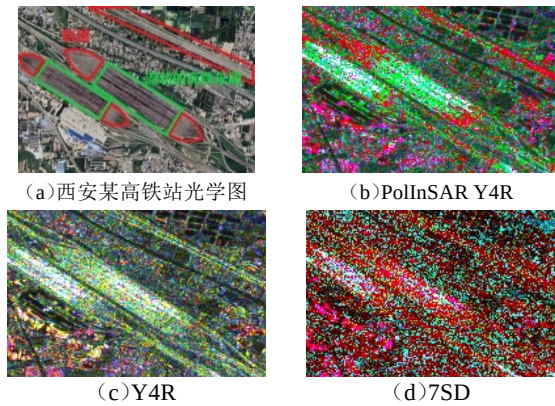


图7 高铁站的光学图与目标分解结果

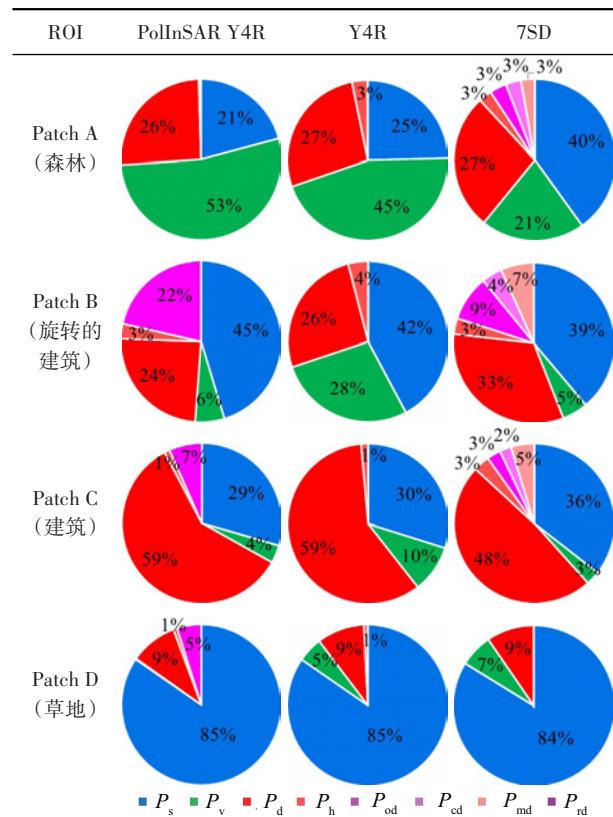
占比更合理;相比于7SD目标分解结果,本文所提出的极化干涉目标分解方法在Patch A区域,即森林区域,有着更多的体散射成分且体散射成分绝对占优,更加合理。同时,在本文所提出的极化干涉目标分解结果中,人造目标结构产生的散射在Patch C区域绝对占优,表面散射成分在Patch D区域绝对占优,符合现实情况。

综上,相比于传统的极化目标分解方法,本文所提极化干涉目标分解方法效果更好,能够为后续的建筑目标提取提供更准确的物理散射机制信息;同时,引入重轨极化干涉相干性对目标分解进行校正的手段要比通过复杂的散射建模并增加目标分解过程中的散射机制类型从而实现对目标分解进行校正的手段更为简单且有效。

2.3 基于极化干涉目标分解的建筑提取

为进一步验证所提极化干涉目标分解方法、

表2 E-SAR数据中各区域的目标分解散射成分占比



同时实现建筑目标的提取,将本文所提极化干涉目标分解方法、传统的Yamaguchi目标分解方法和七成分目标分解方法分别与复Wishart分类器、SVM、CNN和RF建筑提取算法相结合,形成一系列基于所提极化干涉目标分解的建筑提取算法以及一系列基于传统极化目标分解的建筑提取算法,将其分别命名为PolInSAR Y4R+Wishart/SVM/CNN/RF建筑提取算法、Y4R+Wishart/SVM/CNN/RF建筑提取算法和7SD+Wishart/SVM/CNN/RF建筑提取算法。其中,Y4R+Wishart和7SD+Wishart建筑提取算法流程参照1.3.1节,不同之处为用于建筑分类输入特征变为Y4R或7SD目标分解结果;CNN算法基于TensorFlow开源框架,具体采用RetinaNet卷积神经网络进行目标检测,以PolInSAR Y4R目标分解得到的散射特征作为数据,即 $\{f_s, f_d, f_{nd}, f_h, f_v\}$;RF算法中设置100个决策树。

考虑到散射特性对于姿态和角度具有强敏感性,任意翻转、旋转以及尺度放缩会产生数据与散射机理错误,因而本文不对数据增加做过多处理,

更注重散射特征本身产生的检测效果。

以 E-SAR 数据为例,给出基于所提极化干涉目标分解的建筑提取算法及对比算法的结果,如图 8 和图 9 所示。同时为了进行定量分析,采用准确率、召回率和 F1 参数作为评价指标,对各建筑目标提取结果进行评估,评估基于像素,结果如表 3 所示。纵向对比图 8 和图 9 中不同方法的结果,可以观察到,结合了 Yamaguchi 目标分解和七成分目标分解的建筑提取方法,在全面提取不同类型的建筑和结果中排除森林区域两个方面无法达到兼顾;然而,结合本文所提出的 PolInSAR Y4R 目标分解的建筑提取方法却能够同时满足这两个方面的要求。图 8(a)、(d)、(e)和(h)中存在或多或少被错误提取的森林区域,虚警问题严重,同时与表 3 中对应结果也出现较高的召回率和较低的准确率;图 8(b)和(f)中部分旋转的建筑未能被正确检测出,漏检问题严重、同时存在少量的虚警,对应

着其结果同时具有较低的准确率和召回率。以上两种问题的根源在于 Yamaguchi 目标分解和七成分目标分解中,森林和建筑区域的分解结果存在相似性:在 Yamaguchi 目标分解结果中森林与旋转建筑区域均为体散射占优,在七成分目标分解中,建筑区域的二面角散射占优,而森林区域的二面角散射成分被高估,也具有较高的比重。复 Wishart 分类器、SVM 方法和 RF 方法无法克服这一问题并从目标分解结果中挖掘二者之间的差异性,进而导致相应的建筑提取结果不能同时具有高检测率和低虚警率。图 8(c)和(g)中存在一定程度的漏检问题,虚警率较低,同时结果表现出相对较高的召回率和较低的准确率,说明相比于复 Wishart 分类器、SVM 方法和 RF 方法,CNN 能够从具有一定模糊性的目标分解结果中进一步挖掘森林与建筑之间的差异性,在一定程度上克服了二者之间的散射模糊性。

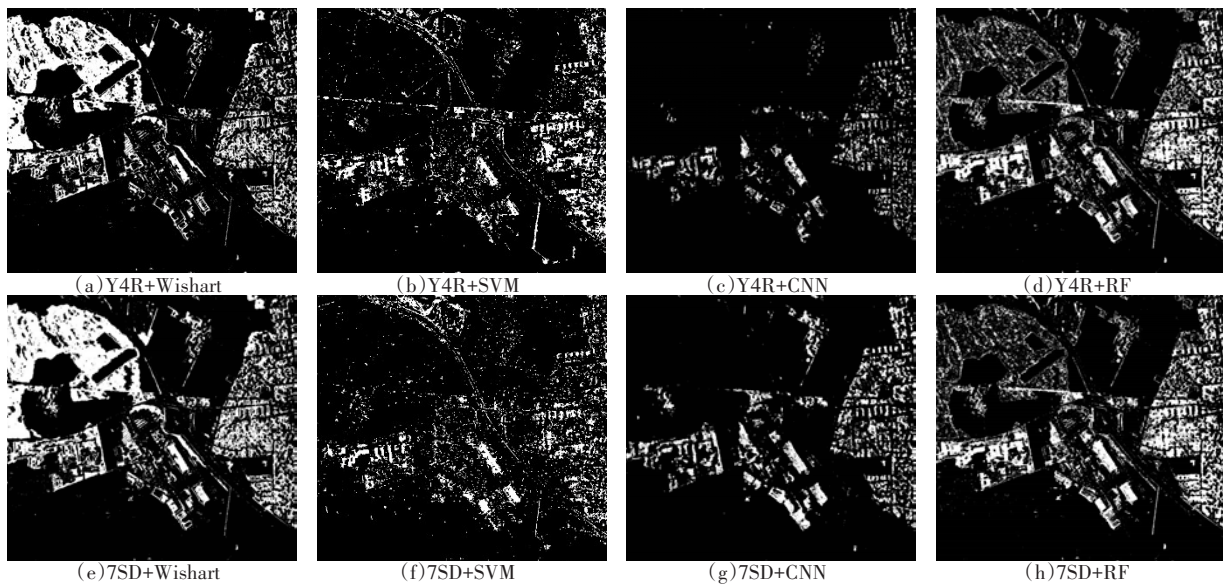


图 8 基于对比方法的 E-SAR 实验数据的建筑目标提取结果

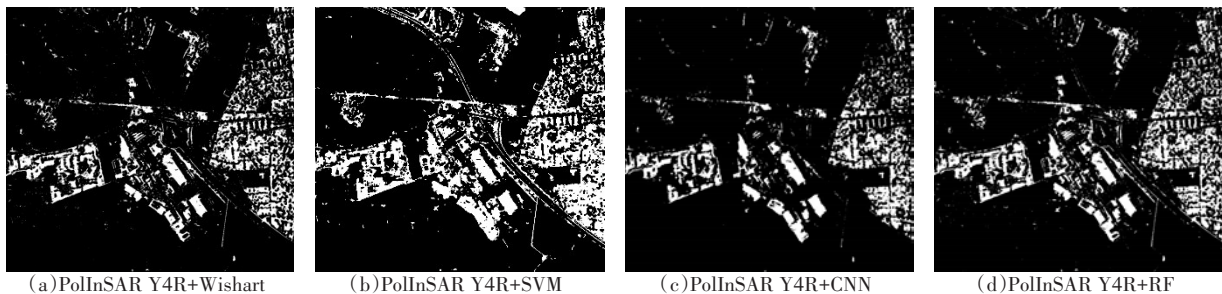


图 9 基于本文所提方法的 E-SAR 实验数据的建筑目标提取结果

表3 基于E-SAR实验数据的建筑提取结果精度评价

方法	指标		
	准确率	召回率	F1
Y4R+Wishart	0.24	0.64	0.35
7SD+Wishart	0.24	0.76	0.36
PolInSAR+Wishart	0.92	0.99	0.95
Y4R+SVM	0.41	0.42	0.42
7SD+SVM	0.40	0.42	0.41
PolInSAR+SVM	0.80	0.93	0.86
Y4R+CNN	0.91	0.37	0.52
7SD+CNN	0.77	0.58	0.66
PolInSAR+CNN	0.90	0.80	0.84
Y4R+RF	0.51	0.87	0.64
7SD+RF	0.54	0.89	0.67
PolInSAR+RF	0.83	0.97	0.90

注:表中加粗部分表示本文所提方法

与同一种检测机制下的结果相比,结合本文所提出极化干涉目标分解方法的建筑提取结果在准确率、召回率以及F1参数方面都有相当大的提高,不论是复Wishart分类器、SVM方法、RF方法还是CNN,在结合本文所提出的极化干涉目标分解方法后均能够获得较好的建筑提取结果。这是因为本文所提方法从根源上解决了森林与旋转建筑之间的散射模糊性,通过引入PolInSAR相干性辅助森林和旋转建筑的散射机制解译为两种不同的散射机制:体散射和旋转的二面角散射。所提方法在目标散射特性表征方面具有很大的优势,在一定程度上解决了复杂环境下目标散射机制既复杂多样又部分相似带来的异质性和模糊性问题,提高现有极化SAR建筑提取算法在复杂环境下的性能。

3 性能归因与数据条件讨论

3.1 信息维度与可比性说明

本文方法利用了PolInSAR提供的干涉相干性信息,而对比方法Yamaguchi Y4R与7SD通常仅基于单时相PolSAR数据进行分解。因此,从信息维度上看,本文相较于仅利用极化信息的分解方法,额外引入相干性获得性能提升在一定程度上是合理且可预期的。我们在此强调这一差异并非为了“以更多信息换取更高指标”,而是源于一个更基础的事实:在复杂城市场景中,存在一类散射机制

在极化域呈现高度相似的统计响应,使得仅凭极化相干矩阵或协方差矩阵的极化分解难以稳定区分;此时,借助干涉维度提供的互补信息是突破极化可分性上限的一种必要途径。因此,本文与Y4R、7SD的对比可理解为:在“仅极化”基线可达性能之上,引入干涉信息后所能获得的增益与改进空间。

3.2 性能提升来源的归因分析

从方法机制上看,本文性能提升的主要来源更偏向于相干性引入的额外判别信息,而非对极化散射模型本身进行更复杂的结构化改写。其原因在于:极化SAR对部分散射机制的辨别能力存在固有限制,类似高光谱中的“同谱异物和同物异谱”,不同散射机制可能产生极为相近的极化响应,使得仅通过修改或细化极化散射模型仍难以形成稳定可分的散射特征。本文的关键思想是正视这一局限,将“旋转二面角散射-体散射”等在极化域易混淆的机制,转而通过相干性所反映的时间去相干与体积去相干差异进行辅助判别,从而在“极化分解表征”与“干涉相干性判别”之间建立互补协同关系。换言之,本文并不试图依赖一个全新的散射模型去强行区分极化域近似等价的机制,而是通过引入相干性维度为其提供可分性依据,并在此基础上提升建筑与自然区域的区分与检测效果。

3.3 时间基线影响分析

本文方法利用建筑与自然地物在干涉相干性上的差异来辅助辨别散射机制。这种差异主要源于体积去相干与时间去相干的共同作用。就体积去相干而言,植被冠层体散射随机性强,受其影响大;而建筑散射体及路径相对明确,相干性较高。引入时间去相干后,由于植被随时间自然变化而建筑相对稳定,两者相干性差异被进一步放大。另外,对于复杂城市环境中的密集建筑,由于建筑区域存在沿高度向分布的散射体,在一定程度上受体积去相干影响。二者的相干性差异稍有减小,此时更需要时间去相干发挥作用来增强二者的区分度。

针对不同实验数据集展现的极端时间基线情况,对所提方法有不同影响。在极端短时间基线下,时间去相干的作用受限,但得益于体积去相干的基础主导作用,建筑与植被间仍存在一定的相干性差异,所提方法依然有效且优于对比方法。此时适当增大时间基线,分解效果将进一步提升。在极端长时间基线下,不考虑地物的有无变化情况,所提方法依赖的是相干性差异,不会因严重去相干而失效,反而长基线有利于目标分解。但相干性差异的扩大存在饱和效应,所提方法的性能会逐渐趋于平稳。

4 结束语

针对传统极化目标分解通过旋转校正和散射建模难以有效校正旋转建筑区域被高估的体散射成分的问题,本文将重轨 PolInSAR 相干性引入传统的极化目标分解中,消除极化数据中旋转的建筑与森林之间的模糊性,提出一种重轨极化干涉 SAR 无模糊目标分解方法,并将其应用于建筑目标的提取中,以提高复杂场景中现有建筑提取方法的性能。具体地,以 Yamaguchi 极化目标分解方法为代表,通过引入重轨 PolInSAR 相干性的方式对其进行了改进,提出了极化干涉四成分目标分解方法,并将其与复 Wishart 分类器、SVM、CNN 和 RF 等建筑提取方法相结合,对复杂场景下的建筑进行了提取。实验采用了 3 组极化干涉 SAR 数据,场景中包含森林、朝向和密度各异的建筑以及其他地物。这些场景规模较大,其中的地物类型及其散射机制相当复杂。通过与传统的极化目标分解方法相比,验证了所提出的极化干涉目标分解方法在旋转建筑区域的体散射成分校正和目标散射特征准确表征方面的优越性。此外,将所提方法与现有极化 SAR 建筑提取算法相结合,并与原有算法进行对比验证,证实了结合本文所提极化干涉目标分解方法能够提升原有算法在复杂场景下的性能。

参考文献:

- [1] KARACHRISTOS K, KOUKIOU G, ANASTASSOPOULOS V. A Review on PolSAR Decompositions for Feature Extraction[J]. *Journal of Imaging*, 2024, 10(4): 10040075.
- [2] FREEMAN A, DURDEN S L. A Three-Component Scattering Model for Polarimetric SAR Data[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1998, 36(3): 963-973.
- [3] YAMAGUCHI Y, MORIYAMA T, ISHIDO M, et al. Four-Component Scattering Model for Polarimetric SAR Image Decomposition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43(8): 1699-1706.
- [4] ZHANG Lamei, ZOU Bin, CAI Hongjun, et al. Multiple Component Scattering Model for Polarimetric SAR Image Decomposition[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 603-607.
- [5] SINGH G, MALIK R, MOHANTY S, et al. Seven-Component Scattering Power Decomposition of POLSAR Coherency Matrix[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2019, 57(11): 8371-8382.
- [6] MALIK R, SINGH G, DIKSHIT O, et al. Model-Based Nine-Component Scattering Matrix Power Decomposition[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 1-5.
- [7] FANG Lu, YANG Ziyuan, MU Wenxing, et al. A Novel Polarization Scattering Decomposition Model and its Application to Ship Detection[J]. *Remote Sensing*, 2023, 16(1): 16010178.
- [8] SATO A, YAMAGUCHI Y, SINGH G, et al. Four-Component Scattering Power Decomposition with Extended Volume Scattering Model[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(2): 166-170.
- [9] SINGH G, YAMAGUCHI Y, PARK S E. General Four Component Scattering Power Decomposition with Unitary Transformation of Coherency Matrix[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(5): 3014-3022.
- [10] CLOUDE S R, POTTIER E. An Entropy Based Classification Scheme for Land Applications of Polarimetric SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1997, 35(1): 68-78.
- [11] HU Yinghao, LI Yuanhao, CHEN Zhiyang, et al. An Enhancement Strategy for Wishart Classifier in Dual-Band and Dual-Pol SAR Classification[C]// 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Athens, Greece:IEEE, 2024: 1977-1981.
- [12] DENG Lei, WANG Cuizhen. Improved Building Extraction with Integrated Decomposition of Time-Frequency

- and Entropy-Alpha Using Polarimetric SAR Data [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014, 7(10): 4058-4068.
- [13] SANTOSA C F A A, SETIAWAN N, ARRISALDI T, et al. Integrating InSAR Profiling and Unsupervised Wishart PolSAR for Assessing Earthquake-Induced Building Damage [C]//International Conference of Geoscience and Remote Sensing Technology, Singapore: Springer Nature Singapore, 2025: 411-430.
- [14] 王威, 杨勇, 韩静雯. 基于极化联合特征值的雷达弱小目标检测方法[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(1): 57-62.
- [15] MASURKAR A, DARUWALA R, MOHITE A. Performance Analysis of SAR Filtering Techniques Using SVM and Wishart Classifier[J]. Remote Sensing Applications: Society and Environment, 2024, 34: 101189.
- [16] SHI Junfei, HE Tiansheng, JI Shanshan, et al. CNN-Improved Superpixel-to-Pixel Fuzzy Graph Convolution Network for PolSAR Image Classification[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-18.
- [17] ZHANG Lamei, ZOU Bin, JIA Qingchao, et al. Polarimetric SAR Image Classification Using Multiple-Component Scattering Model and Support Vector Machine [C]//2nd Asian-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar, Xi'an, China: CIE, 2009: 805-808.
- [18] QUAN Sinong, ZHANG Tao, XING Shiqi, et al. Maritime Ship Detection with Concise Polarimetric Characterization Pattern[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024, 131: 103954.
- [19] HE Yin, CHENG Jian. Classification Based on Four-Component Decomposition and SVM for PolSAR Images [C]//International Conference on Automatic Control and Artificial Intelligence, Xiamen, China: IACSIT, 2012: 635-637.
- [20] TAN C P, EWE H T, CHUAH H T. Agricultural Crop-Type Classification of Multi-Polarization SAR Images Using a Hybrid Entropy Decomposition and Support Vector Machine Technique[J]. International Journal of Remote Sensing, 2011, 32(22): 7057-7071.
- [21] CHEN Seiwei, TAO Chensong. PolSAR Image Classification Using Polarimetric-Feature-Driven Deep Convolutional Neural Network[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2018, 15(4): 627-631.
- [22] ZHUANG Di, ZHANG Lamei, ZOU Bin. Model-Based Polarimetric SAR Target Decomposition: A Scheme to Introduce Repeat-Pass PolInSAR Coherence [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-16.
- [23] ZHUANG Di, ZHANG Lamei, ZOU Bin. Iterative PolInSAR Target Decomposition for Scattering Characterization and Building Detection [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 9211-9229.
- [24] ATTRI L, KUMAR S, MAITHANI S. Machine Learning Based Urban Land Cover Classification Using PolInSAR Data: A Study with ALOS-2 and RADARSAT-2 Datasets [J]. Discover Geoscience, 2024, 2(1): 29.
- [25] BELINSKA K, FISCHER G, PAPATHANASSIOU K, et al. Model-Based Analysis of Temporal PolInSAR Coherence Regions for Snow Water Equivalent Estimation [C]//15th European Conference on Synthetic Aperture Radar, Munich, Germany: VDE, 2024: 72-77.
- [26] ZHUANG Di, ZHANG Lamei, ZOU Bin. Scattering Power Decomposition Based on PolInSAR Images and Sparse Representation [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2025, 22: 1-5.
- [27] COLIN E, TITIN-SCHNAIDER C, TABBARA W. An Interferometric Coherence Optimization Method in Radar Polarimetry for High-Resolution Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2006, 44(1): 167-175.

作者简介:

蔡红军(通信作者) 男,博士,高级工程师,主要研究方向为雷达目标识别和SAR图像处理。

庄迪 女,博士,副研究员,主要研究方向为极化干涉图像处理和目标三维重建。

金长松 男,硕士,助理工程师,主要研究方向为机器学习、人工智能大模型。

SEEFO算法驱动的多约束稀布阵列优化方法研究

陈玉锋¹, 龙伟军¹, 何洋洋^{2,3}, 徐艺卓¹, 郝振中¹

- (1. 南京信息工程大学电子与信息工程学院, 江苏南京 210044;
2. 海洋装备电磁效应及安全全国重点实验室, 湖北武汉 430064;
3. 中国舰船研究设计中心, 湖北武汉 430064)

摘要: 针对具有最小间距约束等多约束条件下的阵列天线优化问题, 本文提出一种结合Sobol序列的电鳗觅食优化(EEFO)算法和引入高斯扰动的天线方向图优化方法。首先, 利用密度加权法对阵列预处理, 提高阵列优化效率; 其次, 在密度加权阵列的基础上, 引入Sobol序列对种群进行初始化, 接着采用EEFO算法进一步优化阵列天线各单元的位置, 以搜索全局最优解; 最后, 为了突破非对称矩阵映射方法中把求解实际距离转化为求解两个映射矩阵的局限性, 对优化后的阵列加入高斯扰动, 充分提高阵列自由度。实验结果表明, 本文方法可降低优化算法计算成本, 提升阵元自由度, 有效降低阵列峰值旁瓣电平。

关键词: 阵列天线; SEEFO算法; 峰值旁瓣电平; 高斯扰动; 阵元自由度

中图分类号: TN820; TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0140-08

引用格式: 陈玉锋, 龙伟军, 何洋洋, 等. SEEFO算法驱动的多约束稀布阵列优化方法研究[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 140-147.

CHEN Yufeng, LONG Weijun, HE Yangyang, et al. Sparse Array Optimization Under Multiple Constraints Driven by the SEEFO[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 140-147.

Sparse Array Optimization Under Multiple Constraints Driven by the SEEFO

CHEN Yufeng¹, LONG Weijun¹, HE Yangyang^{2,3}, XU Yizhuo¹, HAO Zhenzhong¹

- (1. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, China;
2. National Key Laboratory of Electromagnetic Effect and Security on Marine Equipment, Wuhan 430064, China;
3. China Ship Development and Design Center, Wuhan 430064, China)

Abstract: To address the array antenna optimization problem under multiple constraints, including a minimum element spacing constraint, a radiation pattern optimization method that integrates a Sobol sequence-based electric eel foraging optimization (EEFO) algorithm with Gaussian perturbation is proposed in this paper. Firstly, the density-weighting method is employed to preprocess the array, thereby improving the efficiency of array optimization. Secondly, based on the density-weighted array, the Sobol sequence is introduced for population initialization, followed by the application of the EEFO algorithm to further optimize the positions of the array elements in search of the global optimum. Finally, to overcome the limitation of the asymmetric matrix mapping method which transforms the problem of solving actual distances into solving two mapping matrices, Gaussian perturbation is applied to the optimized array to fully enhance the array's degrees of freedom. The experimental results confirm that the proposed method significantly reduces the computational overhead of the optimization process, enhances the degrees of freedom of the array, and achieves effective suppression of the peak sidelobe level.

Key words: array antenna; Sobol electric eel foraging optimization (SEEFO) algorithm; peak sidelobe level (PSLL); Gaussian perturbation; element distribution freedom

0 引言

近年来, 稀布阵列天线成为研究热点^[1-6]。相

较于稀疏阵列, 稀布结构具备更高的阵元自由度, 在提升辐射性能方面展现出优势^[7]。例如稀布结构能得到更优的峰值旁瓣电平(Peak Sidelobe Level,

PSLL)。在稀布阵列天线设计中,尤其涉及孔径约束、阵元数量和最小间距等多重限制下,稀布阵列天线优化本质上构成了具有挑战性的非线性优化问题^[8]。基于贝叶斯压缩感知的方法^[9]和矩阵束方法^[10]已被探索用于设计具有任意辐射和几何约束的稀布阵列非线性优化问题;同时由于智能优化算法的发展,遗传算法^[11-12]、差分进化^[13-14]、麻雀搜索算法^[15]及灰狼优化算法^[16]等智能优化算法已经成为解决此类问题的有效途径。

针对多约束稀布阵列优化已有大量研究案例。文献[11]提出了一种改进的真实遗传算法(Modified Genetic Algorithms, MGA),通过引入排序机制和Chebyshev距离,有效优化了阵元分布,但是Chebyshev距离限制了阵元自由度。文献[17]提出了基于矩阵映射的差分进化算法(Matrix Mapping and Differential Evolution, MMDE),虽然提高了求解优化效率,但是没有充分提升阵列自由度。文献[14]提出的非对称矩阵映射方法改变了矩阵映射规则,相较于矩阵映射法,一定程度上提升了阵列自由度,但是并没有完全提升阵元自由度。文献[15]与文献[16]提出了利用确定性矩阵加权法替代随机选择矩阵的方法,提高了求解效率与求解可靠性,但是阵列的全部潜力仍未得到完全开发,没有完全突破Chebyshev距离网格限制。

2024年,Zhao等人提出了一种新型群体智能优化算法,即电鳗觅食优化(Electric Eel Foraging Optimization, EEFO)^[18]算法,该算法模拟电鳗在自然界中的社会化觅食行为,包括互动、休息、狩猎和迁移4种行为机制。通过引入能量因子动态调节全局搜索与局部开发的平衡关系。该算法具有优异的收敛精度与全局寻优能力,特别适用于解决高维、非线性和多约束复杂的工程优化问题。目前EEFO在无人机航迹规划^[19]、水文水资源日含沙量预测^[20]以及爆破振动信号预处理^[21]等问题上均已得到良好应用。由上述可得,在许多优化问题中,EEFO及其改进优于传统的群智能算法^[22],适合处理约束复杂、多变量的问题,并且其在稀布平面阵列天线优化中的使用尚未报道。EEFO算法拥有诸多优点,但EEFO算法仍然存在种群多样

性不足和容易陷入局部最优的缺点。为了应对EEFO算法的上述缺点,本文采用结合Sobol序列的EEFO算法(SEEFO)进行多约束稀布阵列天线的优化研究。

基于以上分析,针对具有最小间距约束等多约束条件下的阵列天线优化问题,本文提出一种结合Sobol序列的SEEFO算法和引入高斯扰动的天线方向图优化方法。首先,为了快速生成具有良好副瓣特性的初始稀布阵列、降低计算负担和提升求解效率,利用密度加权法对阵列进行预处理。其次,在利用密度加权法预处理后的阵列基础上,引入Sobol序列对种群初始化,利用Sobol序列的低差异性和适用于高维空间的特性,充分提升阵元位置的多样性。接着采用EEFO算法进一步优化稀布阵列天线各阵元的位置参数,精细化搜索全局最优解。然后,为了充分突破非对称矩阵映射方法中把求解实际距离转化为求解两个映射矩阵的局限性,对优化后的阵列加入高斯扰动,充分提高阵列自由度。最后,通过具体仿真案例验证所提方法的有效性。

1 系统建模

图1描绘了四分之一稀布阵列优化求解模型。整体模型由 $4N$ 个各向同性辐射单元组成,假设整体阵列位于 xOy 平面上、分别关于 x 轴和 y 轴对称,以及全阵列孔径大小为 $2L \times 2H$,图1仅给出了位于 xOy 平面的第一象限阵元位置分布。其中为了确保稀布阵列的孔径,设置第 N 个阵元的位置坐标为 (L, N) ,其余 $N-1$ 个阵元分布于图1中的矩形孔径中,全阵列的其余 $3N$ 个阵元由第一象限阵

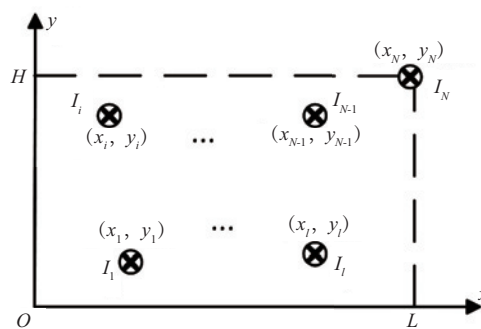


图1 四分之一稀布平面阵列几何模型

元关于 x 轴和 y 轴对称得到。 (x_i, y_i) 表示第 i 个阵元的坐标, I_i 表示第 i 个阵元的激励信息。

假设所有阵元的激励信息都相同且为 1, 则稀疏阵列天线优化求解模型阵列因子 $AF(\theta, \varphi)$ 表示为

$$AF(\theta, \varphi) = \sum_{i=1}^{4N} I_i e^{jk(x_i \sin \theta \cos \varphi + y_i \sin \theta \sin \varphi)} = \sum_{i=1}^{4N} e^{jk(x_i \sin \theta \cos \varphi + y_i \sin \theta \sin \varphi)} \quad (1)$$

式中, θ 和 φ 分别为俯仰角和方位角, k 为波数, 且 $k = 2\pi/\lambda$, λ 为工作波长。

本文设定求解模型中每个阵元之间存在最小间距约束, 然而直接求解包含此非线性约束的模型会导致较高的复杂度。因此为了降低计算复杂度, 本文通过等效非线性约束, 即从均匀满阵列出发, 通过优选阵元等一系列方法求解系统模型。图 2 为四分之一阵列满阵图, 其余阵元由此四分之一阵列关于 x 轴和 y 轴对称得到。

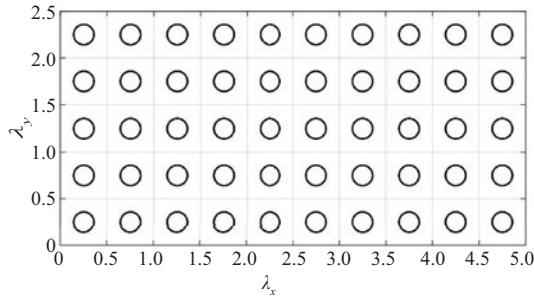


图 2 四分之一均匀满阵阵列模型

本文将阵元位置矩阵 $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 作为优化变量, 并且优化目标为最小化峰值旁瓣电平, 则适应度函数设置为

$$f(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) = \max \left\{ \left| \frac{AF(\theta, \varphi)}{FF_{\max}} \right| \right\} \quad (2)$$

式中, $FF_{\max}$ 为主瓣峰值; θ 和 φ 不包含主瓣方向; $\mathbf{X}$ 和 $\mathbf{Y}$ 为阵元位置向量 $[x_1, x_2, \dots, x_N]$ 和 $[y_1, y_2, \dots, y_N]$ 变换成的具有 P 行和 Q 列的矩阵, 其中 $P \leq H/d_c$, $Q \leq L/d_c$, d_c 为最小阵元间距, 具体公式为

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,Q} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,Q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{P,1} & x_{P,2} & \cdots & x_{P,Q} \end{bmatrix} \quad (3)$$

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{1,1} & y_{1,2} & \cdots & y_{1,Q} \\ y_{2,1} & y_{2,2} & \cdots & y_{2,Q} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{P,1} & y_{P,2} & \cdots & y_{P,Q} \end{bmatrix} \quad (4)$$

整体算法的目标函数设置如下:

$$PSLL = \min \{f(\mathbf{X}, \mathbf{Y})\} \quad (5)$$

为了满足最小化峰值旁瓣电平和最小阵元间距的要求, 根据文献[14], 具体约束公式设置如下:

$$\begin{cases} \text{s.t. } 0 < x_{i,j} \leq L, 0 < y_{i,j} \leq H; x_{P,Q} = L, y_{P,Q} = H \\ d_x^i = \min(|x_{i,j+1} - x_{i,j}|) \geq d_c \\ d_y^i = \min(y_{i+1,j}) - \max(y_{i,j}) \geq d_c \\ 1 \leq i \leq P; 1 \leq j \leq Q; (i-k)^2 + (j-l)^2 \neq 0 \end{cases} \quad (6)$$

2 结合 SEEFO 算法与多策略改进的多约束稀疏阵列优化方法

2.1 结合 Sobol 序列的电鳗觅食优化(SEEFO)算法

EEFO 是一种全新的群体智能元启发式优化算法, 灵感来源于电鳗群体觅食行为。通过模拟电鳗在自然界中的互动、休息、狩猎和迁移 4 种觅食行为, 兼顾全局探索与局部开发, 并引入能量因子动态调节探索与开发的平衡, 能够在复杂优化问题中展现出优异的性能, 尤其适合处理约束复杂、多变量的问题。通过能量因子 $E(t)$ 决定行为模式: 当 $E(t) > 1$ 时, 执行探索 (Interacting); 当 $E(t) < 1$ 时, 随机执行休息 (Resting)、狩猎 (Hunting) 或迁移 (Migrating)。

$$E(t) = 4 \times \sin\left(1 - \frac{t}{T}\right) \times \ln\left(\frac{1}{r_7}\right) \quad (7)$$

传统的 EEFO 算法产生初始种群时利用 rand 函数随机生成初始种群, 此方法易产生种群空间分布不均以及覆盖范围较低的问题, 容易使得算法陷入局部最优, 影响初始种群的多样性。Sobol 序列是一种低差异序列, 具有均匀分布和高维均匀性的优点, 能够更好地填满整个计算空间, 并保持较小的采样误差。Sobol 序列的核心思想是构造一系列相互独立、均匀分布的点, 这些点具有低差异性和高维均匀性。利用 Sobol 序列产生初始种群

能扩大覆盖范围,有效地避免算法陷入局部最优。因此,本文提出SEEFO算法,具体公式如下:

$$X_i = K_j \times (S_{\max} - S_{\min}) + S_{\min} \quad (8)$$

式中: X_i 为第*i*个位置; K_j 是Sobol序列产生的第*j*个随机数,其范围为 $[0,1]$;产生种群的取值范围为 $[S_{\max}, S_{\min}]$ 。

2.2 密度加权法

对于满阵阵列,进行稀布矩阵时,传统方法是利用随机生成方法生成状态矩阵,但是此种方法生成的状态矩阵很可能不满足较低旁瓣要求,优化算法需要花大量迭代时间去弥补初始劣势。因此,需要一种确定性矩阵加权法代替随机选择矩阵加权法。密度加权法引入了全阵列的归一化幅度分布作为权重引导,中心区域阵元更易保留,边缘区域更易稀疏,能较好地解决传统方法面临的问题。因此,定义阵元位置函数如下:

$$S_{mn} = \begin{cases} 1, W_{mn} \leq k_c I_{mn} \\ 0, W_{mn} > k_c I_{mn} \end{cases} \quad (9)$$

式中: W_{mn} 为区间 $[0,1]$ 内均匀分布的随机数; S_{mn} 为1表示阵元处于工作状态,反之阵元处于关闭状态; k_c 为稀疏系数,用于控制稀疏率,且 $k_c > 0$; I_{mn} 为归一化幅度分布,并且具有中心阵元较大,边缘阵元较小的特点。另外,阵列中用于控制阵列孔径大小的阵元要始终处于工作状态,即 $S_{1Q} = 1$ 。因此,定义四分之一阵列位置函数矩阵为

$$S = \begin{bmatrix} \xi_{11} & \xi_{12} & \cdots & \xi_{1(Q-1)} & 1 \\ \vdots & \vdots & & \vdots & \vdots \\ \xi_{p1} & \xi_{p2} & \cdots & \xi_{p(Q-1)} & \xi_{pQ} \end{bmatrix}_{P \times Q} \quad (10)$$

式中, ξ 表示不确定状态,既可以为0,也可以为1。

2.3 改进的非对称矩阵映射法

针对具有最小间距约束等多约束条件下的阵列天线优化问题,存在线性约束和非线性约束。线性约束对算法复杂度影响较小,可直接处理;针对阵元最小间距约束,直接处理会显著增加优化复杂度。目前主流方法是通过非对称矩阵映射等

技术,将该非线性约束转化为可处理形式进行求解。

然而,非对称矩阵映射法存在一些劣势,如图3所示,阵元 I_k 与阵元 I_l 在*y*方向上的最小映射距离为最小间距 d_c ;阵元 I_p 与阵元 I_l 在*x*方向上的最小映射距离同样为最小间距 d_c 。这可以严格保证最小间距的约束。但是基于矩阵映射法的局限性,阵元 I_l 与阵元 I_m 之间的最小间距变为 $\sqrt{2}d_c$,大于最小间距 d_c 。此方法在求解过程中将Euclidean距离简化为Chebyshev距离,虽然可以严格保证阵元间最小间距约束,但是会一定程度上损失阵元自由度,会使阵列的全部潜力得不到充分开发。虽然现有文献对非对称矩阵映射法进行了诸多改进,但是并没有从本质上突破非对称矩阵映射法的网格限制。需要一种方法突破非对称矩阵映射法网格的限制,充分开发阵列的全部潜力。

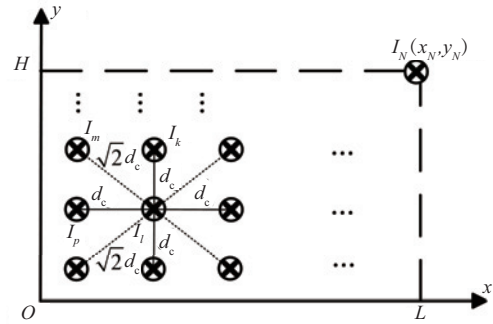


图3 非对称矩阵映射法面临的问题

本文通过对阵元位置加入高斯扰动的方法改进非对称矩阵映射法。此方法首先以式(3)为优化约束,利用SEEFO算法优化得到初始最优阵元位置。此最优阵元位置存在Chebyshev距离网格限制,为了突破此局限性,分别对优化后阵元坐标的*x*方向和*y*方向加入高斯扰动。其中,通过调整 σ_1 和 σ_2 为合适值,以控制阵元*x*方向和*y*方向的扰动强度,严格保证阵元间最小Euclidean距离间距限制:

$$\sqrt{(x_{i,j} - x_{k,l})^2 + (y_{i,j} - y_{k,l})^2} \geq d_c \quad (11)$$

具体高斯扰动系列公式为

$$\begin{cases} p = \begin{bmatrix} X \\ Y \end{bmatrix}, \delta = \begin{bmatrix} \delta_x \\ \delta_y \end{bmatrix} \\ \delta_x \sim \mathcal{N}(0, \sigma_1^2), \delta_y \sim \mathcal{N}(0, \sigma_2^2) \\ f(\delta_x) = \frac{1}{\sigma_1 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\delta_x^2}{2\sigma_1^2}}, f(\delta_y) = \frac{1}{\sigma_2 \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{\delta_y^2}{2\sigma_2^2}} \\ p' = p + \delta = \begin{bmatrix} X' \\ Y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} X + \delta_x \\ Y + \delta_y \end{bmatrix} \end{cases} \quad (12)$$

2.4 多约束稀布阵列优化方法流程图

综上所述,本文提出的多约束稀布阵列优化方法整体流程如图4所示。

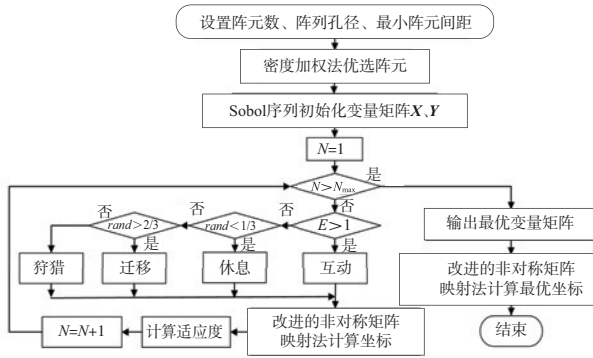


图4 多约束稀布阵列优化方法流程图

3 实验结果分析

本节进行相关实验验证本文所提算法的有效性和可靠性。设置阵元数为 $4N$,最小阵元间距 d 为 0.5λ ,阵列孔径为 $2L \times 2H = 9.5\lambda \times 4.5\lambda$,为了确保仿真结果具有统计学上的显著性,进行100次蒙特卡洛实验。为了便于比较,其余参数设置与文献[15]相同。

在本文实验中,设定阵元数目为100,适应度函数设置为式(2)。根据本文设定,由于其余3个象限阵元可由第一象限阵元对称得到,所以仅考虑优化第一象限阵元位置即可。首先为了提高求解效率,需对阵列预处理,即利用密度加权法生成初始状态矩阵。结合阵列孔径 $9.5\lambda \times 4.5\lambda$,得到的初始四分之一稀布阵列位置分布如图5所示。其中,为了利用阵元确定阵列孔径,生成初始阵列时,要确保第 N 个阵元 (x_N, y_N) 位于 $(4.75\lambda, 2.25\lambda)$ 处。根据此阵元位置即状态矩阵进一步优化。

另外,本文通过全局极值搜索法确定副瓣电

平。全局极值搜索法通过遍历天线方向图的所有局部极大值来确定峰值旁瓣电平。排除最大极值,第二极值点即峰值副瓣电平。同时本文阵列是第一象限阵元关于 x 轴和 y 轴对称得到,因此利用全局极值搜索法仅需搜索四分之一方向图即可。具体公式如下:

$$\begin{cases} AF(\theta_i, \phi_j) > AF(\theta_{i-1}, \phi_j) \text{ 且} \\ AF(\theta_i, \phi_j) > AF(\theta_{i+1}, \phi_j) \\ AF(\theta_i, \phi_j) > AF(\theta_i, \phi_{j-1}) \text{ 且} \\ AF(\theta_i, \phi_j) > AF(\theta_i, \phi_{j+1}) \end{cases} \quad (13)$$

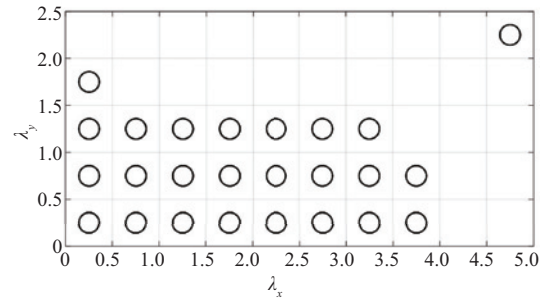
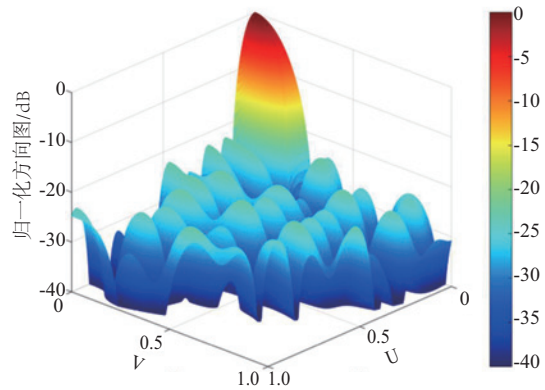
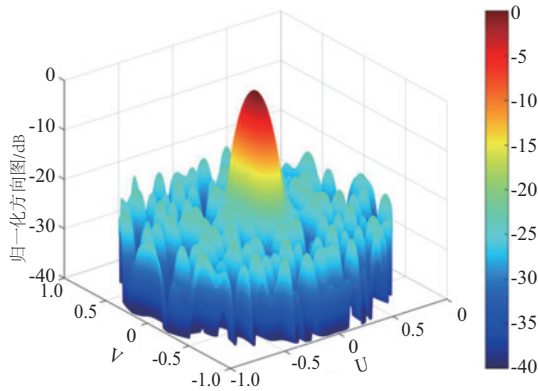


图5 阵元预处理位置分布

其次,在上述基础上,结合改进的非对称矩阵映射法以及SEEFO算法进一步优化阵元位置。优化后的最优四分之一阵列天线方向图如图6(a)所示,最优全阵列天线方向图如图6(b)所示。图7给出了最优四分之一阵列天线方向图位于 $\phi = 0^\circ$, $\phi = 30^\circ$, $\phi = 60^\circ$ 和 $\phi = 90^\circ$ 的切面图。由图7可得,在所有平面上优化得到最优 $PSLL$ 为 -22.596 dB。图8展示了本文方法与各参考文献之间的归一化天线方向图仿真对比。较于文献[11]最优



(a) 四分之一阵列方向图



(b) 全阵列方向图

图6 四分之一阵列及全阵列方向图

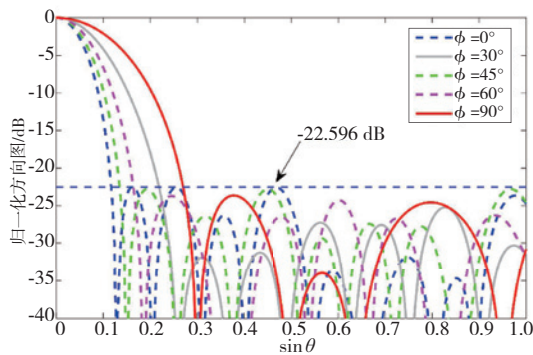


图7 最优四分之一阵列天线方向图

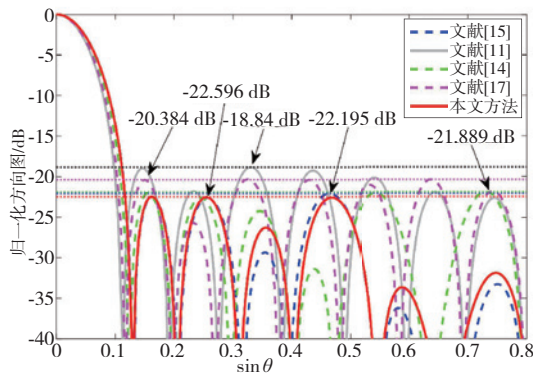


图8 峰值旁瓣电平对比

$PSLL$ (-18.84 dB)提升3.756 dB;较于文献[14]最优 $PSLL$ (-21.886 dB)提升0.71 dB;相较于文献[15]最优 $PSLL$ (-22.195 dB)提升0.401 dB;较于文献[17]最优 $PSLL$ (-20.384 dB)提升2.212 dB。

图9给出了利用本文方法与利用文献[15]方法得到的最优阵元位置分布对比结果,表1给出了最优阵元位置的具体坐标。

为了确保仿真结果具有统计学上的显著性,

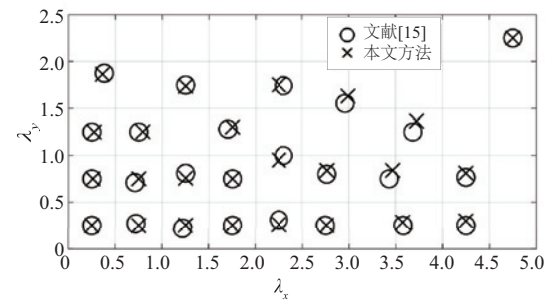


图9 阵元位置分布对比图

表1 最优四分之一阵元位置分布

行	列1	列2	列3	列4	列5	列6	列7	列8	列9
4	0.36,								4.75,
	1.86								2.25
3	0.27,	0.79,	1.25,	1.75,	2.25,	2.99,	3.72,		
	1.25	1.25	1.74	1.30	1.75	1.63	1.37		
2	0.26,	0.75,	1.25,	1.75,	2.25,	2.77,	3.47,	4.25,	
	0.75	0.75	0.76	0.75	0.95	0.84	0.84	0.81	
1	0.25,	0.75,	1.25,	1.75,	2.25,	2.76,	3.58,	4.25,	
	0.25	0.25	0.25	0.25	0.26	0.25	0.28	0.30	

进行蒙特卡洛实验。图10给出了进行100次蒙特卡洛实验的结果,100次蒙特卡洛实验平均最优 $PSLL$ 为-21.701 dB。相较于文献[14]平均最优 $PSLL$ (-20.456 dB)提升1.245 dB;相较于文献[15]平均最优 $PSLL$ (-20.776 dB)提升0.925 dB。表2给出了蒙特卡洛实验详细对比信息。

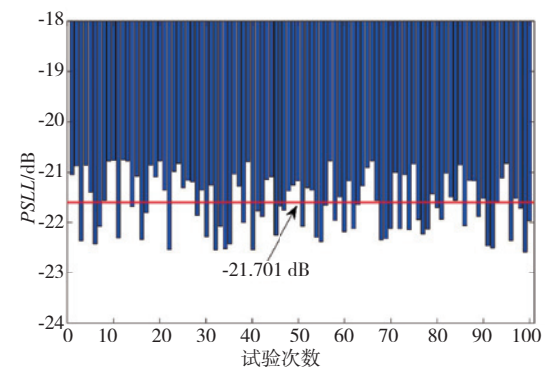


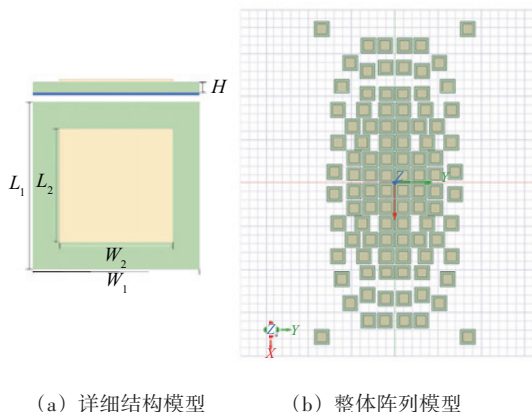
图10 蒙特卡洛实验结果

表2 蒙特卡洛实验性能对比

算法	PSLL/dB	平均峰值旁瓣电平/dB
MGA ^[11]	-18.840	
DE-MM ^[17]	-20.384	
DE-AMM ^[14]	-21.886	-20.456
CSSA ^[15]	-22.195	-20.776
SEEFO	-22.596	-21.701

综上可得,本文实验验证了所提方法的有效性和可靠性。本文首先利用密度加权法生成初始状态矩阵,弥补了随机生成矩阵的劣势;其次本文结合了高性能SEFO算法和改进的非对称映射方法,充分提升了算法的寻优能力和阵元自由度;最后,通过实验结果的对比,充分验证了本文方法的有效性和可靠性。为了验证本文方法的实用性,继续进行相关实验。

为了评估所提方法的实用价值,使用全波电磁场求解器HFSS作为仿真工具,在全波仿真模型上进行实验。采用矩形微带贴片天线进行仿真。在设计矩形微带贴片天线时,需要考虑贴片天线尺寸与理想阵元间距之间的平衡关系。如图11(a)所示,本文设计的贴片天线由三层组成。最下面一层为参考地,长度 L_1 为33.87 mm,宽度 W_1 为33.87 mm;中间层为介质层,采用的材料为Rogers RT/duroid 5880 (tm),相对介电常数为2.2,损耗角正切为0.000 9。长度和宽度与参考地一致,高度 H 为1.575 mm;最上面一层为辐射源,长度 L_2 为23.6 mm,宽度 W_2 为23.6 mm。另外,设置贴片天线的激励方式为Lumped Port激励;采用同轴探针馈电;边界条件设置为理想边界条件。依据表1设计整体稀布阵列天线模型,图11(b)给出了整体稀布阵列天线模型的俯视图。



(a) 详细结构模型 (b) 整体阵列模型

图11 贴片天线结构与仿真模型

进行HFSS仿真实验,得到的 S_{11} 参数曲线如图12所示。从图中可以看出,贴片天线工作的谐振点为4 GHz左右,并且 $S_{11} < -10$ dB的工作频带为3.96 ~ 4.06 GHz。

图13给出了HFSS仿真后的三维天线增益方

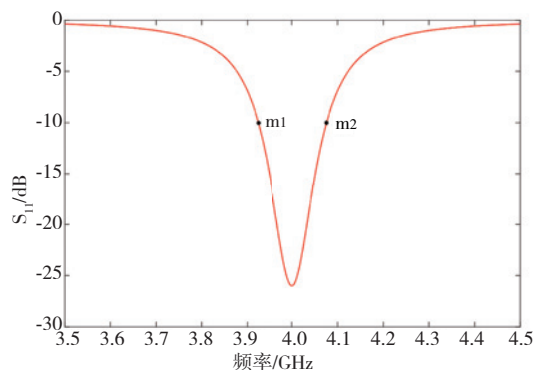


图12 回波损耗曲线图

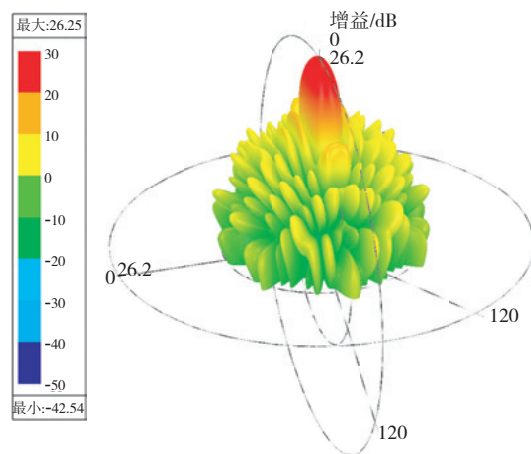


图13 三维天线增益方向图

向图。仿真结果表明,该方法适用于实际的阵列天线优化设计,具有一定的应用价值。

为明确所提算法优化后的稀布阵列在实际应用中能够稳定工作的扫描角范围,进行实验求解其有效扫描边界,并验证该范围内的方向图性能。

依据相控阵波束扫描的相关理论,波束扫描角度的增大会引发波瓣宽度随之变大。不仅如此,当扫描角度增大,增益方向图还会出现较为明显的副瓣、栅瓣,进而造成峰值旁瓣电平偏高的现象。一般来说,在能够稳定工作的扫描角度范围内,不同扫描角相对于零扫描角峰值旁瓣电平允许升高1~3 dB;主瓣宽度相对于零扫描角允许增加10%~20%。图14为不同扫描角度下的方向图。由图14可得,当扫描角度为 12° 时,最低峰值旁瓣电平为-20.097 dB;相较于零扫描角峰值旁瓣电平升高2.499 dB;主瓣宽度增加5.98%。因此,本文所提算法优化后的稀布阵列在实际应用中能够稳定工作的扫描角范围为 $-12^\circ \sim 12^\circ$ 。

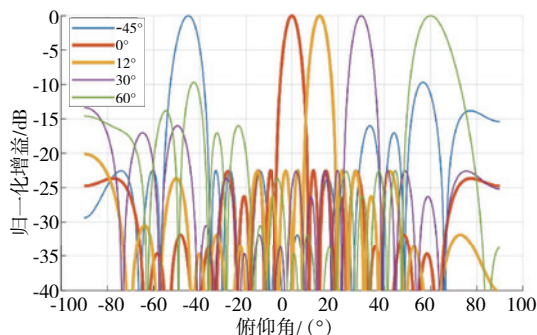


图14 不同扫描角度方向图

4 结束语

针对多约束稀布矩形平面阵列优化问题,本文提出了一种SEEFO算法驱动的稀布阵列天线优化方法。实验结果表明,该方法可以提高多约束条件下稀布矩形平面阵列天线的优化性能以及提高优化效率,有效降低天线的峰值旁瓣电平。此外,全波仿真实验被用来评估所提出的方法的可靠性,对阵列天线的优化设计和工程应用具有一定的参考价值。

参考文献:

- [1] PINCHERA D, MIGLIORE M D, PANARIELLO G. Synthesis of Large Sparse Arrays Using IDEA (Inflating-Deflating Exploration Algorithm) [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2018, 66(9): 4658-4668.
- [2] XU Mingming, ZHANG Chen, QIAO Haidong, et al. Sparse Antenna Array with Flat-Top and Sharp Cutoff Radiation Patterns[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2023, 71(6): 4695-4703.
- [3] KERZHNER Y, EPSTEIN A. Metagrating-Assisted High-Directivity Sparse Regular Antenna Arrays for Scanning Applications [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2023, 71(1): 650-659.
- [4] BUI-VAN H, ABRAHAM J, ARTS M, et al. Fast and Accurate Simulation Technique for Large Irregular Arrays [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2018, 66(4): 1805-1817.
- [5] LIU Foxiang, LIU Yanhui, SUN Yuehong, et al. Synthesis of Large Ultrawideband Sparse Planar Arrays by Utilizing a Cooperative Coevolutionary Iterative Fourier Transform [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2023, 22(8): 1833-1837.
- [6] GU Pengfei, WANG Gui, FAN Zhenhong, et al. An Effective Method for the Synthesis of Wideband and Wide-Scanning Sparse Planar Array [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2022, 70(4): 3064-3069.
- [7] 洪艳军,唐骏,袁江南,等.基于互质阵列的阵元排布优化方法[J].雷达科学与技术,2024,22(3):341-348.
- [8] WANG Ruiqi, JIAO Yongchang. Synthesis of Wideband Rotationally Symmetric Sparse Circular Arrays with Multiple Constraints[J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2019, 18(5): 821-825.
- [9] OLIVERI G, CARLIN M, MASSA A. Complex-Weight Sparse Linear Array Synthesis by Bayesian Compressive Sampling[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2012, 60(5): 2309-2326.
- [10] GU Pengfei, WANG Gui, FAN Zhenhong, et al. An Efficient Approach for the Synthesis of Large Sparse Planar Array [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2019, 67(12): 7320-7330.
- [11] CHEN Kesong, YUN Xiaohua, HE Zishu, et al. Synthesis of Sparse Planar Arrays Using Modified Real Genetic Algorithm [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2007, 55(4): 1067-1073.
- [12] JIANG Yi, ZHANG Shu, GUO Qiang. An Effective Two-Step Approach to the Synthesis of Uniform Amplitude Linear Arrays [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2017, 16:437-440.
- [13] 姚敏立,王旭健,张峰干,等.基于动态参数差分进化算法的多约束稀布矩形面阵优化[J].电子与信息学报,2020,42(5):1281-1287.
- [14] DAI Dingcheng, YAO Minli, MA Hongguang, et al. An Asymmetric Mapping Method for the Synthesis of Sparse Planar Arrays [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2018, 17(1): 70-73.
- [15] TIAN Xue, WANG Bin, TAO Kui, et al. An Improved Synthesis of Sparse Planar Arrays Using Density-Weighted Method and Chaos Sparrow Search Algorithm [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2023, 71(5): 4339-4349.
- [16] 陶奎,王斌,田雪,等.基于改进型灰狼优化算法和窗函数加权的稀布矩形平面阵列天线综合[J].电波科学学报,2024,39(3):492-501.
- [17] LIU Heng, ZHAO Hongwei, LI Weimei, et al. Synthesis of Sparse Planar Arrays Using Matrix Mapping and Differential Evolution [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2016, 15: 1905-1908. (下转第154页)

一种双频星载 InSAR 高度计系统设计与仿真

张绪锦, 桂少婷, 张佳佳, 牛 蕾

(中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088)

摘 要: 传统卫星雷达高度计采用一维测量工作体制, 不能同时兼顾时间和空间分辨率。本文提出一种由 Ku 和 Ka 频段组成的近星下点小视角观测干涉合成孔径雷达 (Interferometric Synthetic Aperture Radar, InSAR) 测量系统, 通过两个频段各自观测不同区域, 然后将两个观测区域进行拼接得到大的观测幅宽。星载 InSAR 系统干涉基线的两端安装有共口径双频有源相控阵天线, 可灵活调动天线波束指向。工作时序为每组两个脉冲, 以交替发射信号和接收回波的方式分别观测卫星左侧或右侧区域。为避免双频段之间产生发射遮挡和相互干扰, 两个频段采用相同的脉冲重复频率工作。计算机仿真和实际数据反演结果表明, 本文所述方法可同时获得高精度海面高程和大的观测幅宽。

关键词: 双频段; 雷达高度计; 计算机仿真; 观测幅宽

中图分类号: TN953

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0148-07

引用格式: 张绪锦, 桂少婷, 张佳佳, 等. 一种双频星载 InSAR 高度计系统设计与仿真[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 148-154.

ZHANG Xujin, GUI Shaoting, ZHANG Jiajia, et al. Design and Simulation of a Dual-Frequency Spaceborne InSAR Altimeter System[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 148-154.

Design and Simulation of a Dual-Frequency Spaceborne InSAR Altimeter System

ZHANG Xujin, GUI Shaoting, ZHANG Jiajia, NIU Lei

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

Abstract: Traditional satellite radar altimeters operate in a one-dimensional measurement mode, which cannot achieve high temporal and spatial resolution simultaneously. In this paper, a near-nadir small-field-of-view interferometric synthetic aperture radar (InSAR) measurement system composed of Ku and Ka bands is proposed. The two bands are used to observe different regions respectively, and then the two observation areas are spliced to obtain a large swath width. The spaceborne InSAR system is equipped with dual-frequency shared-aperture active phased array antennas at both ends of the interferometric baseline, which can flexibly adjust the antenna beam pointing. The operating sequence involves two pulses per group, alternately transmitting signals and receiving echoes to observe the areas on the left or right side of the satellite. To avoid transmission blocking and mutual interference between the two frequency bands, both bands work at the same pulse repetition frequency. The results of computer simulations and real data inversions demonstrate that the method described in this paper can obtain high-precision sea surface height and large observation swath width at the same time.

Key words: dual-frequency band; radar altimeter; computer simulation; swath width

0 引 言

干涉合成孔径雷达 (InSAR) 测量是获取大区域、高精度数字高程模型 (Digital Elevation Model, DEM) 的有效手段, 工作时通过避开星下点发射线性调频信号获得较高的空间分辨率。雷达高度计

是观测海洋的重要仪器, 它能获得海面高度、有效波高和后向散射系数等参数, 但传统雷达高度计受工作体制所限, 只能实现一维测量, 空间分辨率低, 且观测范围有限。近年来, 随着研究地球物理和海洋现象的需要, 为了获得更大的观测范围和更高的测量精度, 各国科研人员致力于研究将合

成孔径雷达和传统雷达高度计功能结合起来的近星下点宽幅干涉成像观测系统,且测量波段的选取从低频段向高频段发展,如用于海洋研究的SWOT(Surface Water and Ocean Topography)观测计划等^[1-8]。

为实现高精度测量和大幅宽观测,本文提出了一种由Ku和Ka双频段组成的星载海洋合成孔径雷达干涉测量系统,结合系统设计参数对高程测量精度和观测幅宽等主要指标进行了计算机仿真,并运用实际数据进行了设计验证。

1 双频干涉测量

InSAR充分利用雷达两副不同位置天线回波信号的相位信息来获得观测对象的高度信息,干涉测量的基本原理如图1所示。图中 A_1 、 A_2 为两个干涉测量天线,虚线为无误差时的测量几何位置关系。回波路径差 Δr 与入射角 θ 有关,根据干涉测量的几何关系有

$$\Delta r = r_2 - r_1 = B \sin \theta \quad (1)$$

两部天线接收的信号相位差为

$$\phi = \frac{2\pi}{\lambda} \Delta r = \frac{2\pi}{\lambda} \cdot B \sin \theta \quad (2)$$

式中, λ 为雷达波长, B 为干涉基线长度。

$$\theta = \arcsin \left(\frac{\phi}{B} \cdot \frac{\lambda}{2\pi} \right) \quad (3)$$

所以,目标的高度 h 可根据式(4)计算:

$$h = H - r_1 \cos \theta \quad (4)$$

式中, H 为相对于基准(如大地水准面)的卫星高度(基线中心)。

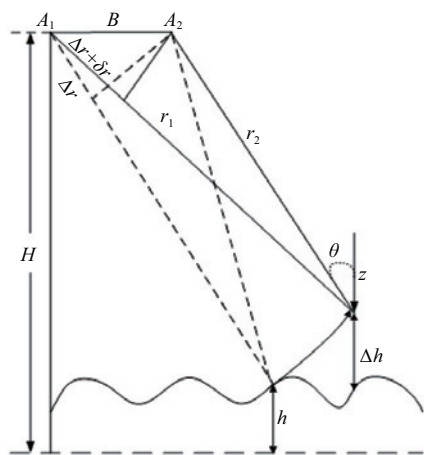


图1 InSAR测量原理

设干涉测量中噪声相位误差为 $\Delta\phi$,则引起的高度测量误差 Δh 为

$$\Delta h = \frac{\lambda r \tan \theta}{2\pi B} \Delta\phi = \frac{\lambda}{B} \cdot \frac{r \tan \theta}{2\pi} \Delta\phi \quad (5)$$

式中, r 为卫星到测量目标的距离, θ 为对应的下视角。从式中可知,下视角 θ 越小,则高程测量精度越高。在卫星轨道高度和雷达相位误差确定的条件下,该式有以下关系:

1) 高程测量误差 Δh 与雷达波长 λ 成正比,即频段越高误差越小;

2) 高程误差 Δh 与基线 B 成反比,即基线越长误差越小;

3) 高程误差 Δh 与 λ/B 的比值相关。

星载SAR天线最小不模糊面积的限制如下:

$$A_{\min} = \frac{4v_s \lambda R}{c} \tan \theta \quad (6)$$

式中, θ 为入射角, c 为光速。从上式可知,在其他条件相同的情况下,由于高频段的波长短,需要的天线不模糊面积比低频段小,故在星载空间环境受限的条件下,可更好满足卫星平台的适装性要求,因此双频系统由Ka和Ku频段组成。

双频宽幅干涉测量示意如图2所示。

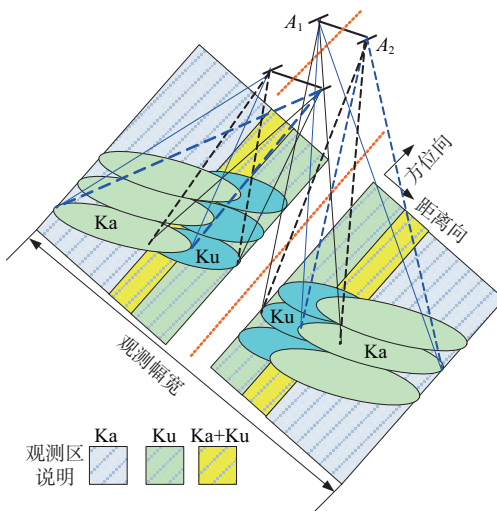


图2 双频宽幅干涉测量示意图

InSAR采用近星下点(下视角不大于 10°)方式观测,天线为有源相控阵体制,通过波控调整波束指向可灵活观测右侧或左侧区域^[9-10]。双频干涉测量示意如图3所示。

双频宽幅观测模式采用以下方式工作:

1) 工作时1个天线发射,2个天线同时接收。

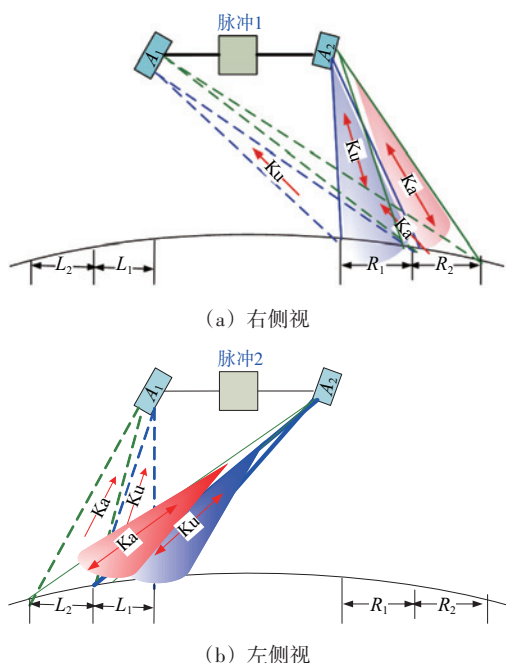


图3 双频宽幅干涉测量采样示意图

工作时序为每组2个脉冲,交错观测左边或右边区域。

2) Ku频段采用小占空比和较小的下视角对近星下点区域(R_1 或 L_1)进行小范围观测,以减少星下点盲区和提高测量精度。

3) Ka频段采用大占空比工作,对外侧区域(R_2 或 L_2)进行大范围观测。

4) 通过将双频段各自的观测区域拼接获取1个大的观测幅宽。

5) 为避免双频段之间的发射遮挡和相互干扰^[11],工作时2个频段采用相同的脉冲重复频率(Pulse Repetition Frequency, PRF)。

2 系统仿真设计

2.1 后向散射系数确定

小视角($0^\circ \sim 15^\circ$)下海洋环境的后向散射系数的计算与常规SAR不同,其后向散射系数遵从Vandemark模型^[12],该模型为与风速相关的函数,表达式为

$$\sigma_{ka}^0 = \frac{|R(\theta)|^2}{mss'_{ka}} \sec^4 \theta e^{-\frac{\tan^2 \theta}{mss'_{ka}}} \quad (7)$$

式中: θ 为入射角; $|R(\theta)|^2$ 为菲涅耳(Fresnel)反射系数,取 $|R(\theta)|^2 = 0.52$; mss'_{ka} 为表面波坡度均方根

估计,是风速百分比 p 的参数化函数模型。

全球海面风速瑞利(Rayleigh)分布函数为

$$mss'_{ka} = 0.019 \log(8.53 \sqrt{-\log(1-p)}) \quad (8)$$

当风速百分比 p 分别为50%、68%、99%三种情况下,在 $0^\circ \sim 15^\circ$ 入射角范围的海洋后向散射系数仿真结果如图4所示。通常在计算海洋后向散射系数时取 $p=68\%$,从图4可以看到当入射角 $\leq 5^\circ$ 时,要求的后向散射系数 ≥ 10.3 dB;当入射角 $\leq 10^\circ$ 时,后向散射系数 ≥ 8 dB。在系统仿真计算时,需要根据入射角范围,确保雷达灵敏度的设计满足对应噪声等效系数(Noise Equivalent Signal Zero, NESZ)的指标要求。

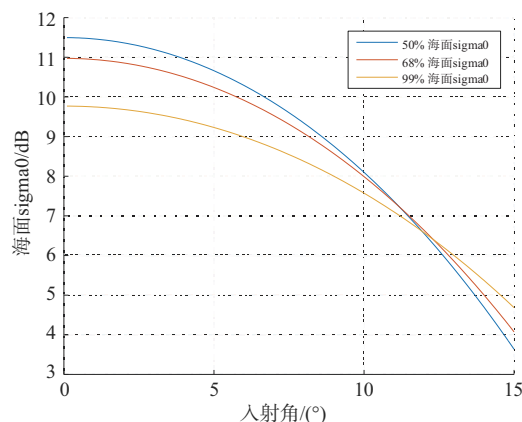


图4 不同入射角下海洋后向散射系数

2.2 指标仿真

作为高精度和宽幅测量相结合的新型海洋高度计,系统指标以绝对测高精度优于 $3\text{cm}@5\text{km}^*$ 、 5km 、观测幅宽优于 300 km 为目标进行设计,双频InSAR仿真参数如表1所示。

表1 双频InSAR仿真参数

参数	参数值
轨道高度	989 km
地球半径	6 371 km
干涉基线长度	10 m
轨道测量误差	1 cm
斜距误差	1 cm
基线长度误差	6 μm
基线倾角误差	0.03"
双工作频段	Ku & Ka
Ku中心频率	16 GHz
Ka中心频率	35.75 GHz

续表

参数	参数值
信号带宽	200 MHz
Ku天线尺寸(A×R)	4.992 m×0.312 m
Ka天线尺寸(A×R)	4.992 m×0.26 m
Ku波束展宽系数	不展宽
Ka波束展宽系数	3.42倍
天线增益(Ku, Ka)	45.2 dB、45.8 dB
Ku发射峰值功率	89 W
Ka发射峰值功率	1 185 W
Ku工作占空比	0.5%
Ka工作占空比	5%

基于仿真参数,生成相应轨道高度的星载SAR斑马图。为避免Ka频段和Ku频段在工作时相互干扰或信号被遮挡,需在这两种波段的斑马图中选择相同的脉冲重复频率。这一过程的结果分别展示在图5和图6中。图中蓝色为星下点干扰回波,红色为发射遮挡脉冲。

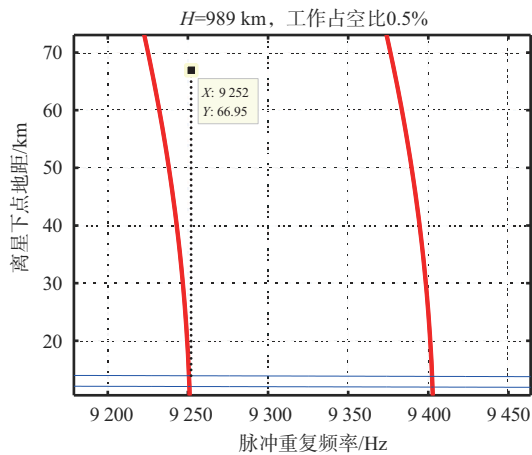


图5 Ku频段斑马图

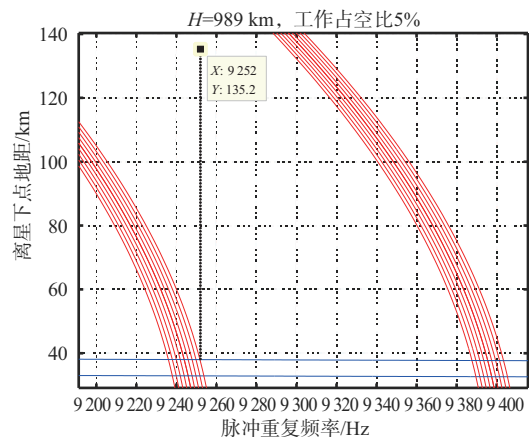


图6 Ka频段斑马图

海洋环境下满足Ku和Ka双频段灵敏度要求的仿真结果如图7所示。

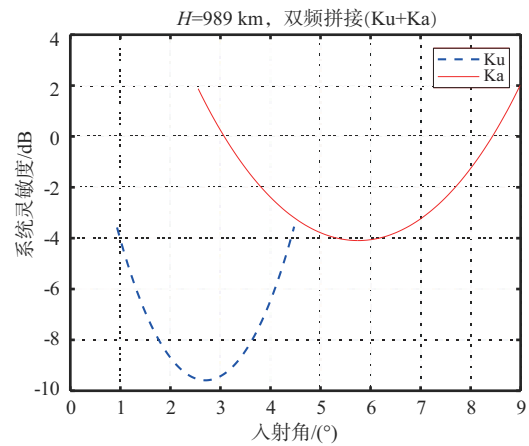


图7 Ku和Ka拼接后的NESZ指标

从图7可知,当Ku和Ka同时工作时,整个观测区的入射角范围为 $0.93^{\circ} \sim 9^{\circ}$,其中 $0.93^{\circ} \sim 4.47^{\circ}$ 为Ku频段, $2.54^{\circ} \sim 9^{\circ}$ 为Ka频段。 $2.54^{\circ} \sim 4.47^{\circ}$ 为两波段重叠区域(约15 km),重叠部分在计算总观测带时已扣除。双频模式下InSAR卫星观测覆盖范围如图8所示,总覆盖范围为302 km。图9为Ku和Ka在各自观测区域内的绝对高程测量精度曲线,从图中可知,在入射角小于 9° 的条件下绝对高程精度优于3 cm。

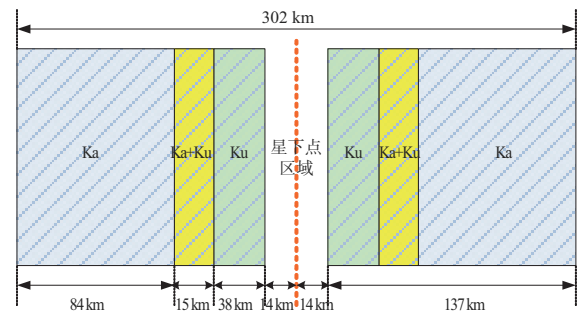


图8 双频InSAR观测覆盖范围示意图

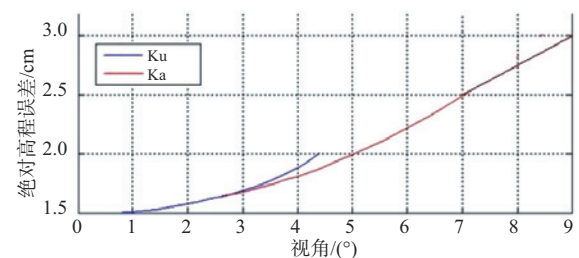


图9 高程测量绝对误差

仿真结果汇总见表2。

表2 双频 InSAR 指标

指标项	Ku 频段	Ka 频段
成像模式	条带	条带
重复频率/Hz	9 252	9 252
观测带(双侧)/km	53×2	99×2
灵敏度(NESZ)/dB	≤-3.55	≤2.0
方位模糊度/dB	≤-25.53	≤-25.57
距离模糊度/dB	≤-42.38	≤-27.01
分辨率(A×R)/m ²	5×40	5×18
入射角范围/(°)	0.93~4.47	2.54~9
绝对高程精度/cm	≤2	≤3

2.3 数据反演

课题组开发了相应的仿真软件,通过操作界面可根据系统需求设置卫星的轨道参数,2个频段的发射功率、脉冲长度、信号带宽等雷达参数,以及基线误差、倾角误差、斜距误差、卫星高度误差等。仿真过程包括海面电磁散射仿真、动态海面回波生成、成像处理、干涉处理等步骤,最后得到反演的海面高度。操作界面的局部如图10所示。

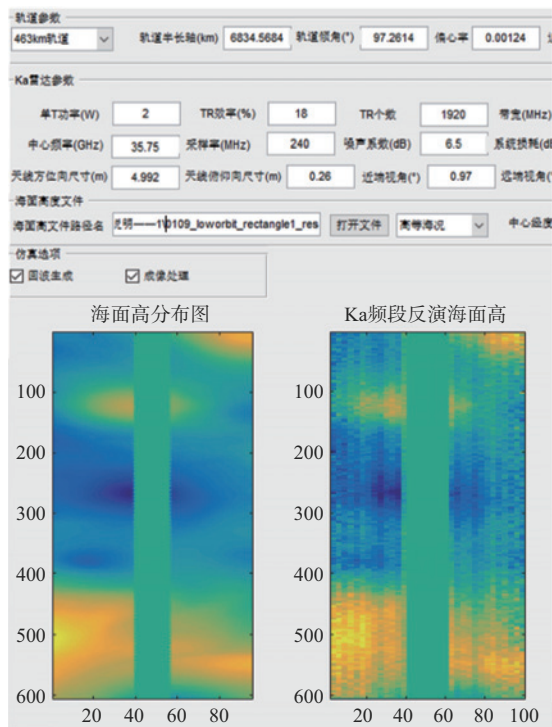


图10 仿真界面局部图

双频星载 InSAR 海面高度反演流程如图11所示。

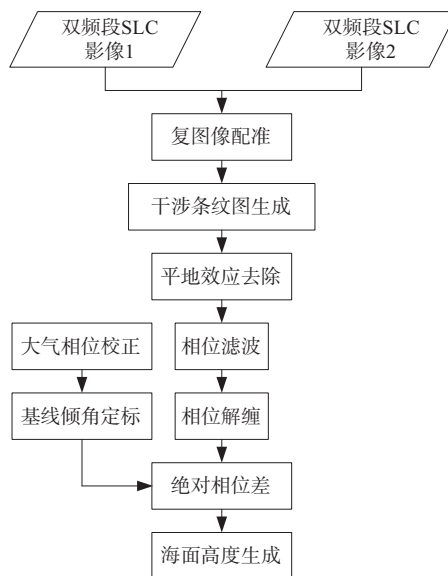


图11 海面高度反演流程

为了验证系统设计指标的可实现性,课题组使用了由青岛海洋科学与技术试点国家实验室提供的海面高度(Sea Surface Height, SSH)测试数据对海面高程反演精度、观测幅宽等关键参数进行验证,测试数据选取区域的经、纬度范围如图12所示。

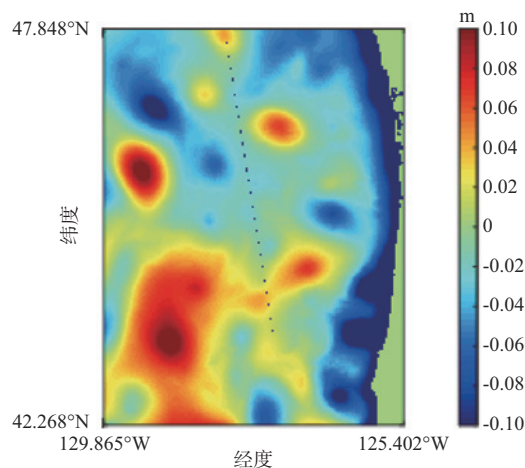


图12 测试数据选取区域示意图

数据参数说明:

轨道高度:989 km;

轨道倾角:99.424 4°;

分辨率:0.75 km(经度)×0.75 km(纬度)。

仿真设置了高海况(海况1)和低海况(海况2)两种场景,分别考察其高程反演结果,两种海面环境参数的设置见表3。

表3 海面环境参数设置

海况	风速	风向	有效波高
海况1	10 m/s	0°	2.08 m
海况2	3 m/s	0°	0.20 m

将双频 InSAR 系统参数代入仿真,当网格划分为 3 km×3 km 时,其他误差项取值见表 4。

表4 反演仿真各误差项取值 cm

误差项	高海况	低海况
电离层误差	0.004	0.004
海况+运动偏差	0.648 4	0.291 5
干对流层	0.05	0.05
湿对流层	0.426	0.426
径向误差	1	1
算法+随机误差	0.702	0.518
总误差	2.830 4	2.289 5

对海况 1 的仿真结果如图 13~15 所示。

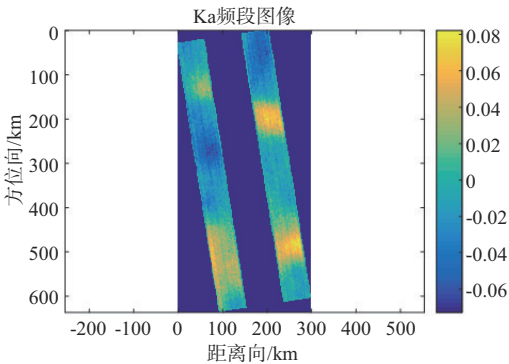


图13 Ka 频段反演结果(海况 1)

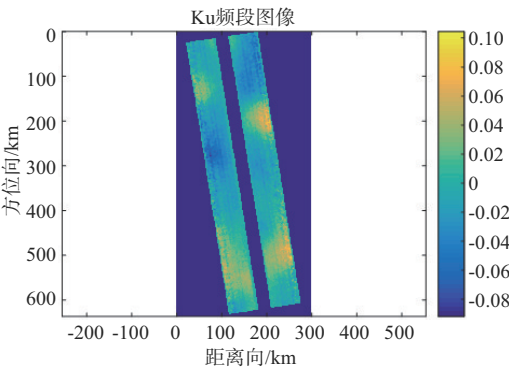


图14 Ku 频段反演结果(海况 1)

从 Ku+Ka 频段对海况 1 的反演合成图可以看到,经过双频段拼接后,距离向观测带达到 300 km 以上。对海况 2 也做相同处理后,两种海况含平台等误差后反演汇总结果见表 5。

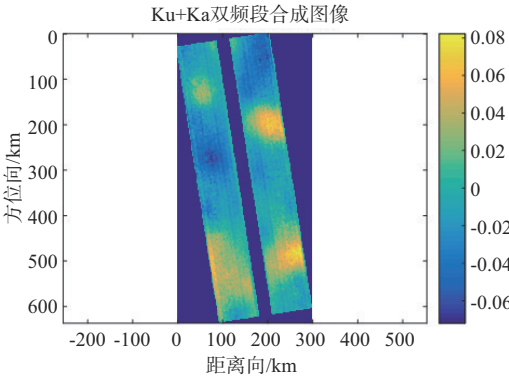


图15 Ku 和 Ka 频段反演合成图(海况 1)

表5 高程反演结果

海况	频段	高程误差
海况 1	Ka 频段	1.349 1 cm
	Ku 频段	1.992 8 cm
	Ku+Ka 合成	1.623 6 cm
海况 2	Ka 频段	1.509 1 cm
	Ku 频段	2.267 2 cm
	Ku+Ka 合成	1.844 cm

从表 5 可以看到,在两种海况下 Ka 频段的绝对高程误差不大于 1.51 cm,Ku 频段的绝对高程误差不大于 2.27 cm,经过 Ku+Ka 双频合成校正后的反演误差不大于 1.85 cm,实际数据高程反演结果优于前面系统性能仿真 3 cm 的指标。

3 结束语

2022 年 12 月 16 日由美国国家航空航天局(NASA)和法国国家空间研究中心(CNES)联合开发研制的 SWOT 卫星成功发射,充分展现了干涉合成孔径雷达高度计在 高程监测、地形反演、水量监测等方面具有更加广泛的应用,为探究地球水资源变化提供了科学依据。本文提出由 Ku 和 Ka 双频段组成的近星下点小视角干涉合成孔径雷达星载测量系统,为新一代星载海洋雷达观测系统的研制提供了一种新颖的设计思路。干涉测量系统以交替发射脉冲信号和接收回波的方式分别观测卫星左边或右边区域,两个频段各自观测不同的区域,通过将两个观测区域进行拼接从而获得大的观测幅宽。仿真设计和测试数据验证的结果表明,该系统可以同时获取高精度海面高程反演结果和大的观测幅宽。

参考文献:

- [1] FJORTOFT R, GAUDIN J-M, POURTHIE N, et al. KaRIn on SWOT: Characteristics of Near-Nadir Ka-Band Interferometric SAR Imagery[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(4):2172-2185.
- [2] LIU Yongqing, LIU Peng, ZHAI Limin, et al. Design and Implementation of Automatic Gain Control Algorithm for Ocean 4A Scatterometer [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2025, 36(2):344-352.
- [3] KITTEL C M M, JIANG L, TØTTRUP C, et al. Sentinel-3 Radar Altimetry for River Monitoring-A Catchment-Scale Evaluation of Satellite Water Surface Elevation from Sentinel-3A and Sentinel-3B [J]. Hydrology and Earth System Sciences, 2021, 25(1):333-357.
- [4] SANCHEZ-ROMAN A, PASCUAL A, PUJOL M I, et al. Assessment of DUACS Sentinel-3A Altimetry Data in the Coastal Band of the European Seas: Comparison with Tide Gauge Measurements [J]. Remote Sensing, 2020, 12(23):3970.
- [5] SANTOS-FERREIRA A M, DA SILVA J C B, MAGALHAES J M, et al. Effects of Surface Wave Breaking Caused by Internal Solitary Waves in SAR Altimeter: Sentinel-3 Copernicus Products and Advanced New Products [J]. Remote Sensing, 2022, 14(3):587.
- [6] OPHAUG V, BREILI K, ANDERSEN O B. A Coastal Mean Sea Surface with Associated Errors in Norway Based on New-Generation Altimetry [J]. Advances in Space Re-

search, 2021, 68:1103-1115.

- [7] 宿潇野, 李小涛, 苏巧梅, 等. 合成孔径雷达高度计应用研究进展[J]. 水利水电技术(中英文), 2023, 54(10):103-114.
- [8] 苏钊维, 王运华, 白依宁, 等. 干涉雷达高度计的中性层大气传播路径误差分析[C]//第十八届全国电波传播年会, 青岛: 中国电子学会, 2023:148-151.
- [9] 张博, 李振生. 一种宽带 Ku/Ka 频段馈源网络的设计[J]. 无线电通信技术, 2025, 51(2):419-426.
- [10] 鲁加国, 张洪涛, 汪伟, 等. 一种双频多极化共口径波导天线阵列[J]. 西安电子科技大学学报, 2022, 49(2):29-35.
- [11] 江凯. 空天基合成孔径雷达多域抗干扰技术综述[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(4):355-368.
- [12] NASA. SWOT Project Mission Performance and Error Budget[R]. Pasadena: Jet Propulsion Laboratory, California Institute of Technology, 2017.

作者简介:

张绪锦(通信作者) 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为 SAR 系统设计技术、雷达信号处理。

桂少婷 女, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为 SAR 系统设计技术。

张佳佳 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为新体制雷达系统设计技术。

牛 蕾 女, 硕士, 研究员, 主要研究方向为 SAR 图像分析、情报应用。

(上接第147页)

- [18] ZHAO Weiguo, WANG Liying, ZHANG Zhenxing, et al. Electric Eel Foraging Optimization: A New Bio-Inspired Optimizer for Engineering Applications [J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238: 122200.
- [19] 费陈, 赵亮, 贺拥亮, 等. 城市环境下无人机群目标打击航迹规划[J]. 现代防御技术, 2025, 53(1):1-10.
- [20] 邓智予, 谢静, 崔东文. 基于TVFEMD II-十种鱼群算法-DHKELM模型的日含沙量预测[J]. 中国农村水利水电, 2025(3):61-70.
- [21] XU Zhenyang, ZHANG Zuofu, REN Fuqiang, et al. A Parameter Adaptive EEFO VMD Method to Mitigate Noise and Trend Interference of Blast Vibration Signals [J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 10035.
- [22] 王鑫玮, 冯锋. 基于多策略改进的电鳗觅食优化算法

[J]. 计算机科学, 2025, 52(11):245-254.

作者简介:

陈玉锋 男, 硕士, 主要研究方向为天线方向图综合、优化。

龙伟军(通信作者) 男, 博士, 教授, 主要研究方向为新体制雷达, 智能感知与信息融合及其在军事、气象、智慧交通、生物医学等领域的应用。

何洋洋 男, 硕士, 工程师, 主要研究方向为电磁兼容。

徐艺卓 女, 硕士, 主要研究方向为天线方向图综合。

郝振中 男, 博士, 主要研究方向为机会阵雷达天线方向图综合。

基于 Sip 封装的高功率宽频段全极化 T/R 组件设计

梁占刚^{1,2}, 刘发林¹, 刘志红^{1,2}, 李瀚文¹, 陈兴国²

(1. 中国科学技术大学电子工程与信息科学系, 安徽合肥 230026;

2. 中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088)

摘要: 针对相控阵雷达向多功能射频感知微系统方向发展的需求, 要求设备物理层面向高集成、微小型、共形方向发展, 功能层面向大带宽、多功能、多极化、多模式工作方向发展。基于此, 本文采用多通道高密度混合集成架构设计技术, 低成本异构多功能芯片设计技术, 射频信号在多维度、多介质中立体传输阻抗匹配优化设计等关键技术, 设计出一款基于系统级封装(Sip)的多通道、宽频段、全极化、高功率 T/R 组件。并通过引入控制理论中传递函数的思想, 提出一种高密度集成多场耦合稳健优化设计方法, 可有效地解决多物理场下 T/R 组件稳定性问题, 减少实物迭代次数, 提高设计效率。经测试验证, 组件幅相等指标一致性好, 能很好地满足新型板级多功能雷达的工作需要。

关键词: 系统级封装(Sip); 宽频段; 高功率; 多极化; T/R 组件

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0155-09

引用格式: 梁占刚, 刘发林, 刘志红, 等. 基于 Sip 封装的高功率宽频段全极化 T/R 组件设计[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 155-163.

LIANG Zhangang, LIU Falin, LIU Zhihong, et al. Design of High-Power Wideband Full-Polarization T/R Module Based on Sip[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 155-163.

Design of High-Power Wideband Full-Polarization T/R Module Based on Sip

LIANG Zhangang^{1,2}, LIU Falin¹, LIU Zhihong^{1,2}, LI Hanwen¹, CHEN Xingguo²

(1. Department of Electronic Engineering and Information Science, University of Science and Technology of China, Hefei 230026, China;

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

Abstract: To address the development requirements of phased array radar toward multifunctional radio frequency (RF) sensing microsystems, the physical layer of equipment must advance in high integration, miniaturization and conformality, while its functionality should evolve toward wide bandwidth, multifunction, multi-polarization and multi-mode operation. Building on this, this paper leverages multi-channel high-density hybrid heterogeneous integration architecture design and critical technologies such as 3D impedance matching for RF signal transmission across multi-dimensional and multi-medium environments, this study designs a Sip-packaged T/R module featuring multi-channel operation, wideband coverage, full-polarization agility and high-power capacity. By introducing a transfer function methodology, a robust optimization design approach for high-density integrated multi-physics coupling is proposed, effectively resolving stability challenges in T/R modules under multi-physical fields while enhancing design efficiency. Experimental validation confirms excellent amplitude-phase consistency across channels, demonstrating the module's capability to meet operational requirements of next-generation board-level multifunctional RF array microsystems.

Key words: Sip; wideband; high power; full-polarization; T/R module

0 引言

随着各国高新电子装备性能竞争日趋白热

化, 相控阵技术发展突飞猛进, 各种应用场景对雷达提出了大动态、大宽带、数字化、智能化、多模式等工作需求, 同时要求系统兼顾微小型、共形以及

低成本的设计需求。这就要求系统结构更加紧凑、体积更小、成本更低,新型片式架构T/R组件虽然体积重量比传统砖块式T/R组件有极大的减小^[1],但片式组件一般需要昂贵的弹性连接器实现电气互联,成本难以进一步降低,且受弹性连接器尺寸限制,体积难以进一步减小。系统级封装(Sip)是借助微电子组装工艺,将各种无源元件、有源芯片以及光电子、MEMS等其他器件封装在一个壳体内,从而在一个模块内实现各种异质、异构电路的系统集成。因此Sip技术在射频信号系统中的应用是实现集成化、小型化雷达系统掌握核心竞争力的关键,Sip技术与雷达技术的融合是新的发展趋势^[2-4]。采用射频Sip集成技术设计T/R组件,可以极大地提高组件的集成度,降低组件的体积和重量,进而实现相控阵雷达系统的高密度、可重构、自适应集成设计,降低系统复杂度,提高可靠性。

针对高新电子装备多功能、小型化设计需求,本文设计一款基于Sip封装的宽频段高功率全极化工作模式的T/R组件,通过时序控制T/R组件射频通道的幅度、相位指标,可以实现包含圆极化、椭圆极化、线极化、斜极化等多种极化工作方式。

1 T/R原理电路设计

对于一个沿 z 方向传播的平面电磁波,电场 E 可以表示为^[5]

$$\vec{E} = \vec{a}_x E_x + \vec{a}_y E_y \quad (1)$$

那么,电场 E 的瞬时方程可表达为

$$\vec{E}(z,t) = \vec{a}_x E_x \cos(\omega t - kz) + \vec{a}_y E_y \cos(\omega t - kz - \phi) \quad (2)$$

电场 E 的两个分量分别是

$$E_x(z,t) = E_{x0} \cos(\omega t - kz) \quad (3)$$

$$E_y(z,t) = E_{y0} \cos(\omega t - kz - \phi) \quad (4)$$

消除式(3)和(4)中的 $(\omega t - kz)$,即可得到两个分量之间满足的关系:

$$\left[\frac{E_x(z,t)}{E_{x0}} \right]^2 + \left[\frac{E_y(z,t)}{E_{y0}} \right]^2 - \left[\frac{2E_x(z,t)E_y(z,t)}{E_{x0}E_{y0}} \right] \cos\phi = \sin^2\phi \quad (5)$$

从式(5)可以看出,对于不同的 E_{x0} , E_{y0} 和 ϕ 值,电场 E 有不同的极化方式。

T/R组件作为射频通道,其自身单独没有极化特性,只有和天线相连接后配合天线阵面极化的要求设计的T/R组件才会有极化特性。因此,为了实现系统全极化的工作要求,根据式(5),需T/R组件每个射频通道的幅度、相位单独可调。

为了提高阵面应用的灵活性,采用4通道混合集成设计,如图1所示,T/R组件的H、V极化通道既能同时工作,又能单独工作。同时,每个通道的幅度、相位单独可控,以满足电子系统对不同极化模式的应用。

为了提高组件内部电路的集成度,如图1所示将该组件射频传输电路分成1个多功能模块和4个收放大通道模块。其中多功能模块,具有将串行数据转化为并行数据,对通道的幅度相位进行控制,并完成功率分配合成、收/发/负载态3种工

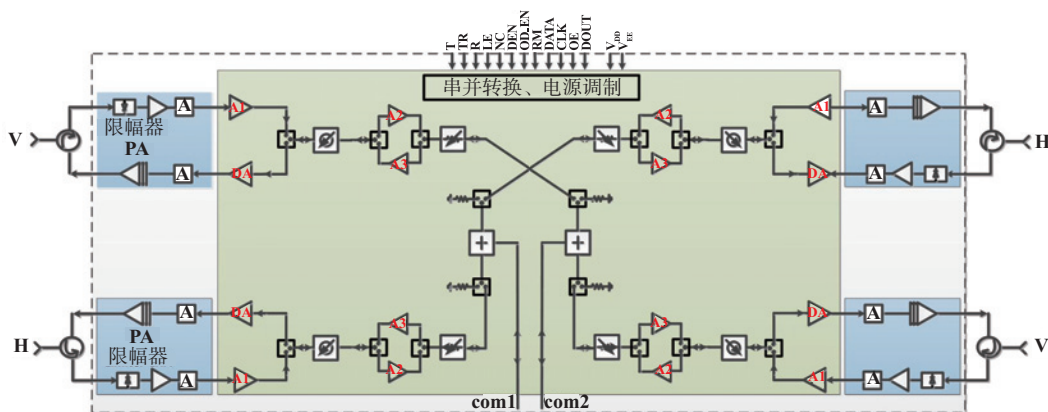


图1 T/R组件原理框图

作态转换等功能。同时,为4个收发放大通道,提供发射信号驱动放大和接收信号二级放大;4个收发放大通道主要包含功放芯片、限幅器芯片和低噪放芯片,收发通道主要完成发射信号高功率放大输出、接收信号低噪声放大接收。

2 T/R组件收发链路设计

2.1 T/R组件接收链路设计

噪声系数和动态范围是T/R组件接收通道的主要指标,在系统带宽确定的情况下,噪声系数决定了系统的临界灵敏度。根据设计需求,择优设计、选择芯片和器件。芯片技术指标如表1所示。

对H或V极化接收通道放大链路设计如图2所示:通过对接收链路计算,接收增益 ≥ 21.4 dB,满足 ≥ 20 dB技术指标要求。接收通道的最大输入电平受限于低噪放芯片的 P_{-1out} (≥ 4 dBm)和多功能芯片接收通道的 P_{-lin} (≥ 3.5 dBm),通过计算得到整个

表1 芯片技术指标

名称	接收指标	发射指标
多功能芯片	$Gain \geq -1.5$ dB $P_{-lin} \geq 3.5$ dBm	$Gain \geq 22$ dB $P_{-1out} \geq 22$ dBm
低噪声放大器	$Gain \geq 25$ dB $P_{-1out} \geq 4$ dBm $NF \leq 1$ dB	
限幅器	$IL = 0.5$ dB	
功率放大器		$Gain \geq 23$ dB $P_{-1out} = 40$ dBm

通道的输入 $P_{-1} \geq -20.2$ dBm,满足 ≥ -25 dB的指标要求。

接收通道噪声系数的计算公式为

$$F_{\Sigma} = F_1 + \frac{F_2 - 1}{G_1} + \frac{F_3 - 1}{G_1 G_2} + \dots \quad (6)$$

结合接收链路的器件指标,根据式(6)计算可得总的噪声系数 ≤ 2 dB,满足系统技术指标要求。

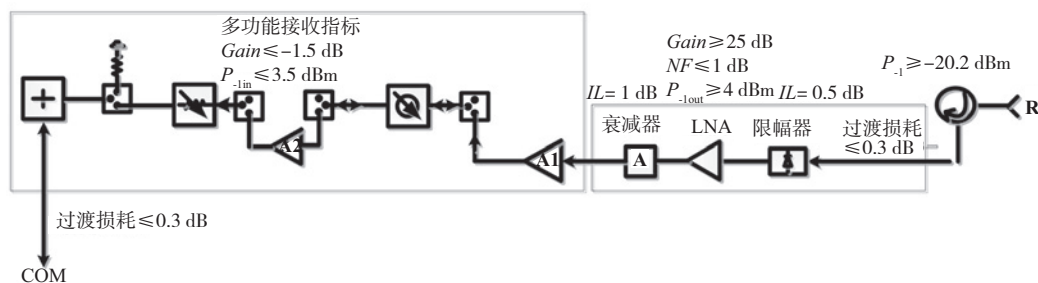


图2 T/R组件接收链路设计

2.2 T/R组件发射链路设计

根据表1芯片和器件发射状态技术指标,设计T/R组件的发射通道放大链路,如图3所示。

根据图3所示的发射通道链路指标分配,该组件发射激励信号功率为8 dBm输入时,组件的输出功率为39.7 dBm(9.3 W),满足设计要求。

2.3 低成本异构多功能芯片集成设计

该T/R组件对尺寸敏感,要求高密度集成,这就要求多功能芯片具有高集成小型化的特点。本文应用的多功能芯片将射频功能和波控控制功能通过异质异构的方式集成在一起,主要由GaAs芯片和Si芯片组成,GaAs具有良好的射频传输性能,Si具有先进制程支持超大规模电路集成及低成本

的特点,两者在射频电路领域与高速数字电路领域应用具有天然的互补优势,将两者通过垂直堆叠实现异质集成,突破平面布局的物理限制,结合优势,是推动半导体技术发展的趋势。

本文设计的多功能芯片,其中GaAs芯片基于0.15 μm PHEMT微波单片集成电路工艺技术制造,表面采用氮化硅钝化保护,GaAs芯片内部集成功率分配网络、数控移相衰减、收放大、极化开关等单元电路,实现四通道微波收发幅相控制功能。Si芯片基于Si CMOS(28 nm工艺)工艺技术制造,可将串行CMOS输入数据转换为并行-5/0 V输出信号控制移相衰减器以及开关;如图4和5所示,GaAs芯片与Si芯片采用金-金键合工艺实现三维异构集成。

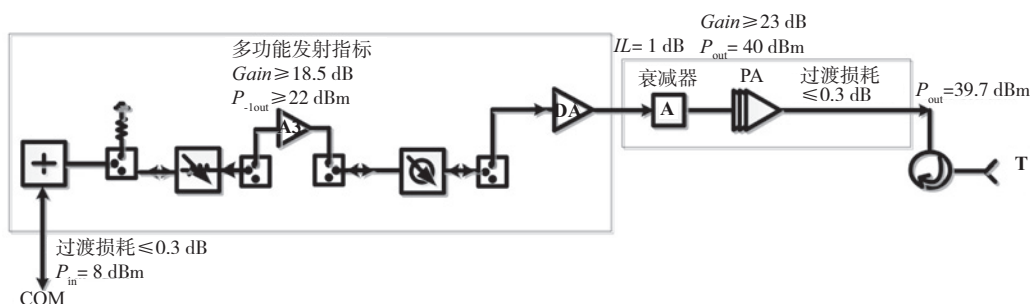


图3 T/R组件发射链路设计

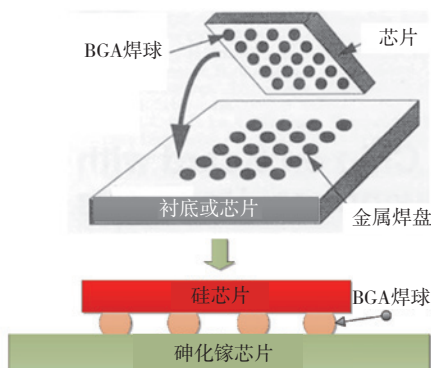


图4 异构多功能结构示意图

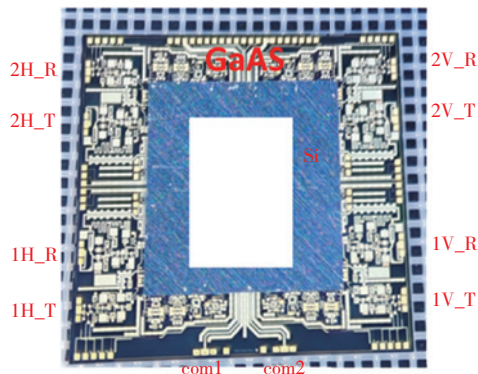


图5 硅基异构多功能实物图

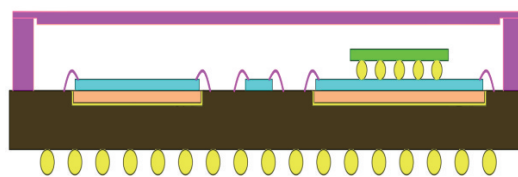


图6 T/R组件封装结构示意图

表2 氮化铝和氧化铝性能参数对比

性能参数	氮化铝 (AlN)	氧化铝 (Al ₂ O ₃)
密度	3.26 g/cm ³	3.9 ~ 4.0 g/cm ³
熔点	2 200°C	2 072°C
热导率	180 ~ 220 W/(m·K) (高导热)	20 ~ 30 W/(m·K) (中等导热)
热膨胀系数	4.5×10 ⁻⁶ K ⁻¹ (接近硅)	(6.5 ~ 8.5)×10 ⁻⁶ K ⁻¹
介电常数	8.8 ~ 9.5 (高频性能优异)	9 ~ 10 (中低频适用)

是它们的核心参数对比及适用场景分析。

鉴于目前同类型对外接口为BGA单封装形式的Sip类T/R组件,输出功率小^[4,6,8-10],通常小于1 W,本文设计的T/R组件单通道发射功率典型值为39.7 dBm(9.3 W),输出功率大,热流密度高,且工作频段宽,故本文选用散热性能更好、高频性能优异的氮化铝基板作为载体,完成T/R组件设计。

3 T/R组件封装设计

根据雷达系统接口需求,借助微电子组装工艺,结合射频Sip技术与T/R组件设计技术,完成该T/R组件气密性封装。封装架构如图6所示。

如图6的封装形式,芯片的散热路径主要经过基板由BGA球导出,这就需要选择具有良好热导率的材料作为基板。

氮化铝(AlN)和氧化铝(Al₂O₃)是两种常见的陶瓷材料,在性能和应用领域上有显著差异。表2

3.1 高精度异质垂直互联设计

从图6可以看出,该组件利用BGA球与外部电路进行电气互联,BGA球的体积、重量、成本都远小于SMP、毛纽扣等连接器,可实现组件小型化、低成本设计^[11,13]。BGA球互联的优点极大地缩小了T/R组件的物理尺寸,提高了T/R组件的封装效率,同时,BGA球直接通过焊接方式与外部电路连接,减少了对射频电缆、低频电缆的应用,互联方式更加自由,便于雷达系统的无缆化、可重构

多功能设计。T/R组件安装方式及接口如图7所示。图中,H为水平极化,V为垂直极化,T为发射,R为接收,Com1为水平极化总口,Com2为垂直极化总口。

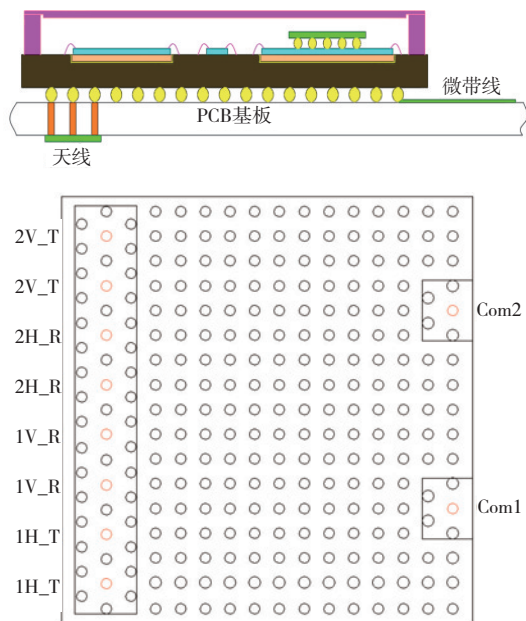


图7 T/R组件安装方式及接口

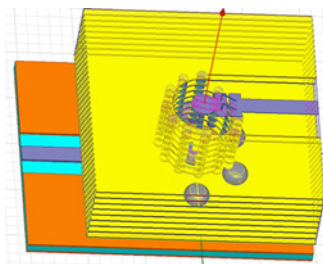
如图7所示,该T/R组件通过BGA球焊接在雷达多功能控制板上,实现板级阵列布局,射频信号总口为小功率信号,采用BGA球形成的半包围空气介质导波结构压接在多功能板的微带线上传输,该种传输方式具有低损耗的特点。在天线口,采用BGA形成的准同轴结构与多功能板内部的准同轴结构互联,进而将大功率信号通过天线单元辐射到空间,准同轴结构具有高电磁屏蔽的特点,可有效避免大功率信号电磁串扰,提高通道间的隔离度。

电路匹配好坏将直接影响组件传输损耗、端口驻波、噪声等性能指标。因此需要对传输电路进行良好的匹配设计,对射频信号传输路径进行三维电磁建模,如图8所示。

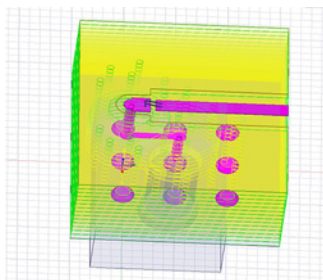
从图8中可以看出,射频信号经过系统PCB板由BGA球馈入氮化铝基板形成的准同轴传输结构,经带状线、微带线后与组件内部电路连接,射频信号经T/R组件幅相控制、信号放大后再次由BGA球馈入系统PCB板,信号经多维度、多介质立

体传输。

对于图8中的芯片与微带金丝(金丝规格为 $25\mu\text{m}$)键合处建立等效电路模型,等效模型可以采用并联电容 $C1$ 、 $C2$ 、串联电感 L 和串联电阻 R 组成的低通滤波器网络来表示^[6],如图9所示。



(a) Com口垂直互联



(b) 天线口垂直互联

图8 垂直互联模型

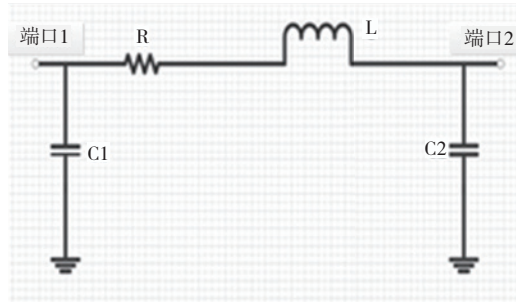


图9 等效传输电路

在自由空间中,对长度为 l ,直径为 d 的单根金丝线,串联电感和电阻可以表示为

$$L_0 = \left(\frac{\mu_0}{2\pi} \right) \left[\ln \left(\frac{4l}{d} \right) + \frac{\mu_r \tan \left(\frac{4l}{d} \right)}{4} - 1 \right] \quad (7)$$

$$R = \begin{cases} \frac{4\rho}{\pi d^2} \cos \left[0.041 \left(\frac{d}{d_s} \right) \right], & \frac{d}{d_s} \leq 3.394 \\ \frac{4\rho}{\pi d^2} \left(\frac{0.025d}{d_s} + 0.02654 \right), & \frac{d}{d_s} > 3.394 \end{cases} \quad (8)$$

其中, μ_0 为空气介质的磁导率, μ_r 和 ρ 分别为键合金丝的相对磁导率和电阻率; d_s 为键合金丝线的趋肤深度。

对于两根间距为 D 的并行键合金丝线的情况, 其总的电感可表示为

$$L_{\text{pair}} = \frac{L + M_2}{2} = (L_0 - M_g + M_2) \quad (9)$$

$$M_2 = \left(\frac{\mu_0}{2\pi} \right) \left\{ \left[\ln \left(\frac{D}{L} \right) + \left(1 + \left(\frac{D}{L} \right)^2 \right)^{\frac{1}{2}} \right] + \frac{D}{L} - \left(\frac{D}{L} \right)^{\frac{1}{2}} \right\} \quad (10)$$

其中串联电感 L_0 对金丝线键合性能的影响最大, 而串联电容因为其数值较小, 对电路的性能影响不明显, 通常可以忽略不计。因此, 微带和芯片金丝互联时, 相当于串联了一个电感。

经分析, 在 a) 芯片与微带金丝键合处; b) 微带、带线等过渡转换处; c) BGA 球等各段过渡互联部分均相当于增加了电感, 增加的电感记为 L_e 。为了减少反射降低损耗, 使得信号传输优良, 需要引入补偿电容 ΔC , 保证阻抗匹配。

$$z = z_0 = \sqrt{\frac{L}{C_0 + \Delta C}} = \sqrt{\frac{L_0 + L_e}{C_0 + \Delta C}} \quad (11)$$

在金丝键合区域, 增加匹配结, 相当于增加开路短枝节, 在 BGA 互联处通过调节圆形焊盘大小, 增大互联处的容性阻抗, 为传输电路提供了容性加载, 达到更好的匹配结果, 对参数进行优化仿真, 仿真结果如图 10 所示。

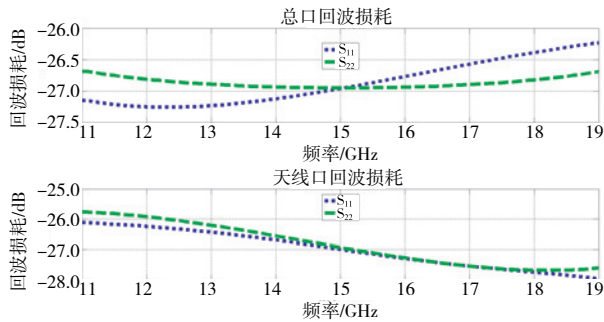


图 10 总口和天线口回波损耗仿真结果

通过仿真结果可以看出, 该互联方式传输性能良好。

3.2 T/R 组件稳定性设计

相控阵雷达通过 T/R 组件收发通道进行幅度

和相位加权, 实现天线阵面的低副瓣及发射功率的动态管理。T/R 组件收发通道设计的好坏、工作的稳定性直接决定了雷达的性能。因此, T/R 组件在进行设计时需充分考虑雷达系统提出的技术指标, 更要对收发链路的稳定性进行设计。对 T/R 组件进行稳定性优化设计, 可减少实物迭代次数, 提高设计效率, 降低设计成本。

本文设计的 T/R 组件在通道内部将形成多个环路, 任意截取其中两个通道进行分析说明, 如图 11 所示。

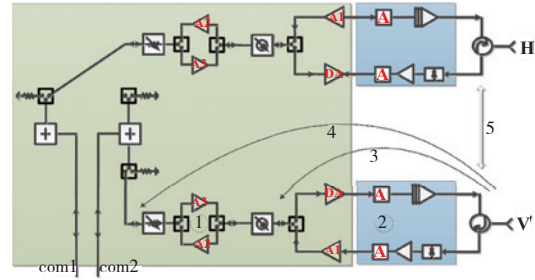


图 11 T/R 组件链路

从图 11 可以看出, 在收发链路中形成封闭的环路 1 和 2, 空间耦合环路 3 和 4, 以及通道间耦合形成的环路 5。进一步分析, 对于该 T/R 组件因其多通道高密度集成, 以及组件本身的腔体效应等作用, 在通道内部将形成多种耦合闭环回路。同时, 对于该组件, 为了实现高密度集成小型化设计, 同时兼有大功率输出的特性, 这将导致组件在狭小的空间内具有很高热流密度以及复杂的电磁环境^[6]。对狭小空间内的场进行数学模型描述, 如图 12 所示。

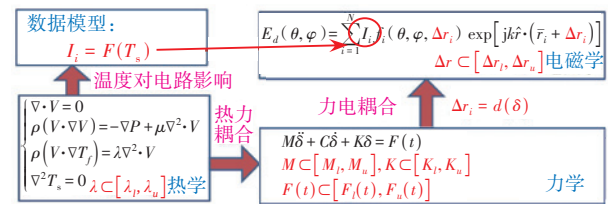


图 12 高密度集成多场耦合模型示意图

基于上述分析, 引入传递函数思想, 建立传递函数模型来分析 T/R 组件内部链路之间的相互影响; 这里以信号功率发射链路为正向传输, 形成的闭环回路对传输链路起到反馈作用, 具体表现形式可以归纳为等效传递函数:

$$G_B(s) = \frac{G(s)}{1 + \sum_{i=1}^n G_{Bi}(s)} \quad (12)$$

式(12)中 $G(s)$ 为发射链路中各级功率放大器发射增益传递函数乘积; $G_{Bi}(s)$ 为各个局部闭环系统中的反馈开环传递函数,即每一个反馈回路的传递函数之积; $\sum_{i=1}^n G_{Bi}(s)$ 表示多个反馈回路的综合作用。通过上述高密度集成多场耦合模型和T/R传输链路模型可以得出式(8)中的 $G_{Bi}(s)$ 是电、磁、热等多物理场和路的综合结果,即 $\sum_{i=1}^n G_{Bi}(s)$ 表示多个反馈回路的综合作用。因此,式(8)的传递函数稳定性直接决定了T/R组件系统稳定性,那么为了实现T/R组件稳定性设计,根据控制原理思想,就要对组件内部的电路以及场进行优化设计,从而保证 $G_{Bi}(s)$ 在工作条件下满足组件传递函数稳定性判据要求。

本文结合式(12)对T/R组件进行稳定性设计:

1) 合理的控制时序设计

相控雷达一般采用收发分时工作,这就要求发射和接收控制时序不能出现交叉。以其中环路2为例进行说明,环路1现象类似。设功率放大器小信号增益 G_t ,低噪放增益 G_r ,开关和环形器的隔离度 I_1 、 I_2 ,整个环路的线损 I_3 ,在环路2中,此时 G_t 、 G_r 同向放大, I_1 、 I_2 、 I_3 反向隔离,对于该组件 $G_t=31$ dB, $G_r=25$ dB, $I_1=-15$ dB, $I_2=-25$ dB, $I_3=-0.8$ dB。则有

$$G_t + G_r + I_1 + I_2 + I_3 = 15.2 \text{ dB} > 0 \quad (13)$$

从式(13)可以看出,明显正向放大作用大于反向隔离作用,借用式(12)的传递函数思想进行描述,此时,对于环路2的 $G_B(s) > 1$,导致系统的动态响应较差,工作不稳定。图13为收发时序控制图,若控制时序设计不合理,如图13(b)所示,出现收发同时工作,将会导致系统自激振荡,严重的情况将导致芯片烧毁。

随着现代作战需求,要求雷达系统工作时序切换频率越来越高,即要求更加快速地收发转换响应,以提高雷达系统的迅速响应能力,但仅仅考虑到正确的收发时序设计仍然不够,需要充分考虑收发芯片的上升沿、下降沿的拖尾现象,以及收

发电源调制建立的时间,避免出现如图13(c)所示情况。

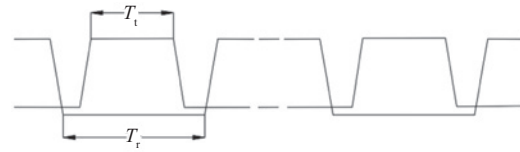
2) 合理的链路增益匹配设计

T/R组件内部由电源电路、高频数字电路、微波射频电路组成。电路形式既有小信号低噪声放大电路,又有大功率发射放大电路。通常信号在不同模块之间传输时,会出现传输模式突变,在突变处易产生高次模。尤其对于微波射频信号在通过微带线以金丝键合的形式进行不同电路互连时,由于微带线主要由TE模和TM模组合而成的混合模式,特别是在高频率工作时,具有明显的色散现象,场的纵向分量不为零,易受到组件的腔体效应、电路电磁兼容等因素影响^[6-7]。

如图11所示,环路3、4可由封闭的腔体与组件的发射链路组成闭合环路。这里以环路4进行说明,设发射信号为传输正方向,则发射链路增益由前级驱动放大器与后级功率放大器增益组成,假设发射链路的增益 $G = G \cdot e^{j\varphi_G}$,空间耦合链路4反馈增益 $F = F \cdot e^{j\varphi_F}$ 。则,

$$GF = G \cdot e^{j\varphi_G} \times F \cdot e^{j\varphi_F} = G \cdot F e^{j(\varphi_G + \varphi_F)} \quad (14)$$

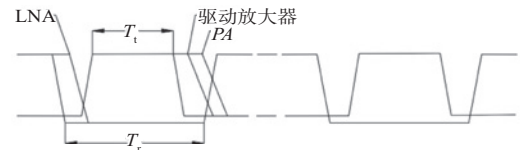
若 $GF > 1$, $\varphi_G + \varphi_F = 2n\pi$ ($n = 0, 1, 2, \dots, n$)时,得出链路形成正反馈,对于此时的传递函数,在有轻微扰动情况下,扰动信号经过微带线进入放大链路,信号不断循环放大,引起系统振荡。



(a)正确的收发控制时序



(b)不正确的收发控制时序



(c)芯片拖尾引起链路收发交叉

图13 收发时序控制图

对于该T/R组件,要求单通道具有大功率输出的特点,前级多功能中的驱动放大器的增益为22 dB,末级功放的小信号增益为31 dB,在狭小空间下,发射链路增益过高,如果链路以及腔体设计不合理,并且腔体本身具有的谐振频率过高且落在工作频段内,并受狭小空间多物理场等因素影响,很容易产生扰动,从而为T/R组件发射链路在幅度和相位上创造起振条件,导致电路出现振荡自激现象。

为了保证电路的稳定性,在电路设计时,需要对链路增益进行匹配性设计^[11]。

a) 增大驱动放大器与功率放大器在物理空间上的距离,使因电路不连续产生的高次模迅速衰减掉,避免高次模被后级功放放大。

b) 在末级放大器信号输入端添加可调衰减器芯片,避免微带线与功放等大功率芯片直接互联,如图14所示,可调衰减器的作用不仅可以调节前级驱动放大器与后级功率放大器级间增益匹配,也能起到级间阻抗匹配作用,并对微带线的色散绕动起到一定的传输隔离作用,促进电路的稳定性。

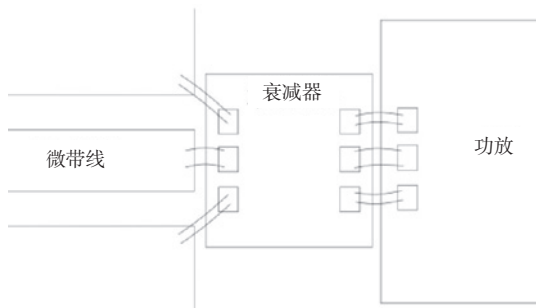


图14 级间匹配设计

3) 合理的腔体设计

腔体因其自身的腔体效应,将会导致图11中空间耦合回路的产生。又发射链路的增益由前后两级放大器组成,当腔体设计不合理时,腔体的谐振频率落在工作频段内,通过前文分析,则为图11的空间耦合创造幅度和相位上的起振条件,且当空间耦合隔离度小于链路增益时,将导致式(10)形成正反馈系统,链路持续放大,工作不稳定。

本文通过三维电磁仿真,合理优化腔体分腔设计,防止在工作频段内出现突变的谐振,减少空间耦合电路形成,如图15所示。

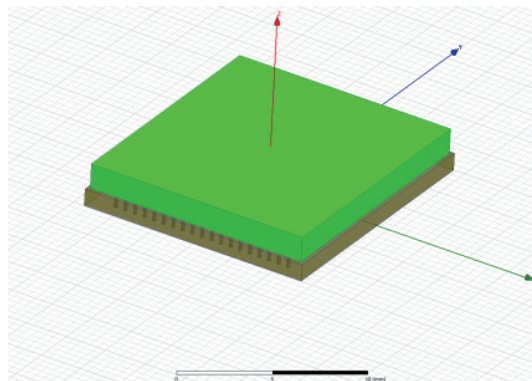


图15 腔体本征模仿真模型

从图16的仿真结果中可以看出,腔体的Q值较小,且在有效工作频段内未出现大的谐振点,因此,在腔体内部不容易产生振荡的起振条件,满足该组件腔体设计的要求。

Solved Modes			Export
Eigenmode	Frequency (GHz)	Q	
Mode 1	13.0382 +j 0.0343895	189.567	
Mode 2	13.1005 +j 0.0343978	190.427	
Mode 3	13.3468 +j 0.0344786	193.553	
Mode 4	13.3631 +j 0.0344919	193.714	
Mode 5	13.6482 +j 0.0344208	198.256	
Mode 6	13.7569 +j 0.0343712	200.123	
Mode 7	13.7663 +j 0.0343784	200.217	
Mode 8	13.7959 +j 0.0344146	200.438	
Mode 9	13.9329 +j 0.0343888	202.580	
Mode 10	13.9529 +j 0.0344136	202.725	
Mode 11	14.0884 +j 0.0344197	204.656	
Mode 12	14.0926 +j 0.0343935	204.874	
Mode 13	14.8081 +j 0.0344476	214.938	
Mode 14	15.2148 +j 0.0343999	221.146	
Mode 15	15.2919 +j 0.0344359	222.035	
Mode 16	15.2973 +j 0.0344348	222.120	
Mode 17	15.4912 +j 0.0344375	224.918	
Mode 18	15.6288 +j 0.0343876	227.244	
Mode 19	15.7026 +j 0.0344322	228.022	
Mode 20	15.7100 +j 0.0344336	228.121	

图16 仿真结果

通常,因雷达系统空间等因素限制,组件腔体经仿真后在工作频段内出现奇异的谐振点时,可通过在腔体内粘贴吸波材料或者多次分腔设计等措施,破坏空间耦合链路,确保组件工作的稳定性^[12]。

4 实物测试及验证

1) 实物测试及验证

根据设计要求,对组件进行实物加工、测试,

微波光子雷达低相噪探测性能分析

蒋鑫^{1,2}, 贺轶斐³, 张道明¹, 杨悦¹, 罗钉¹

(1. 中国航空工业集团公司雷华电子技术研究所, 江苏无锡 214063; 2. 清华大学电子工程系, 北京 100084;
3. 陆装驻上海地区航空军代室, 上海 200031)

摘要: 未来空中战场对抗日趋激烈, 以第四代隐身战斗机为代表的超隐身目标以及以无人机为代表的低小慢目标已成为空战场的重要威胁。机载雷达对此类目标进行探测时, 需要大幅提高发射功率, 目标回波将淹没于强杂波中难以检测。由于杂波残余功率的大小受频率源相位噪声的影响, 采用低相位噪声的微波光子振荡器有望提升机载雷达在强杂波环境下的探测性能。本文首先建立了存在本振相位噪声情况下的脉冲-多普勒雷达收发模型, 分析了本振相位噪声对快时间域脉冲压缩的影响。进一步通过仿真研究验证了在进行二维相参积累时, 采用低相噪微波光子本振能够显著降低杂波残余功率, 有利于机载雷达对隐身和低小慢目标的探测。

关键词: 机载雷达; 相位噪声; 光电振荡器; 杂波残余功率; 脉冲压缩; 相参积累

中图分类号: TN957 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-2337(2026)02-0164-07

引用格式: 蒋鑫, 贺轶斐, 张道明, 等. 微波光子雷达低相噪探测性能分析[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 164-170.

JIANG Xin, HE Yifei, ZHANG Daoming, et al. Detection Performance Analysis of Microwave Photonic Radar with Low Phase Noise[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 164-170.

Detection Performance Analysis of Microwave Photonic Radar with Low Phase Noise

JIANG Xin^{1,2}, HE Yifei³, ZHANG Daoming¹, YANG Yue¹, LUO Ding¹

(1. AVIC Leihua Electronic Technology Research Institute, Wuxi 214063, China;
2. Department of Electronic Engineering, Tsinghua University, Beijing 100084, China;
3. Aviation Military Representative Office of Army Equipment Department in Shanghai, Shanghai 200031, China)

Abstract: The confrontation in the future air battlefield is becoming increasingly fierce, super stealth targets represented by the fourth generation stealth fighter, together with low-altitude small slow targets represented by drones, have become important threats to the air battlefield. When airborne radar detects such targets by increasing the transmit power, the target echo will be submerged in strong clutter and difficult to be detected. Because the residual clutter power is strongly affected by the phase noise of the frequency source, detection performance is expected to be improved by implementing the microwave photonic oscillator with low phase noise. A pulse-Doppler radar transceiver model in the presence of the phase noise is established in this paper. Further the impact of the phase noise on the pulse compression is theoretically analyzed. Simulation experimental results verify that microwave photonic oscillator with low phase noise can significantly reduce the residual clutter power during two-dimensional coherent accumulation, which is beneficial for airborne radar to detect stealth and low-altitude small slow targets.

Key words: airborne radar; phase noise; opto-electronic oscillator; residual clutter power; pulse compression; coherent accumulation

0 引言

雷达作为探测预警的主要装备, 在信息化战争中的作用越来越显著。从雷达面对的探测对象

来看, 强威胁目标体现出超隐身和低小慢的特点。目前, 世界各个军事强国正积极开展包括人工电磁材料、频率选择表面、高性能吸波器在内的各种新型隐身技术的研究, 以进一步提升雷达天线的

隐身性能,提高战机的生存及突防能力。据报道,美国现役的四代隐身战机搭载的有源相控阵雷达天线大量应用高性能吸波材料,结合阵面斜置、阵列外形设计、单元匹配设计等天线隐身技术,还在雷达罩上加装了频选罩,使得其宽频带隐身性能得以实现。未来空战场的高威胁目标除了隐身化的主力战机外,各类无人机也逐渐开始影响战场态势。2022年以来俄乌冲突双方已使用多类型无人机执行目标探测、战场侦察等作战任务。无人机技术凭借其自身优势,正改变着传统有人战斗机主导的空战格局。无人机特点为低空飞行,飞行速度较慢,并且小目标通常具备较低的雷达有效散射截面积,给传统脉冲多普勒雷达探测带来了极大的挑战^[1]。从雷达面临的探测环境来看,由于存在天空云雨、海面波浪以及地面山川、湖泊、城镇等各类散射物,雷达的回波信号中包含大量的杂波。为了应对未来隐身目标和低小慢目标的探测挑战,雷达的功率孔径积将不断增大,同时由于杂波以及杂波残余功率会随着雷达发射功率增大而变强,可以预见未来强杂波将是影响雷达探测威力的主要因素之一^[2]。

近年来,微波光子技术凭借其在低损耗、高速性、并行性以及电磁兼容性等方面的优势,被视为支撑下一代雷达发展的关键使能技术,并且微波光子技术在雷达、通信和电子战多功能一体化中的可行性得到了充分验证,例如雷达-通信一体化^[3]、雷达-激光雷达一体化^[4]、雷达成像-电子战测频一体化^[5]。微波光子技术基于微波与光波相互作用,在光频段进行微波信号的产生、处理、传输与测量等过程的交叉技术^[6]。在雷达应用方面,微波光子技术具有大工作带宽和低相噪信号产生的突出优势^[7]。微波光子大带宽的优势主要体现在成像工作模式下,宽带微波光子成像雷达能够获得高分辨率的图像,进而得到精细的目标轮廓信息^[8]。电子科大和空军预警学院提出了一种微波光子逆合成孔径雷达高精度成像方法,实现了对舰船的超高分辨成像^[9]。除了带宽外,相位噪声也是雷达系统的重要参数。相位噪声是以载波为参考,在一定频率偏移下的单边带相对噪声功率。由于微波光子技术的低损耗特点,因此具备产生

超低相噪本振信号的能力。基于微波光子技术的光电振荡器(Opto-Electronic Oscillator, OEO)是一种新型的光电混合振荡器,其突破了电子学产生微波信号的“电子瓶颈”限制。OEO采用了低损耗的长光纤,使得该环路具备较高的能量储存能力,具有较高的品质因数。因此OEO可以产生超低相位噪声的高频率微波信号。目前,美国OEwaves公司科研人员 Maleki 等将 16 km 长的光纤应用于单环 OEO 中,产生了相位噪声为 $-163\text{dBc/Hz}@6\text{kHz}$ 的 10 GHz 微波信号,其相噪值处于世界领先水平^[10-11]。在 OEO 的小型化应用方面,美国 OEwaves 公司推出了微型、紧凑型 OEO 产品^[12]。其中,微型 OEO 是一种单片集成产品,尺寸仅为硬币大小,输出频率范围为 34~36 GHz,相位噪声低于 $-108\text{dBc/Hz}@10\text{kHz}$ 。紧凑型 OEO 输出频率为 10 GHz,相位噪声性能优于 $-140\text{dBc/Hz}@10\text{kHz}$,目前这两款产品都是美国政府禁止出口的产品。近年来,为推动 OEO 的实际应用,研究人员针对 OEO 的集成化和模式调控开展了大量研究工作。在集成 OEO 研究方面,研究人员开展了绝缘体上硅 OEO、磷化铟 OEO、硫化物 OEO 和薄膜铌酸锂 OEO 的设计^[13]。在各类集成材料中,薄膜铌酸锂由于大线性电光系数和低损耗特性,产生高频、频率可调和低相噪的射频信号潜力较大。在新型 OEO 结构研究方面,研究人员基于宇称-时间对称 OEO 实现了无滤波器的单模振荡^[14];基于傅里叶锁模的扫频 OEO 实现了快速扫频微波信号的自激振荡产生^[15];基于随机分布反馈 OEO 产生了宽带随机信号^[16]。上述各类 OEO 方案通过引入合适的模式调控技术,实现了传统 OEO 难以实现的振荡特性。在国内,各个科研单位不仅在微波光子本振源低相位噪声^[17-19]和可调谐性方面^[20]开展攻关,同时也在应用方面也开展了本振信号相位噪声对雷达系统的影响研究。例如,中国船舶重工集团电子信息与对抗研究院理论研究了频率源相位噪声对雷达动态范围和改善因子的影响^[21]。

从上述研究现状可以看出,现阶段微波光子雷达的应用研究大多聚焦于宽带成像模式,已经充分验证了微波光子雷达的宽带特性可提升对目标的精细识别能力。然而由于光电转换损耗以及

微波光子器件的非线性效应,目前宽带微波光子雷达系统接收机动态范围严重受限,因此现阶段难以直接应用于机载火控雷达的探测场景。机载火控雷达主要以窄带模式工作,因此本文开展窄带探测模式下微波光子本振的低相噪特性对机载火控雷达探测性能的影响研究,符合实际应用背景。

1 雷达收发模型

为了分析本振相位噪声对雷达目标探测结果

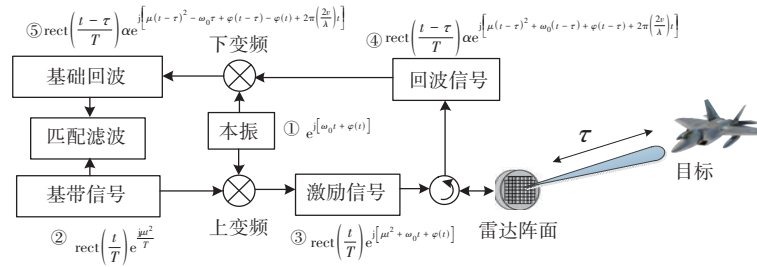


图1 存在相位噪声的雷达收发模型

式中, rect 表示矩形函数, T 表示脉冲宽度, B 表示信号带宽。考虑相位噪声的本振信号可表示为

$$y_{LO}(t) = e^{j[\omega_0 t + \varphi(t)]} \quad (2)$$

式中, ω_0 表示本振信号的角频率, $\varphi(t)$ 表示相位噪声。本振信号与基带信号上变频后,得到的雷达激励信号可以表示为

$$y_{\uparrow}(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{j[\mu^2 + \omega_0 t + \varphi(t)]} \quad (3)$$

令雷达激励照射到目标后散射回阵面的时间为 τ , 雷达与目标的径向速度为 v , 则回波信号可表示为

$$y_{\uparrow}(t) = \text{rect}\left(\frac{t - \tau}{T}\right) \alpha e^{j[\mu(t - \tau)^2 + \omega_0(t - \tau) + \varphi(t - \tau) + 2\pi\left(\frac{2v}{\lambda}\right)t]} \quad (4)$$

式中, α 表示雷达信号的双程传播损耗以及目标的雷达散射系数。本振信号与回波信号下变频后,得到基带回波,可以表示为

$$y_{\downarrow 0}(t) = \text{rect}\left(\frac{t - \tau}{T}\right) \alpha e^{j[\mu(t - \tau)^2 - \omega_0 \tau + \varphi(t - \tau) - \varphi(t) + 2\pi\left(\frac{2v}{\lambda}\right)t]} \quad (5)$$

2 雷达信号处理

在雷达信号处理部分,为获得接收机的最高信噪比,通常采用脉冲压缩的方式^[22]。首先建立基带信号反褶共轭的匹配滤波器,然后输入基带

的影响,根据本振信号的参与过程将雷达模型分为发射和接收两部分。在发射部分,利用本振信号对基带信号上变频产生激励信号后进行雷达辐射。在接收部分,本振信号对雷达阵面接收到的回波信号进行下变频,得到基带回波信号。考虑本振相位噪声的雷达收发模型如图1所示。

假设基带信号产生的是理想的线性调频波形,可以表示为

$$y_0(t) = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{\frac{j\pi B t^2}{T}} = \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{\frac{j\mu t^2}{T}} \quad (1)$$

回波得到脉冲压缩结果,用 γ 表示如下:

$$\begin{aligned} \gamma(\tau) &= \text{rect}\left(\frac{t - \tau}{T}\right) \alpha e^{j[\mu(t - \tau)^2 + \omega_0 \tau + \varphi(t - \tau) - \varphi(t) + 2\pi\left(\frac{2v}{\lambda}\right)t]} \times \\ &\quad \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{-j\mu t^2} = \text{rect}\left(\frac{t - \tau}{T}\right) \alpha e^{j[\varphi(t - \tau) - \varphi(t)]} \times \\ &\quad e^{j[\mu(t - \tau)^2 - \omega_0 \tau + 2\pi\left(\frac{2v}{\lambda}\right)t]} \times \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{-j\mu t^2} \end{aligned} \quad (6)$$

式中, $*$ 表示卷积运算, λ 表示载波波长。化简第一项得到

$$e^{j[\varphi(t - \tau) - \varphi(t)]} \approx 1 + [\varphi(t - \tau) - \varphi(t)] e^{j\frac{\pi}{2}} \quad (7)$$

因此脉冲压缩结果可化简为

$$\begin{aligned} \gamma(\tau) &= \text{rect}\left(\frac{t - \tau}{T}\right) \left\{ 1 + [\varphi(t - \tau) - \varphi(t)] e^{j\frac{\pi}{2}} \right\} \times \\ &\quad e^{j[\mu(t - \tau)^2 - \omega_0 \tau + 2\pi\left(\frac{2v}{\lambda}\right)t]} \times \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{-j\mu t^2} = \\ &\quad \text{rect}\left(\frac{t - \tau}{T}\right) e^{j[\mu(t - \tau)^2 - \omega_0 \tau + 2\pi\left(\frac{2v}{\lambda}\right)t]} \times \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{-j\mu t^2} + \\ &\quad \text{rect}\left(\frac{t - \tau}{T}\right) [\varphi(t - \tau) - \varphi(t)] e^{j\frac{\pi}{2}} \times \\ &\quad e^{j[\mu(t - \tau)^2 - \omega_0 \tau + 2\pi\left(\frac{2v}{\lambda}\right)t]} \times \text{rect}\left(\frac{t}{T}\right) e^{-j\mu t^2} \end{aligned} \quad (8)$$

从上述脉冲压缩表达式可以看出,前半部分

为本振无相噪时的脉冲压缩结果,后半部分为本振相噪引起的脉冲压缩结果。

脉冲压缩时,可将时域计算转化为频域计算提高计算效率,因此需要将后半部分的 $\varphi(t-\tau)-\varphi(t)$ 项转化为频域表征。首先令相位噪声 $\varphi(t)$ 的功率谱密度为 $S_\varphi(f)$,然后可以根据如图2所示的相干解调原理,求得 $\varphi(t)$ 到 $\varphi(t-\tau)-\varphi(t)$ 的传递函数,再将 $S_\varphi(f)$ 转换为 $\varphi(t-\tau)-\varphi(t)$ 的功率谱密度,即得到 $\varphi(t-\tau)-\varphi(t)$ 的频域表征 $S_\varphi(f)$ 。

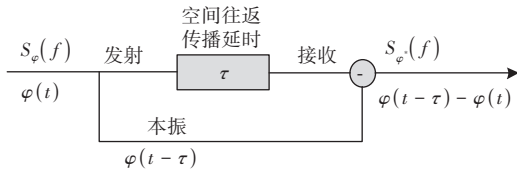


图2 相干解调原理图

首先将 $\varphi(t-\tau)-\varphi(t)$ 表示为

$$\begin{aligned}\varphi(t-\tau)-\varphi(t) &= \exp(j2\pi f_\varphi(t-\tau)) - \exp(j2\pi f_\varphi t) = \\ &= \exp(j2\pi f_\varphi t) \times (\exp(-j2\pi f_\varphi \tau) - 1) = \\ &= \varphi(t) \times (\exp(-j2\pi f_\varphi \tau) - 1)\end{aligned}\quad (9)$$

这里得到 $\varphi(t)$ 和 $\varphi(t-\tau)-\varphi(t)$ 的传递函数为 $\exp(-j2\pi f_\varphi \tau) - 1$,两者的谱密度传递函数为传递函数的模的平方,其数学表达式为

$$\begin{aligned}|H_\varphi(f_\varphi)|^2 &= |\exp(-j2\pi f_\varphi \tau) - 1|^2 = \\ &= 4 \sin^2(\pi f_\varphi \tau)\end{aligned}\quad (10)$$

因此,相参解调后得到 $\varphi(t-\tau)-\varphi(t)$ 的相位噪声谱 $S_\varphi(f)$ 与本振源相位噪声谱 $S_\varphi(f)$ 的关系为

$$\begin{aligned}S_\varphi(f) &= S_\varphi(f) |\exp(-j2\pi f_\varphi \tau) - 1|^2 = \\ &= 4 \sin^2(\pi f_\varphi \tau) S_\varphi(f)\end{aligned}\quad (11)$$

3 仿真试验

存在相位噪声的条件下,发射的雷达激励信号和接收的回波信号可以视为一系列具有不同频偏的线性叠加,本文基于这种等价关系开展仿真研究。针对雷达实际应用情况,分别进行雷达系统一维快时间域的脉冲压缩仿真以及二维相参积

累仿真。

3.1 一维快时间域脉冲压缩仿真

雷达系统仿真中,在相同仿真场景下分别采用电子本振和微波光子低相噪本振进行对比分析。实际工程中通常用归一化单边带相位噪声谱密度来描述相位噪声,电子本振参数参考TEXAS INSTRUMENTS公司生产的频率综合器芯片LMX2595、ADI公司生产的ADRV9009以及Xilinx公司生产的RFSoc频率源的相位噪声曲线^[23],如图3所示。OEO参数参考美国OEwaves公司推出的OEO的相位噪声曲线^[10-11],如图4所示。

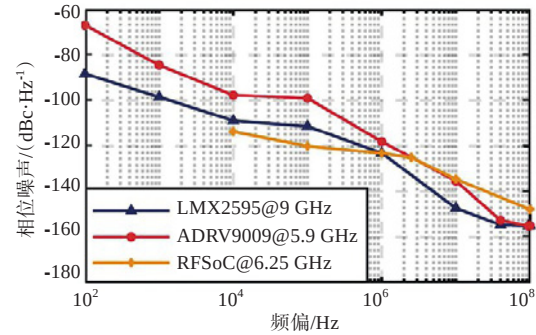


图3 商用电子频率综合器的相位噪声

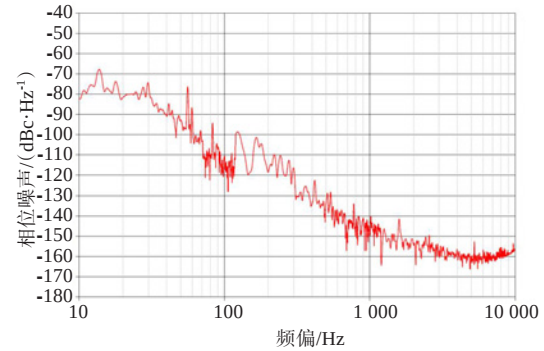


图4 OEwaves公司的OEO相位噪声曲线

仿真中采用的两种本振信号的主要参数设置如表1所示。雷达系统其他仿真参数如表2所示。在实际应用中,虽然OEO直接输出的信号相位噪声较低,但系统各种混频器、放大器等有源微波器件仍然可能会引入附加相位噪声,最终恶化雷达发射信号的相位噪声。本文为简化分析,并未考虑系统附加相位噪声的影响。图5和图6分别给出了匹配滤波器和雷达回波仿真结果。

表 1 电子本振(LMX2595)和 OEO 本振(OEwaves)的
相位噪声参数表

频偏/kHz	电子相噪/(dBc•Hz ⁻¹)	OEO 相噪/(dBc•Hz ⁻¹)
0.1	-70	-110
1	-85	-145
10	-97	-155
100	-100	-155
1 000	-120	-155

表 2 雷达系统仿真参数

参数	参数值/类型
波形	线性调频
窗函数	汉明窗
带宽	5 MHz
脉宽	10 μs

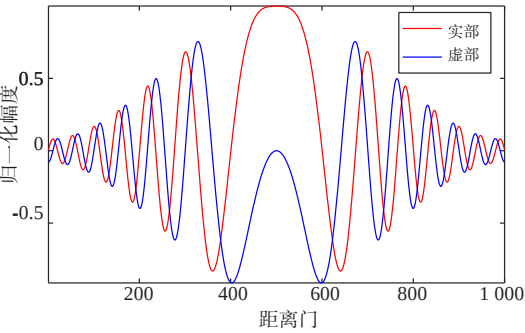


图 5 匹配滤波器

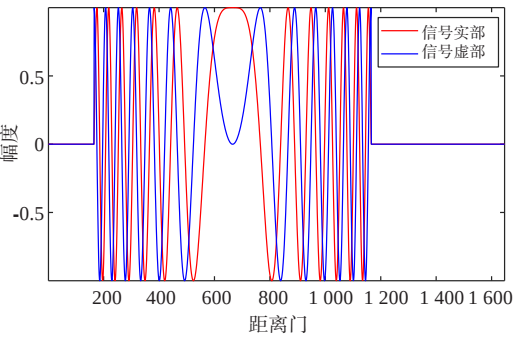


图 6 雷达回波信号时域波形

将雷达回波与匹配滤波器进行脉冲压缩处理的结果如图 7 所示。由于雷达探测中副瓣过高容易引起雷达虚警或者遮盖距离副瓣处的小目标,脉冲压缩效果由主副瓣比表征。采用低相噪的微波光子本振时的主副瓣功率用红色圆圈标注,从仿真结果可以看出,主瓣功率大小与采用电子本振时都为 54.647 9,而副瓣功率大小为 18.149 3,比

采用电子本振时的 18.149 4 略微降低,可知本文中的两种相位噪声条件对一维脉冲压缩结果影响很小。

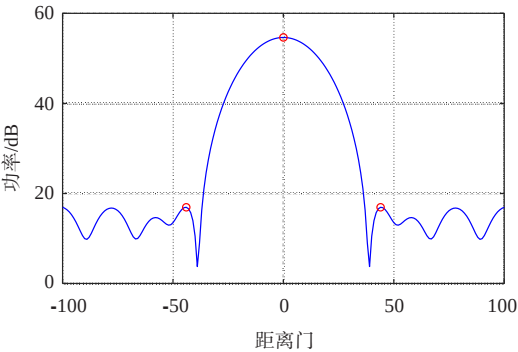


图 7 脉冲压缩仿真结果

3.2 二维相参积累仿真

实际脉冲-多普勒雷达系统发射的并不是单个脉冲,而是多个周期性脉冲序列。因此信号处理时,进行上述一维脉冲压缩后,再于多个脉冲之间进行相参处理以增强目标信噪比。二维相参积累仿真场景和仿真参数分别如图 8 和表 3 所示。

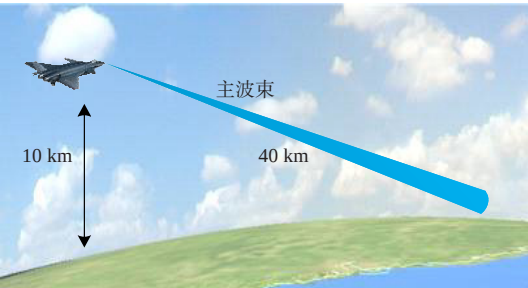
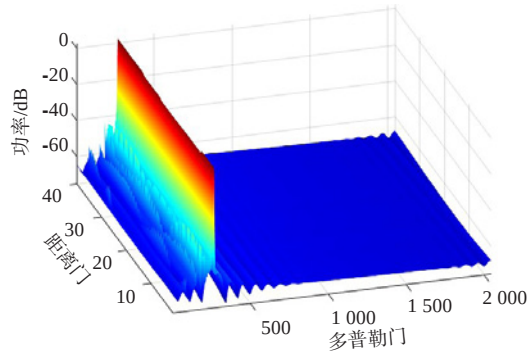


图 8 二维相参积累仿真场景示意图

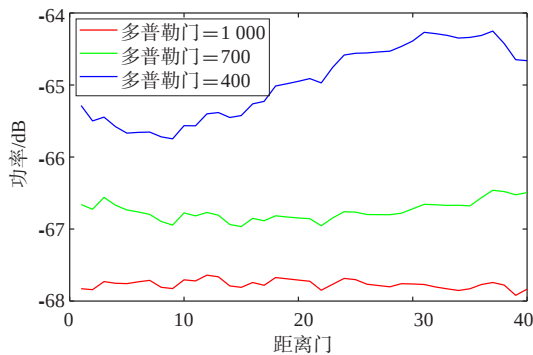
表 3 二维相参积累仿真参数

波形参数	参数值	平台参数	参数值
脉冲数	2 048	高度/km	10
脉冲重复周期/μs	10	速度/(m•s ⁻¹)	200
脉宽/μs	2	指向距离/km	40
带宽/MHz	3.6	指向高度/m	0

采用电子本振和微波光子本振进行二维相参积累后的结果分别如图 9 和图 10 所示,图中左侧多普勒速度较低的区域主要为主杂波,右侧为清晰区^[24]。观察清晰区噪底的功率水平,此时噪底功率即为本振信号相位噪声引起的杂波残余功率。选择频率维的多普勒门等于 1 000,700 和 400 的噪底功率进行对比,电子本振噪底约为 -67.77 dB,

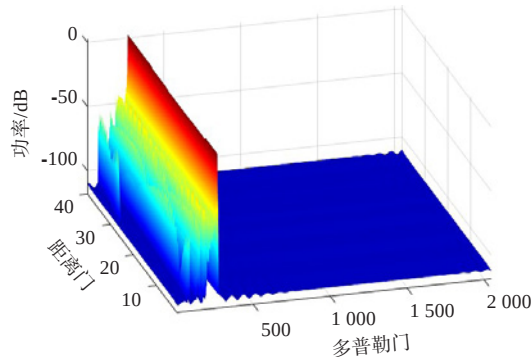


(a) 二维距离-多普勒谱(电子本振)

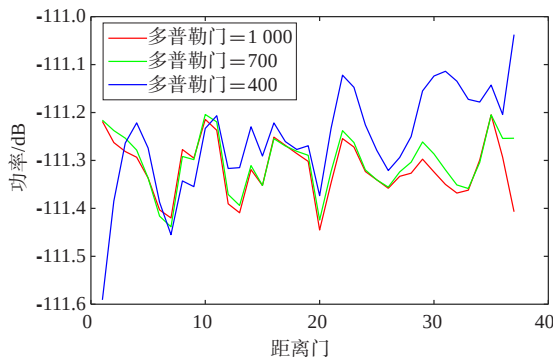


(b) 多普勒门=1 000, 700和400的杂波残余功率(电子本振)

图9 电子本振二维相参积累结果



(a) 二维距离-多普勒谱(OEO)



(b) 多普勒门=1 000, 700和400的杂波残余功率(OEO)

图10 微波光子本振二维相参积累结果

-66.75 dB 和 -64.96 dB, 而微波光子本振约为 -111.32 dB, -111.30 dB 和 -111.29 dB。可以看出, 采用微波光子本振在清晰区显著降低了杂波残余功率。

4 结束语

本文首先理论分析了在机载脉冲多普勒雷达体制中, 本振相位噪声对脉冲压缩的影响。进一步通过仿真研究, 验证了在进行二维相参积累时, 微波光子本振低相噪的优势能够显著降低杂波残余功率。下一步计划将微波光子本振进行机载振动条件下的相位噪声测试, 再带入仿真验证, 可获得接近实际使用场景下的探测性能, 为微波光子本振在机载雷达领域的应用推进提供技术支撑。

参考文献:

- [1] 许道明, 张宏伟. 雷达低慢小目标检测技术综述[J]. 现代防御技术, 2018, 46(1): 148-155.
- [2] 施端阳, 林强, 胡冰, 等. 遗传算法优化神经网络的雷达杂波抑制方法[J]. 现代防御技术, 2021, 49(6): 80-89.
- [3] WANG Yanyi, DING Junjie, WANG Mingxu, et al. W-Band Simultaneous Vector Signal Generation and Radar Detection Based on Photonic Frequency Quadrupling[J]. Optics Letters, 2022, 47(3): 537-540.
- [4] XU Zhongyang, ZHAO Jianing, ZHANG Fangzheng, et al. Photonics-Based Radar-Lidar Integrated System for Multi-Sensor Fusion Applications[J]. IEEE Sensors Journal, 2020, 20(24): 15068-15074.
- [5] SHI Jingzhan, ZHANG Fangzheng, BEN De, et al. Simultaneous Radar Detection and Frequency Measurement by Broadband Microwave Photonic Processing[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(8): 2171-2179.
- [6] PAN Shilong, ZHANG Yamei. Microwave Photonic Radars[J]. Journal of Lightwave Technology, 2020, 38(19): 5450-5484.
- [7] 金林. 面向雷达应用的微波光子处理技术浅析与发展思考[J]. 微波学报, 2023, 39(5): 44-51.
- [8] 江利中, 颜露新, 谭姗姗, 等. 微波光子W波段宽带雷达成像技术研究[J]. 系统工程与电子技术, 2024, 46(1): 130-136.
- [9] 李俊颜, 杨青, 李中余, 等. 基于空变多普勒参数聚类的微波光子ISAR高精度成像方法[J]. 电子学报, 2024, 52(12): 3941-3956.

- [10] ELIYAHU D, SEIDEL D, MALEKI L. Phase Noise of a High Performance OEO and an Ultra Low Noise Floor Cross-Correlation Microwave Photonic Homodyne System [C]//2008 IEEE International Frequency Control Symposium, Honolulu, HI, USA: IEEE, 2008: 811-814.
- [11] MALEKI L. The Optoelectronic Oscillator [J]. Nature Photonics, 2011, 5(12): 728-730.
- [12] OEWAIVES. Hi-QTM Opto-Electronic Oscillators [EB/OL]. (2019-05-23). <https://oewaves.com/hi-q-oeo>.
- [13] 黄梓骏, 马蕊, 蔡鑫伦. 光电振荡器: 从分立到薄膜铌酸锂光集成(特邀)[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(11): 18-33.
- [14] ZHANG Jiahong, WANG Yao, DING Qihong. Single-Loop Tunable PT-Symmetric Optoelectronic Oscillator Based on a Phase Modulator [J]. Applied Optics, 2024, 63(3): 566-574.
- [15] GOU Weilei, WANG Lin, LIU Yifan, et al. Generation of Phase-Coded LFM Signals Based on Fourier Domain Mode-Locked Optoelectronic Oscillator [J]. Journal of Lightwave Technology, 2023, 41(19): 6142-6148.
- [16] MA Yanna, LINGHU Shuangyi, CHEN Bohuan, et al. Continuous Ultra-Wideband Signal Regeneration in Random Optoelectronic Oscillators Through Injection Locking [J]. Optics Express, 2024, 32(6): 9847-9856.
- [17] 庾财斌, 于优, 张浩, 等. 基于相位调制等效展宽激光线宽的极低相噪光电振荡器[J]. 半导体光电, 2023, 44(5): 662-665.
- [18] 郭雪锋, 方立军, 柳勇, 等. 一种基于辅助变频技术的低噪声光电振荡器[J]. 现代雷达, 2023, 45(4): 86-90.
- [19] 王凯, 林百科, 宋有建, 等. 基于光学-微波同步的低噪声微波产生方法[J]. 物理学报, 2022, 71(4): 107-114.
- [20] 朱鸿飞, 段若东, 肖林, 等. 基于受激布里渊散射的可调谐稳定光电振荡器[J]. 光学学报, 2023, 43(11): 209-216.
- [21] 杨俊, 许强. 频率源的相位噪声对雷达系统性能的影响[J]. 舰船电子对抗, 2016, 39(1): 58-61.
- [22] RICHARDS M A. Fundamentals of Radar Signal Processing [M]. 2nd ed. New York: McGraw-Hill Education, 2014.
- [23] 王璇, 郅锦辉, 李冲霄. 相位噪声对数字阵列波束合成的影响研究[J]. 无线电工程, 2023, 53(3): 735-742.
- [24] 陈俊先, 施龙飞, 贾文通, 等. 机载双基地雷达杂波模拟方法及杂波特性分析[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(6): 596-606.

作者简介:

蒋鑫 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为微波光子雷达。

贺轶斐 男, 硕士, 主要研究方向为信号与信息处理。

张道明 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为微波光子雷达。

杨悦 男, 博士, 工程师, 主要研究方向为微波光子雷达。

罗钉(通信作者) 男, 研究员, 主要研究方向为雷达先进射频架构。

(上接第163页)

- [10] 陈兴, 张超, 李晓林, 等. 一种基于硅基MEMS三维异构集成技术的T/R组件[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2024, 22(3): 331-336.
- [11] ZHOU Bo, WANG Qipeng, LU Yue, et al. 3D Packaging Based 4-Channel LTCC Receiver Module [C]//2017 IEEE CPMT Symposium Japan, Kyoto, Japan: IEEE, 2017: 71-74.
- [12] 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.
- [13] LIANG Zhangang, LIU Falin, CHEN Xingguo. A Design of X-Band Vertical Transmission T/R Module [C]//2022 International Conference on Microwave and Millimeter Wave Technology, Harbin, China: IEEE, 2022: 1083-1085.

作者简介:

梁占刚 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为微波电路、T/R组件设计。

刘发林(通信作者) 男, 教授、博士生导师, 主要研究方向为计算电磁学、微波电路与通信、雷达成像。

刘志红 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为微波电路、微波系统设计。

李瀚文 男, 博士, 主要研究方向为微波电路、功放设计。

陈兴国 男, 研究员, 博士生导师, 主要研究方向为微波电路与通信、雷达系统设计。

高分辨FMICW雷达回波信号虚假杂散抑制方法

曾维贵, 尚 嵩, 刘明刚, 曹司磊

(海军航空大学, 山东烟台 264001)

摘要: 高分辨率调频中断连续波(FMICW)雷达以其出色的远距离探测、低功耗以及优异的抗干扰性能, 在精确测距、目标识别和环境感知等领域展现出巨大潜力。然而, 在实际应用中, 有效抑制系统产生的虚假杂散信号并避免由此引发的多普勒模糊, 是实现其高精度探测的关键挑战。通过基础的交错开关频率抑制杂散信号来提升距离分辨率存在显著弊端。一方面, 其将最大不模糊多普勒速度降低至原有水平的一半, 对高速目标探测会产生多普勒模糊; 另一方面, 存在数据利用率低和信噪比低情况下杂散抑制效果有限等不足, 极大地制约了系统在实际场景中的性能表现。针对上述问题, 本文提出了一种改进的信号处理方法, 该方法通过优化改进杂散抑制信号处理流程并显著提高数据利用率, 在有效抑制虚假杂散信号的同时, 最大程度地保留了最大不模糊多普勒速度。以100个典型采样周期为例, 最大不模糊速度仅衰减约1%, 尤为重要, 随着采样周期数的增加, 衰减程度会进一步减小。这一特性对于维持高分辨FMICW雷达固有的测量精度和系统可靠性至关重要。通过与基础方法的仿真实验对比, 充分验证了所提方法的有效性及其显著优势。

关键词: FMICW雷达; 多普勒模糊; 杂散抑制; 高分辨

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0171-06

引用格式: 曾维贵, 尚嵩, 刘明刚, 等. 高分辨FMICW雷达回波信号虚假杂散抑制方法[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 171-176.

ZENG Weigui, SHANG Song, LIU Minggang, et al. Spurious Signal Suppression Method for High-Resolution FMICW Radar Echo Signals[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 171-176.

Spurious Signal Suppression Method for High-Resolution FMICW Radar Echo Signals

ZENG Weigui, SHANG Song, LIU Minggang, CAO Silei

(Naval Aviation University, Yantai 264001, China)

Abstract: High-resolution frequency modulated interrupted continuous wave (FMICW) radar demonstrates significant potential in applications such as precise ranging, target identification, and environmental perception, due to its exceptional long-range detection capabilities, low power consumption, and superior anti-interference performance. Nevertheless, a key challenge in practical deployments lies in the effective suppression of spurious signals generated by the system and the avoidance of Doppler ambiguity, which are essential for realizing its high-resolution capabilities. The conventional method of using PRI variation to enhance range resolution has major flaws. A primary limitation is that it halves the maximum unambiguous Doppler velocity, leading to ambiguity in detecting fast-moving targets. Furthermore, the approach exhibits low data efficiency and poor spurious signal suppression in low-SNR conditions. These issues collectively degrade radar performance in practice. To address these issues, this study introduces an improved signal processing method. Our approach enhances the spurious suppression workflow and data utilization, effectively eliminating spurious signals while largely retaining the maximum unambiguous Doppler velocity. For the typical case of 100 sampling periods, the maximum unambiguous velocity is reduced by only about 1%. Importantly, this reduction decreases further as the number of sampling periods increases. This characteristic is crucial for maintaining the inherent measurement accuracy and system reliability of high-resolution FMICW radar. Comparative simulations with the baseline method confirm the effectiveness and superior performance of the proposed approach.

Key words: FMICW radar; Doppler ambiguity; spurious signals suppression; high-resolution

0 引言

调频连续波(Frequency Modulated Continuous Wave, FMCW)雷达因其峰值功率低、分辨率高、截获概率低、无距离盲区、体积小、重量轻等优势,在车载雷达、飞机高度计等领域得到广泛应用^[1]。由于其持续发射电磁波的特性,发射机不可避免地会产生泄漏信号,这种泄漏信号会显著降低接收机灵敏度,甚至导致接收机前端组件饱和,从而严重压缩雷达动态范围。因而FMCW雷达通常采用独立的发射与接收天线设计,通过空间隔离来增大收发通道间的隔离度,从而减少泄漏信号的影响。这种方法在近距离探测场景下通常是有效的,而随着探测距离的增加,FMCW雷达需要提升发射功率和提高接收机灵敏度来保证性能^[2]。但提高发射功率会加剧泄漏信号问题,提升接收机灵敏度会更容易受到泄漏信号饱和的影响,本质上重新陷入最初的泄漏信号困境。因此,发射信号泄漏问题及其对系统动态范围的限制,一直是制约FMCW雷达探测距离提升的主要障碍。

为解决此问题,引入了调频中断连续波(Frequency Modulated Interrupted Continuous Wave, FMICW)雷达信号体制,通过波形设计在线性调频连续波中周期性插入发射中断期,形成“发射-中断-发射”的时序结构,当中断期启动时,发射机完全关闭,接收通道仅采集目标回波信号,从时间维度规避发射泄漏路径^[3]。然而,该机制引入带来了新的挑战——中断操作会在差拍频谱附近诱发高功率虚假杂散信号,导致距离混叠现象,显著劣化FMCW雷达原有的高距离分辨率特性。

针对此问题,Pablo等人基于虚假杂散与中断开关频率的强相关性,采用交错开关频率方法来抑制杂散,设计了单天线FMICW雷达传感器验证了中距离区域的杂散抑制效果,但该方法在远距离场景仍存在混叠残留^[4]。张远辉等人也采用了近似的方法,不同的是其采用 N 组不同的开关频率以适应不同探测距离^[5]。文献^[6]进一步提出基于批量泊松圆盘采样(Batch Poisson Disk Sampling, BPDS)与稀疏重构的混叠消除框

架:通过融合均匀采样与泊松突发延迟的BPDS模式采集回波,扩展有效无模糊距离范围。但该方法的突发机制在慢时间内会引入更多的多普勒杂波。由于杂散周期跟中断函数强相关,苏等人通过数学建模方法解算真实距离最大程度保留频谱特性,但该方法依赖于外部设备,因而实时性较差^[7]。

尽管交错开关频率可以消除杂散提高一维距离分辨率,但将多个快时间周期变成一个,这种处理方式必然导致多普勒最大不模糊速度大大降低,如果目标速度不在该范围内,会引起速度折叠,显著影响雷达系统的探测精度与可靠性。

针对现有方法的局限性,本文提出一种改进的虚假杂散抑制框架。该方法在交错开关频率基础上,通过对不同重复周期的距离像进行相干比对与相位校准,在低信噪比环境下采用最少不同开关频率,完成抑制虚假杂散的同时,最大程度缓解多普勒不模糊速度的下降,显著提升高速目标探测精度。

1 FMICW雷达虚假杂散信号分析

对于FMICW雷达,其发射信号在FMCW信号基础上经过矩形脉冲调制^[8]而成,信号 $s(t)$ 表示如下:

$$s(t) = A \sum_{n=0}^{N-1} \text{rect}\left(\frac{t - nT_{\text{pri}}}{T_{\text{pri}}}\right) e^{j2\pi\left(f_c t + \frac{K}{2}t^2 + \phi_0\right)} \quad (1)$$

式中, A 为信号幅度, f_c 为载频, K 为调频斜率, ϕ_0 为初始相位。矩形脉冲函数 $\text{rect}\left(\frac{t}{T_{\text{pri}}}\right) = \begin{cases} 1, & |t| \leq T_{\text{pri}}/2 \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, T_{pri} 是脉冲重复周期, N 为信号在1个调频周期内(快时间内)发射的脉冲个数。

同FMCW雷达射频信号处理一致,中频差拍信号^[9]是目标回波与发射信号混频再经过滤波,其数学形式为

$$s_b(t) = A \sum_{n=0}^{N-1} \text{rect}\left(\frac{t - nT_{\text{pri}}}{T_{\text{pri}}}\right) e^{j2\pi f_b t + \Delta\phi} \quad (2)$$

式中 f_b 表示混频得到的差拍频率, $\Delta\phi$ 表示相位差。对其进行傅里叶变换可以得到:

$$S_b(j\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} s_b(t) e^{-j\omega t} dt =$$

$$AT_d N \left[\frac{\sin \pi (f - f_b) NT_{\text{pri}}}{\pi (f - f_b) NT_{\text{pri}}} + \right.$$

$$\left. \sum_{n=1}^{+\infty} \frac{\sin n \pi f_r T_d}{n \pi f_r T_d} \cdot \frac{\sin \pi (f - f_b - n f_r) NT_{\text{pri}}}{\pi (f - f_b - n f_r) NT_{\text{pri}}} \right] \quad (3)$$

式中, $f_r = \frac{1}{T_{\text{pri}}}$ 表示脉冲重复频率, T_d 表示在 T_{pri} 内矩形脉冲持续时间。其频谱图如图1所示, 该频谱由一系列 sinc 函数谱线构成, 相邻 sinc 函数中心间隔为 f_r , 频谱中心频率对应于真实的差拍频率 f_b 。这些 Sinc 函数是由于引入了脉冲开关体制而非外部环境产生的, 所以认为是虚假杂散信号, 正是这些虚假杂散导致原差拍频谱发生展宽。这些虚假杂散信号就是对真实差拍频谱的“复制”, 杂散信号的重复频率就是脉冲频率, 频谱幅度变化与 T_d 相关。

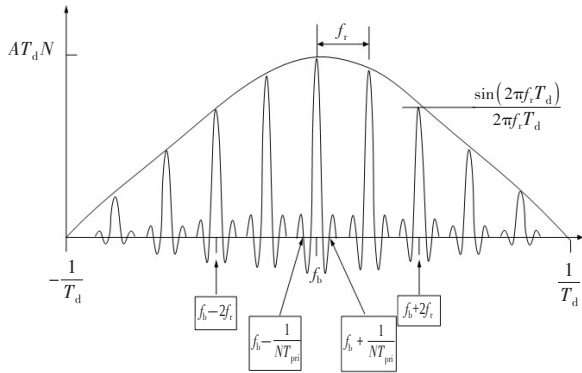


图1 FMICW 雷达差拍信号频谱拓展图

正是由于虚假杂散分量的存在, 使得 FMICW 雷达的差拍信号频谱产生明显展宽, 进而导致其距离分辨能力相较于传统 FMCW 体制出现显著下降。进一步, 在后续的二维距离-多普勒处理过程中, 此类虚假杂散信号易被误判为真实目标, 不仅会显著提高系统的虚警概率, 更会严重干扰密集多目标场景下的分辨与检测性能。因此, 有效抑制虚假杂散已成为提升 FMICW 雷达系统性能、保障其探测精度的关键前提与核心需求。虚假杂散造成的距离分辨率下降可以表示为

$$\Delta R = \frac{c}{2B} \cdot \frac{NT_{\text{pri}}}{T_d} \quad (4)$$

式中, c 代表光速, B 表示调频带宽。 $c/2B$ 为未引入脉冲开关前 FMCW 雷达的距离分辨率^[10], NT_{pri}/T_d 表示差拍频谱在 FMICW 雷达中谱线展宽的倍数。理论分析表明: 积累的脉冲数 N 与频谱主瓣宽度成反比关系, 进而根据 $\Delta R = c/2B_{\text{eff}}$ 导致距离分辨率下降。

2 虚假杂散抑制方法

2.1 基础方法及其存在的问题

基础方法是通过交错开关频率来消除虚假杂散^[11], 将脉宽压缩。原理如图2所示, 其不同周期内交错改变 f_r , 引起不同周期内虚假杂散谱线发生移动, 而真正的差拍频谱位置不变。最后两者谱线相比较取最小值, 进而消除虚假杂散峰。

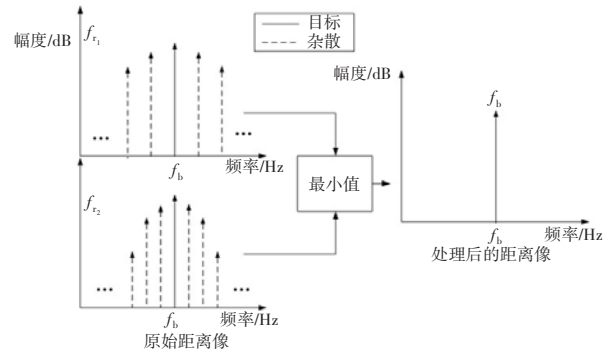


图2 基础方法交错开关频率抑制杂散原理

图2是理想化的处理结果, 其假设前提条件虚假杂散信号是狄拉克函数, 而实际上虚假杂散是由 sinc 函数谱线构成。要取得较好虚假杂散的消除效果, 最好能保证 f_{r1} 产生的 sinc 谱峰位置出现在 f_{r2} 产生 sinc 函数的第二或更往后过零点位置, 因为在第一零点位置上两 sinc 函数取最小值并不能完全消除虚假杂散, 依旧会有较大的谱峰展宽。用公式可表示为

$$f_{r2} - f_{r1} \geq \frac{f_{r1}}{N} \quad (5)$$

这种方法简单而高效, 但存在一些问题, 比如在检测密集多目标或扩展目标时, 不同散射点的虚假杂散可能位于同一频率上, 如果只利用相邻两个距离像进行虚假杂散抑制, 抑制效果有限。最重要的是将两个原始距离像处理后变成一个距离像, 必然导致在后续多普勒速度提取时造成最

大不模糊速度^[12]的下降,其下降幅度达50%,如式(6)所示。

原始最大不模糊速度:

$$\Delta f_{D_s} = \frac{\lambda}{4 \times T_s}$$

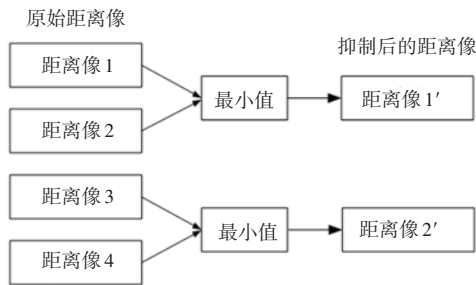
处理后最大不模糊速度:

$$\Delta f_{D_s} = \frac{\lambda}{8 \times T_s}$$

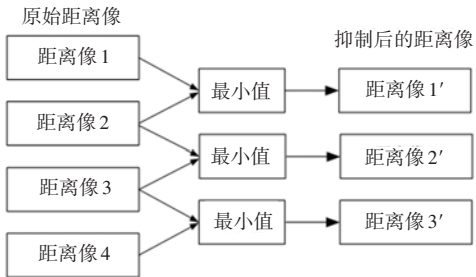
式中, λ 为载波波长, T_s 为调频周期。

2.2 改进方法分析

本文在基础方法上进行了改进。最大不模糊速度的下降源于将两个快时间周期合并为一个,导致慢时间维的采样点数减半,从而使最大不模糊速度相应降至原先的一半。若能在执行比较操作的同时,最大限度地保留原始慢时间维的采样点数,即可有效避免多普勒模糊速度的下降。因此,我们提出了交叉比较的改进方法。该方法在抑制杂散信号、提升距离分辨率的同时,还能保持慢时间维的调频周期数下降程度最小,其基本原理如图3所示。



(a) 虚假杂散抑制方法



(b) 改进后的虚假杂散抑制方法

图3 改进后的虚假杂散处理方法

通过改进的方法,信号处理后慢时间调频周期数从原先的 N_s 变为 $N_s - 1$ 。因此处理后的最大不模糊速度为

$$\Delta f_{D_s} = \frac{(N_s - 1) \times \lambda}{4 \times N_s \times T_s} \quad (7)$$

当 $N_s = 100$ 时,最大不模糊速度相较于原始值仅衰减了1%。且采样周期数越大,衰减幅度越低。因此,该方法能有效维持不模糊速度,使其在检测高速目标时,既提升了距离分辨率,又保障了速度检测的准确性,从而无需增加额外的脉冲重复频率以消除速度模糊,避免了额外的硬件成本。

此外,在低信噪比环境下检测密集目标或扩展目标时,改进方法相较于基础方法,具有进一步提升距离分辨率的潜力。原因在于:首先,通过多次交叉比较可以更有效地抑制随机噪声的影响;其次,密集目标或扩展目标产生的虚假杂散信号也能在多次比较中得到进一步抑制。因此,该方法更有利于充分发挥FMICW雷达在远距离目标探测方面的潜力。然而,需要指出,无论是基础方法还是改进方法,经比较处理后得到的一维距离像存在相位不连续性问题,这在进行二维多普勒处理时会引入少量与交叉开关频率相关的虚假速度杂散。

3 仿真实验分析

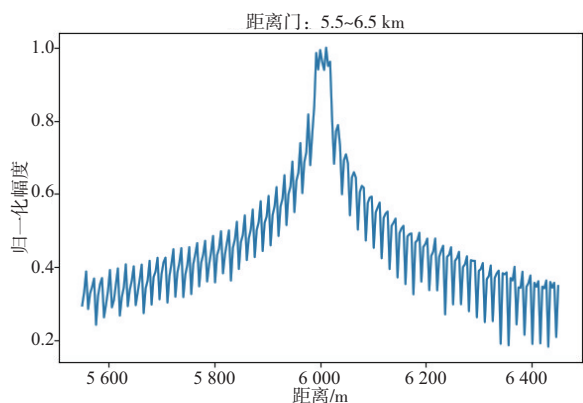
为验证方法的有效性,搭建FMICW雷达信号处理仿真平台,仿真参数如表1所示。模拟目标数量为2个,目标回波返回时距离为6 km和6.01 km,目标朝雷达匀速飞行,速度分别为300 m/s和310 m/s。

表1 仿真参数

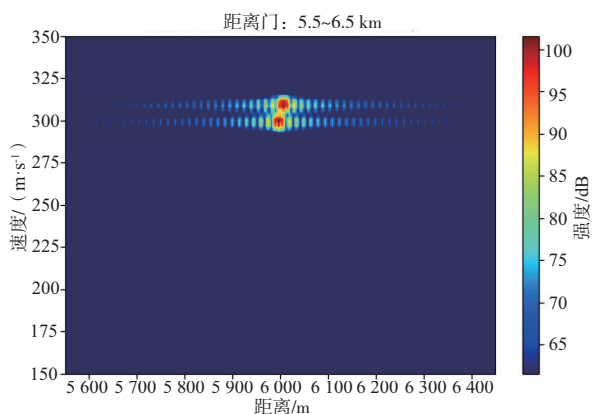
信号参数	参数值
调频周期/ T_s	1 ms
调频带宽/ B	40.0 MHz
载波频率/ f_c	2.10 GHz
脉冲重复频率/ f_r	20 kHz
脉冲数/ N	20
脉冲持续时间/ T_d	25 μ s
采样速率/ f_s	40.0 MHz
调频周期数/ N_s	256
距离波门宽度/ ΔR	900 m
目标数量	2
目标距离/速度	[6 km, 300 m/s], [6.01 km, 320 m/s]
输入信噪比	-20.0 dB

首先,根据文献[13]所提方法,仿真FMICW雷达体制对双目标进行探测。理论分析结果表明,在给定系统参数下,FMCW体制的最大不模糊距离为15 km,距离分辨率为3.75 m,该性能足以

实现对目标的有效分辨。然而,在FMICW体制下,受虚假杂散等因素影响,其距离分辨能力的理论值将恶化至150 m,在此条件下已无法可靠分辨目标。实际仿真结果与理论分析一致,如图4所示。图4展示了距离单元内的距离像仿真结果及其对应的距离-多普勒谱。结果显示虚假杂散频率分量的存在导致了目标回波频谱显著展宽,致使目标在距离维难以有效分辨。而从多普勒频谱中可以分辨出两个目标,因理论最大不模糊速度为357.14 m/s,速度分辨率为2.79 m/s,虽然如此,但从距离-多普勒图中也能看到,这是因为虚假杂散存在导致真实目标周围存在众多虚假目标,离目标越近,虚假杂散越明显。



(a) FMICW 雷达传统方法的距离探测仿真结果

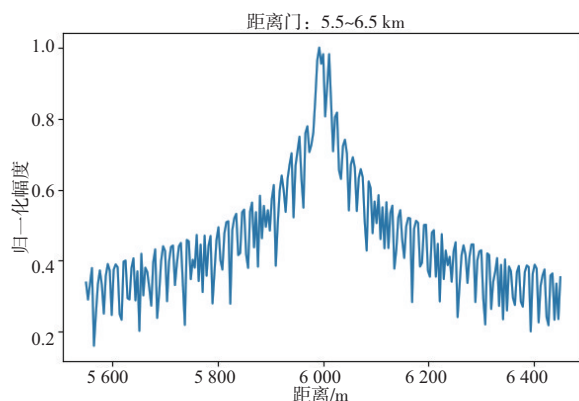


(b) FMICW 雷达传统方法的距离-多普勒图

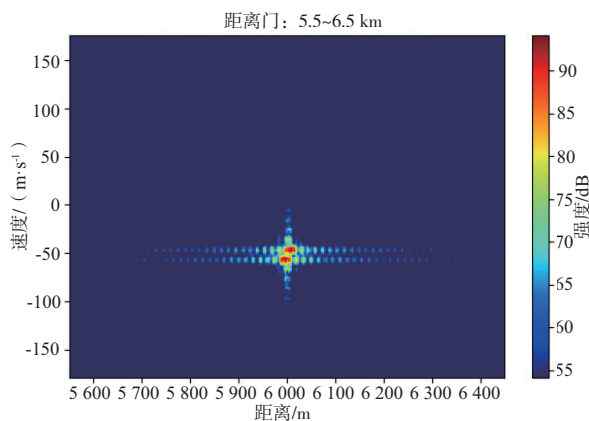
图4 采用传统FMICW雷达对模拟目标的检测结果

其次,采用文献[11]所提出的基础杂散抑制方法对目标重新检测对照。对照方法只是捷变脉冲频率,仿真捷变频率 f_r 设置为23 kHz,其他参数都保持一致。对抑制后的信号重新进行傅里叶变化处理,得到更新后的距离维仿真结果及其对应

的距离-多普勒谱,如图5所示。杂散抑制提升了系统的距离分辨率。在距离像中,可以近似观察到两个可区分的目标回波。然而,多普勒频谱性能却显著下降。这是因为理论最大不模糊速度从原来的357.14 m/s变成了178.57 m/s,引发了速度折叠,导致速度在图中未能正确显示。而且在当前周期数内,虚假杂散虽然减少,但是减少量较低,说明当前周期数内数据利用效率较低。



(a) 采用对照方法杂散抑制后的距离探测仿真结果

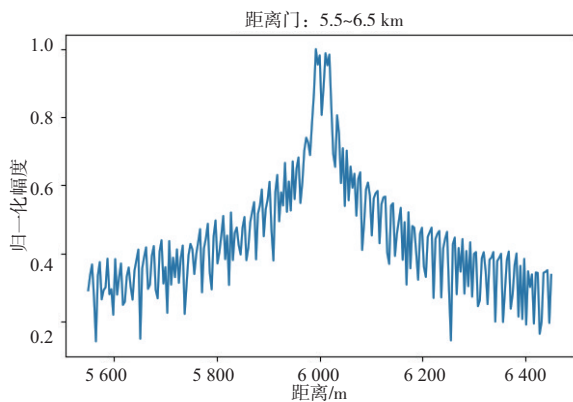


(b) 采用对照方法杂散抑制后的距离-多普勒图

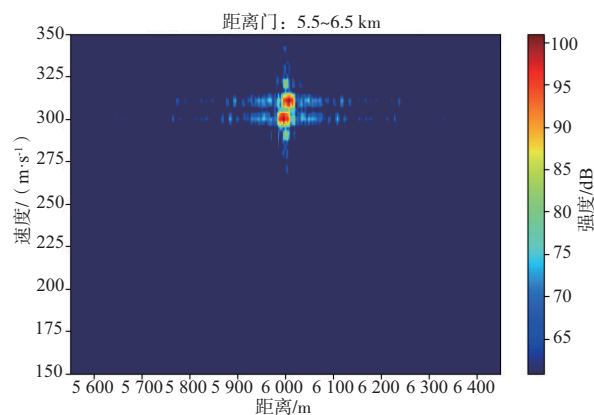
图5 采用基础方法抑制杂散后对模拟目标检测的仿真结果

最后,应用本文所提出的改进型杂散抑制方法对目标重新执行探测流程,对比结果如图6所示。采用本文提出的改进方法后,理论上最大不模糊速度只是从357.14 m/s下降到355.75 m/s,快时间内数据经过2次比较可以对杂散进一步地抑制,对距离分辨率可以进一步提升。仿真实验数据验证了理论分析结果,该方法不仅有效提升对照方法的距离分辨率,而且还显著优化了多普勒频谱特性,从而实现了距离与多普勒维度性能的

明显改善。



(a) 采用改进方法杂散抑制后的距离探测仿真结果



(b) 采用改进方法杂散抑制后的距离-多普勒图

图6 采用改进后的杂散抑制方法对模拟目标检测的仿真结果

4 结束语

FMICW 雷达继承了 FMCW 体制低功耗、高分辨率、低截获概率和无距离盲区的优势,同时具备更优的远距离探测潜力,因而受到广泛关注。然而,其中断操作会在真实目标周围引入大量虚假杂散信号,导致距离分辨率显著下降。虽然采用交错开关频率可抑制部分杂散,但其抑制效果有限且会引发最大不模糊速度的大幅衰减。现有改进方法虽能有效提升距离分辨率并保障远距离探测精度,但普遍存在局限:或需增加硬件成本^[14],或需以牺牲多普勒性能为代价^[15]。针对此问题,本文提出一种高效简洁的信号处理改进方法,其创新性在于无需额外硬件即实现杂散信号的有效抑制和同步兼顾高距离分辨率与良好的多普勒适

应能力,可以显著提升对高速目标的探测识别性能。该方法为 FMICW 雷达性能优化提供了新范式,仿真实验验证了其在密集目标场景中有效解决距离-速度联合分辨难题的能力。

参考文献:

- [1] SHI Yuping, LI Qinwei, WU Hang, et al. Radar-Based Multi-Target Localization and Vital Sign Monitoring [J]. Journal of Computer and Communications, 2024, 12(11): 263-278.
- [2] 周巧玲, 谢存, 邵春雨. 一种高精度雷达目标回波模拟系统设计与实现研究[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(6): 689-696.
- [3] REJFEK L, NGUYEN N T, CHMELAR P, et al. Neural Networks Application for Processing of the Data from the FMICW Radars[J]. Symmetry, 2019, 11(10): 11101308.
- [4] ALMOROX-GONZALEZ P, GONZALEZ-PARTIDA J T, BURGOS-GARCIA M, et al. Millimeter-Wave Sensor with FMICW Capabilities for Medium-Range High-Resolution Radars[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2009, 57(6): 1479-1486.
- [5] 张远辉, 杨健, 朱俊江, 等. 基于交错算法的 FMICW 技术在车载雷达中的应用[J]. 电信科学, 2018, 34(10): 36-46.
- [6] DONG B, LI G, WANG K, et al. Range Aliasing Elimination for FMICW Radar with Uniform Sampling Bursts and Poisson Disk Inter-Burst Delays [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(2): 1495-1508.
- [7] SU C L, CHEN Zhaoyu, WU K H, et al. Range Aliasing Effect of Frequency Modulation Interrupted Continuous Wave (FMICW) High-Frequency Surface Wave Radar—Ionospheric Clutter Examination [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-11.
- [8] 乔振宇, 刘晓斌, 谢艾伦, 等. 基于小波变换的雷达脉冲间歇收发回波联合重构方法[J]. 雷达科学与技术, 2024, 22(5): 469-477.
- [9] 李学仕, 马益, 陈英, 等. 基于天基平台的空中高机动目标检测方法研究[J]. 现代雷达, 2024, 46(3): 47-53.
- [10] 蒋留兵, 吴岷洋, 车俐. FMCW 雷达基于光学字符识别的连续动作识别研究[J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(1): 74-81.
- [11] REJFEK L, PESEK J, BRAZDA V. Targets Detection for FMICW Radar [C]//2015 25th International Conference Radioelektronika, Pardubice, Czech (下转第 184 页)

基于ANM-ADMM-MM的稀疏阵列 DOA估计方法

张培华¹, 晋良念^{1,2}

(1. 桂林电子科技大学信息与通信学院, 广西桂林 541004;

2. 广西无线宽带通信与信号处理重点实验室, 广西桂林 541004)

摘要: 针对稀疏阵列下的DOA估计中原子范数最小化的交替方向乘子算法存在精度偏低、运算量大和抗噪声性能较差的问题,提出一种基于MM优化的改进原子范数最小化算法(ANM-ADMM-MM)。该方法首先进行采样和量化,建立一个观测信号模型,通过原子范数最小化,得到半正定规划(SDP)形式;然后在ADMM算法交替迭代最小化代价函数中加入MM优化得到最优估计的Toeplitz矩阵;最后利用MUSIC算法对Toeplitz矩阵峰值搜索求得角度值。仿真验证表明,该方法在和ANM-ADMM算法相比,运行时间降低约74%,在信噪比为0 dB下的估计精度提高约55%,在信噪比为15 dB下的估计精度提高约35%。

关键词: 稀疏阵列; DOA估计; 原子范数最小化; 交替方向乘子算法; MM优化

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0177-08

引用格式: 张培华, 晋良念. 基于ANM-ADMM-MM的稀疏阵列DOA估计方法[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 177-184.

ZHANG Peihua, JIN Liangnian. Sparse Array DOA Estimation Method Based on ANM-ADMM-MM [J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 177-184.

Sparse Array DOA Estimation Method Based on ANM-ADMM-MM

ZHANG Peihua¹, JIN Liangnian^{1,2}

(1. Institute of Information and Communication, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China;

2. Key Laboratory of Wireless Broadband Communication and Signal Processing, Guilin 541004, China)

Abstract: The alternating direction method of multipliers algorithm for atomic norm minimization in sparse array DOA estimation suffers from low accuracy, large amount of computation and poor noise robustness. An improved atomic norm minimization algorithm based on Majorization-Minimization (ANM-ADMM-MM) is proposed. Firstly, the method is sampled and quantized, and an observation signal model is established. The semi-definite programming (SDP) form is obtained by minimizing the atomic norm. Then, an MM optimization is incorporated into the ADMM iterative process to obtain the optimal estimated Toeplitz matrix. Finally, the MUSIC algorithm is employed to search for the peak of the Toeplitz matrix to determine the angles. Simulation results demonstrate that, compared with the ANM-ADMM algorithm, the running time of the proposed method is reduced by approximately 74%, the estimation accuracy is improved by about 55% at an SNR of 0 dB and by about 35% under the SNR of 15 dB.

Key words: sparse array; DOA estimation; atomic norm minimization; alternating direction method of multipliers; MM optimization

0 引言

方向到达角(Direction of Arrival, DOA)估计是阵列信号处理领域中研究的重要问题之一,旨在通过传感器阵列接收的空域信号实现空间辐射源

方位的精准定位,在雷达、声呐、无线通信等领域具有重要应用^[1]。其理论发展历经数十年革新,逐步形成了从经典谱估计到高分辨率子空间方法,再到现代稀疏重构技术的完整体系。

DOA估计目的是通过传感器阵列接收信号,

精准定位空间辐射体的方位角。早期DOA估计主要基于波束形成技术,通过空间扫描计算不同方向的输出功率,但受限于瑞利准则,分辨率难以突破物理孔径的限制。为优化波束权重,Capon提出的最小方差无失真响应(MVDR)算法^[2]通过对协方差矩阵逆矩阵加权,在抑制干扰的同时提升分辨能力,是经典波束形成的重要改进。然而,传统方法在相干信号或者低信噪比场景下的性能急剧下降。为了突破瑞利限,20世纪80年代,以多重信号分类(MUSIC)^[3]和旋转不变子空间(ESPRIT)^[4]为代表的子空间方法应运而生;MUSIC算法通过分解协方差矩阵,利用噪声子空间与信号子空间的正交性构造空间谱函数,借助峰值搜索实现超分辨估计;ESPRIT算法则基于传感器阵列的平移不变结构,直接通过信号子空间的特征值分解求解DOA,避免了谱搜索的高计算量,提高角度分辨率。为进一步提升估计精度与鲁棒性,基于MVDR方法下提出了一种最大似然方法(ML)的子空间拟合算法^[5],目的是找到使接收信号的概率密度函数最大的方位角,随之先后提出了基于确定性假设的最大似然方法(DML)和考虑统计随机性的最大似然方法(SML)。然而,此类方法涉及高维非凸优化,计算复杂度限制了其工程适用性。为了减少计算量,提高计算效率,在角度估计中引进了快速傅里叶变换(FFT)算法,文献[6]介绍了一种基于FFT算法下的稀疏阵列的空间频率的DOA估计方法,可以同时不同的入射角度进行角度估计,极大地降低了测向的计算量,易于工程实现。

21世纪初,压缩感知(CS)理论的突破为DOA估计开辟了新路径。文献[7]基于 ℓ_1 范数的DOA估计方法忽略弱信号的问题,提出一种结合 ℓ_1 范数与 ℓ_2 范数平方的组合惩罚项模型,通过最大化-最小化算法求解,提高了角度估计精度。然而上述方法需要通过离散化角度网格构建稀疏模型,将DOA估计转化为凸优化或贪婪迭代,存在网格失配的问题,会导致性能显著退化,制约其在连续角度空间的应用。针对此瓶颈,原子范数最小化(ANM)^[8]通过构建连续字典的稀疏表示框架,将无限维优化问题转化成为有限维半定规划(SDP),实现了无网格的超分辨估计,成为近年来的研究热点。文献[9]在原子范数最小化的 ℓ_0 原子范数问

题中,提出了基于Circle混沌映射无网格DOA估计算法,降低均方根误差。文献[10]在原子范数最小化的 ℓ_1 原子范数问题中,提出了利用交替方向乘法(ADMM)的快速迭代求解范数问题的方法,提高了估计精度,降低了计算量。但是用ADMM算法解决原子范数最小化问题需要先将原子范数转化为半定规划问题,涉及到大规模矩阵运算和求逆计算,导致计算量和内存消耗过大,抗噪声性能较差。

为此,本文在原子范数最小化的交替方向乘法(ANM-ADMM)基础上,引入了最大最小化(MM)优化算法,提出了一种ANM-ADMM-MM算法来估计稀疏阵列下的DOA,相比于传统的ANM-ADMM算法,本文算法提高了计算效率和抗噪声性能,降低估计误差。

1 稀疏阵列信号模型

目前,均匀阵列下的DOA估计算法已趋于成熟,但该算法因依赖大量阵元,并且阵列单元需要布局严谨,导致硬件成本增加。因此少阵元的稀疏阵列的DOA估计技术一直是学术界与工程领域的研究热点^[11]。若在均匀阵列基础上移除部分阵元单元,将对应通道数据置为0,便可构建出稀疏阵列,具体形式如图1所示。

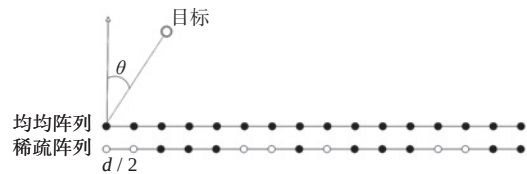


图1 稀疏阵列示意图

设 $\mathbf{X} \in M \times L$ 由 L 个相同的角度分量的复信号组成的无噪声的数据矩阵。 $\mathbf{X}$ 的第 (m, l) 个元素,记为 x_{ml} ,其形式为

$$x_{ml} = \sum_{k=1}^K S_{kl} e^{j2\pi(m-1)d \sin \theta_k / \lambda} \quad (1)$$

式中, $(m, l) \in [M] \times [L]$, M 表示阵元个数, L 表示快拍数, K 表示角度分量的个数, $\theta \in [-90^\circ, 90^\circ]$ 表示角度分量, S_{kl} 表示第 k 个正弦分量在第 l 个快拍数的复振幅。为了简化式(1)的表示,假设以采样周期为单位, $\mathbf{X}$ 的每一列是一个由 M 个均匀样本组成的测量向量。那么,信号模型式(1)可以用矩

阵-向量的形式重写为

$$\mathbf{X} = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(\theta_k) \mathbf{s}_{kl} = \mathbf{A}(\theta) \mathbf{S} \quad (2)$$

式中, $\mathbf{A}(\theta) = [\mathbf{a}(\theta_1), \dots, \mathbf{a}(\theta_K)]$, 其中, $\mathbf{a}(\theta) = [1, e^{j2\pi d \sin \theta / \lambda}, \dots, e^{-j2\pi(M-1)d \sin \theta / \lambda}]^T$, 因阵元1, 2, 6, 7, 9, 13和14在 $\mathbf{a}(\theta)$ 设置为0, 则 $\mathbf{a}(\theta) = [0, 0, \dots, e^{-j2\pi(M-1)d \sin \theta / \lambda}]^T$, $\mathbf{s}_{kl} = [s_{1l}, s_{2l}, \dots, s_{kl}]^T$ 为矩阵 $\mathbf{S} = \{\mathbf{s}_{kl}\}$ 的第 k 行。

为了减少硬件的复杂度, 采用1位ADC来分别对接收信号的实部和虚部进行采样和量化。首先, 定义复值参考阈值矩阵 $\mathbf{H}$ 是从一组离散的8个值随机生成的, 这8个值均匀分布在 $[-h_{\max}, h_{\max}]$ 值域上, $h_{\max}$ 的定义:

$$h_{\max} = \sqrt{\frac{\|\mathbf{X}\|_F^2}{2ML}} \quad (3)$$

然后通过量化过程将有噪声的接收信号的样本与定义的复值参考阈值矩阵 $\mathbf{H}$ 进行差值比较计算, 得到有符号的观测矩阵 $\mathbf{Y} \in \{y_{ml}\}$, $\mathbf{Y}$ 的每个元素 y_{ml} 的表达式为

$$y_{ml} = \text{signc}(x_{ml} + e_{ml} - h_{ml}) \quad (4)$$

式中, e_{ml} 和 h_{ml} 分别为未知的加性噪声和已知的阈值矩阵 $\mathbf{H}$ 的元素。signc($\cdot$)定义为

$$\text{signc}(x) = \text{sign}(x^R) + j\text{sign}(x^I) \quad (5)$$

式中, signc($\cdot$)定义为

$$\text{signc}(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ -1, & x < 0 \end{cases} \quad (6)$$

所以, $\mathbf{Y} = \{y_{ml}\} \in \{1+j, 1-j, -1+j, -1-j\}$ 作为本文算法的输入观测矩阵。在许多雷达侦测和通信应用中, $\mathbf{Y}$ 的角度分量 K 的数量远远小于阵元数 M , 基于这一特性, 通过合理减少阵元数量不仅能够降低硬件成本, 还能进一步优化DOA估计的性能, 实现资源的有效利用和精度提升。本文的目标是从观测矩阵 $\mathbf{Y}$ 中通过改进的原子范数恢复信号, 从而估计角度值 θ 。

2 算法描述

2.1 原子范数最小化

原子范数最小化的核心是通过构建合适的目标函数与约束条件, 从而实现原始信号的有效

重构和分析。信号矩阵 $\mathbf{X}$ 的原子集合 X_A 为

$$X_A \triangleq \{\mathbf{a}(\theta)\phi\} \quad (7)$$

式中, $\phi \in C^{1 \times L}$, 并且 $\|\phi\|_2 = 1$ 。

信号矩阵 $\mathbf{X}$ 可以表示在原子集合上的最稀疏分解代价^[12-13]为

$$\|\mathbf{X}\|_{X_A} = \inf_{\theta_k, \mathbf{s}_{kl}} \left\{ \sum_k \|\mathbf{s}_{kl}\|_2 : \mathbf{X} = \sum_{k=1}^K \mathbf{a}(\theta_k) \mathbf{s}_{kl} \right\} \quad (8)$$

通过凸松弛, 可以转换为SDP问题:

$$\begin{aligned} \|\mathbf{X}\|_{X_A} &= \min_u \frac{1}{2\sqrt{M}} \left(\text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{u})) + \text{tr}(\mathbf{X}^H \mathbf{T}(\mathbf{u})^{-1} \mathbf{X}) \right) \\ &\quad \text{s.t. } \mathbf{T}(\mathbf{u}) \geq 0 \\ \|\mathbf{X}\|_{X_A} &= \min_{\mathbf{W}, \mathbf{u}} \frac{1}{2\sqrt{M}} \left(\text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{u})) + \text{tr}(\mathbf{W}) \right) \\ &\quad \text{s.t. } \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \mathbf{X}^H \\ \mathbf{X} & \mathbf{T}(\mathbf{u}) \end{pmatrix} \geq 0 \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\mathbf{u} = [u_1, \dots, u_M]^T$; $\mathbf{T}(\mathbf{u})$ 为 $M \times M$ 的Toeplitz矩阵, 定义为

$$\mathbf{T}(\mathbf{u}) = \begin{pmatrix} u_1 & u_2 & \cdots & u_M \\ u_2^c & u_1 & \cdots & u_{M-1} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ u_M^c & u_{M-1}^c & \cdots & u_1 \end{pmatrix} \quad (10)$$

根据Vandermonde原理分解^[14], 任何半正定规划(SDP)公式的Toeplitz矩阵都可以重写为 $\mathbf{T}(\mathbf{u}) = \sum_{k=1}^K p_k \mathbf{a}(\theta_k) \mathbf{a}^H(\theta_k)$, 因此由Toeplitz矩阵可估计出信号的角度值 θ 。

2.2 基于ANM-ADMM-MM的DOA估计

MM是一种迭代优化算法, 用于解决难以直接优化的目标函数问题。其核心思想是通过构造一个易于优化的替代函数来逐步逼近目标函数的局部最优解^[15]。在每次迭代中, MM优化算法不是直接对原始目标函数进行求解, 而是通过优化一个更简便的辅助函数来间接地求得最优解。

为了降低计算量, 提高计算效率, 在ADMM的基础上引入MM优化算法, 在复杂问题中找到一个更简单的替代函数, 称这个算法为ANM-ADMM-MM算法。加入MM优化算法思想如下, 首先, 观测矩阵 $\mathbf{Y}$ 的负对数似然函数^[16]为

$$l(\tilde{\mathbf{S}}, \theta, \eta) = -\sum \ln[\Phi(y_{ml}^R(\tilde{x}_{ml}^R - \eta h_{ml}^R))] - \sum \ln[\Phi(y_{ml}^I(\tilde{x}_{ml}^I - \eta h_{ml}^I))] \quad (11)$$

式中, η 为噪声因素, $\Phi(x)$ 为标准正态分布的累积函数(cdf), $\tilde{\mathbf{S}} = \eta \mathbf{S}$, $\tilde{\mathbf{X}} = \eta \mathbf{X}$ 。

由 $\tilde{\mathbf{X}} = \eta \mathbf{X} = \mathbf{A}(\theta) \tilde{\mathbf{S}}$ 关系可知, 负对数似然函数 $l(\tilde{\mathbf{S}}, \theta, \eta)$ 可以被替换为 $l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta)$, 然后添加原子范数正则式(8)构建复合优化目标:

$$\min_{\tilde{\mathbf{X}}, \eta \geq 0} l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta) + \mu \|\tilde{\mathbf{X}}\|_{X_A} \quad (12)$$

其中, 前面一项是数据拟合的负对数似然函数, 后面一项是矩阵 $\tilde{\mathbf{X}}$ 的原子范数项, μ 是正则化参数, 用于平衡两个分量之间的偏差和方差权衡。 μ 过大, 原子范数项主导优化过程, 模型会过度正则化, 恢复出的信号 $\tilde{\mathbf{X}}$ 原子数量过少, 幅度被压缩, 无法很好地拟合数据中的真实结构, 导致估计出的角度数量少于真实值; μ 过小, 负对数似然函数主导优化过程, 模型会欠正则化, 容易拟合数据中的噪声和随机波动, 出现虚假的、强度弱的角度估计(假峰)。选择理想的 μ , 可以在原子范数项和负对数似然函数取得最佳的平衡, 使角度估计的均方误差最小化。正则化参数 μ 的理论经验公式^[17]:

$$\mu = \alpha \sigma \sqrt{M \log M} = 10^{-SNR/20} \alpha \sqrt{M \log M} \quad (13)$$

其中, α 的取值范围是 $[1, 10]$ 。当 $SNR=0$ dB, $\alpha=1$ 时, $\mu=4.816\ 4$; 当 $SNR=15$ dB, $\alpha=10$ 时, $\mu=8.565\ 0$, 所以 μ 的取值选择 $[4.816\ 4, 8.565\ 0]$ 可以平衡原子范数项和负对数似然函数。故后续的仿真实验, 正则化参数选取 $\mu=5$ 。

角度估计值 θ 可以由式(12)估计出来。将式(9)代入式(12), 替换原子范数函数得到目标函数问题为

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{\mathbf{X}}, \eta, \mathbf{W}, \mathbf{u}} l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta) + \frac{\mu}{2\sqrt{M}} (\text{tr}(\mathbf{W}) + \text{tr}(\mathbf{T}(\mathbf{u}))) \\ \text{s.t.} \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \tilde{\mathbf{X}}^H \\ \tilde{\mathbf{X}} & \mathbf{T}(\mathbf{u}) \end{pmatrix} \geq 0, \eta \geq 0 \end{aligned} \quad (14)$$

由式(14)可以看出, 这是多个非线性复数项的SDP问题, 难以用凸优化工具箱 CVX 解决。此时, 需要用 ADMM 方法迭代来求解问题(14), 恢复信号 $\tilde{\mathbf{X}}$, 从中得到角度估计值 θ 。首先引入辅助变

量矩阵 $\mathbf{Z} \in \mathbb{C}^{(M+L) \times (M+L)}$ 和辅助参数 τ , 将式(14)改为

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{\mathbf{X}}, \eta, \mathbf{W}, \mathbf{u}, \mathbf{Z}, \tau} l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta) + \mu (\text{tr}(\mathbf{Z}) + \tau) \\ \text{s.t.} \mathbf{Z} = \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \tilde{\mathbf{X}}^H \\ \tilde{\mathbf{X}} & \mathbf{T}(\mathbf{u}) \end{pmatrix} \geq 0, \tau \geq 0 \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $\text{tr}(\cdot)$ 表示矩阵的迹。式(15)中的 $l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta)$ 加入 MM 优化算法, 首先定义 $c(x) = \ln \Phi(x)$, 则式(11)可以表示为

$$l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta) = -\sum c(y_{ml}^R(\tilde{x}_{ml}^R - \eta h_{ml}^R)) - \sum c(y_{ml}^I(\tilde{x}_{ml}^I - \eta h_{ml}^I)) \quad (16)$$

对所有的 $x, u \in \mathbf{R}$, x 和 u 的关系^[18]:

$$c(x) \leq c(u) + c'(u)(x - u) + \frac{1}{2}(x - u)^2 \quad (17)$$

并且, 有且仅当 $x = u$ 等号成立。令:

$$\begin{cases} u = u_{ml}^R = (y_{ml}^R(\tilde{x}_{ml}^R - \eta h_{ml}^R)) \\ x = (y_{ml}^R(\tilde{x}_{ml}^R - \eta h_{ml}^R)) \end{cases} \quad (18)$$

将式(18)带入式(17)可以得到

$$\begin{aligned} c(y_{ml}^R(\tilde{x}_{ml}^R - \eta h_{ml}^R)) &\leq c(u_{ml}^R) + \\ &c'(u_{ml}^R)(y_{ml}^R(\tilde{x}_{ml}^R - \eta h_{ml}^R) - u_{ml}^R) + \\ &\frac{1}{2}(y_{ml}^R(\tilde{x}_{ml}^R - \eta h_{ml}^R) - u_{ml}^R)^2 \end{aligned} \quad (19)$$

同理对虚部项可以得到类似式(19), 对目标函数 $l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta)$ 求和:

$$\begin{aligned} l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta) &\leq \sum_{m,l} \left(c(u_{ml}^R) + c'(u_{ml}^R) \Delta_{ml}^R + \frac{1}{2}(\Delta_{ml}^R)^2 \right) + \\ &\sum_{m,l} \left(c(u_{ml}^I) + c'(u_{ml}^I) \Delta_{ml}^I + \frac{1}{2}(\Delta_{ml}^I)^2 \right) \end{aligned} \quad (20)$$

式中, $\Delta_{ml}^{R/I} = y_{ml}^{R/I}(\tilde{x}_{ml}^{R/I} - \eta h_{ml}^{R/I}) - u_{ml}^{R/I}$ 。对式(20)的二次部分进行配方得到

$$\begin{aligned} c'(u_{ml}^{R/I}) \Delta_{ml}^{R/I} + \frac{1}{2}(\Delta_{ml}^{R/I})^2 &= \\ \frac{1}{2}(\Delta_{ml}^{R/I} + c'(u_{ml}^{R/I}))^2 + \frac{1}{2}(c'(u_{ml}^{R/I}))^2 \end{aligned} \quad (21)$$

将式(21)代入式(20)得到

$$\begin{aligned} l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta) &\leq \frac{1}{2} \sum_{m,l} (\Delta_{ml}^R + c'(u_{ml}^R))^2 + \\ &\frac{1}{2} \sum_{m,l} (\Delta_{ml}^I + c'(u_{ml}^I))^2 + \text{const} \end{aligned} \quad (22)$$

由 $\{y_{ml}\} \in \{1+j, 1-j, -1+j, -1-j\}$, 可以得到 $(y_{ml}^{R/I})^2 = 1$, 所以式(22)的二次项可以表示为

$$\begin{aligned} (\Delta_{ml}^{R/I} + c'(u_{ml}^{R/I}))^2 = \\ (y_{ml}^{R/I}(\tilde{x}_{ml}^{R/I} - \eta h_{ml}^{R/I} - y_{ml}^{R/I} q_{ml}^{R/I}))^2 = \\ (\tilde{x}_{ml}^{R/I} - \eta h_{ml}^{R/I} - y_{ml}^{R/I} q_{ml}^{R/I})^2 \end{aligned} \quad (23)$$

式中, $q_{ml}^{R/I} = u_{ml}^{R/I} - c'(u_{ml}^{R/I})$ 。令 $\mathbf{Q}^i = \{y_{ml} q_{ml}\}$, 则式(22)可以写为

$$l(\tilde{\mathbf{X}}, \eta) \leq \frac{1}{2} \|\tilde{\mathbf{X}} - \eta \mathbf{H} - \mathbf{Q}^i\|_{\text{F}}^2 + \text{const} \quad (24)$$

根据式(15)和式(24)得到目标函数优化:

$$\begin{aligned} \min_{\tilde{\mathbf{X}}, \eta, \mathbf{W}, \mathbf{u}, \mathbf{Z}, \tau} \quad & \frac{1}{2} \|\tilde{\mathbf{X}} - \eta \mathbf{H} - \mathbf{Q}^i\|_{\text{F}}^2 + \mu(\text{tr}(\mathbf{Z}) + \tau) \\ \text{s.t.} \quad & \mathbf{Z} = \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \tilde{\mathbf{X}}^{\text{H}} \\ \tilde{\mathbf{X}} & \mathbf{T}(\mathbf{u}) \end{pmatrix} \geq 0, \tau \geq 0 \end{aligned} \quad (25)$$

式(25)的增广拉格朗日函数^[19]为

$$\begin{aligned} L_i(\tilde{\mathbf{X}}, \eta, \mathbf{W}, \mathbf{u}, \mathbf{Z}, \mathbf{A}, \tau, \lambda) = \frac{1}{2} \|\tilde{\mathbf{X}} - \eta \mathbf{H} - \mathbf{Q}^i\|_{\text{F}}^2 + \\ \mu(\text{tr}(\mathbf{Z}) + \tau) + \text{tr} \left(\left(\mathbf{Z} - \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \tilde{\mathbf{X}}^{\text{H}} \\ \tilde{\mathbf{X}} & \mathbf{T}(\mathbf{u}) \end{pmatrix} \right) \mathbf{A} \right) + \\ \frac{\rho}{2} \left\| \mathbf{Z} - \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \tilde{\mathbf{X}}^{\text{H}} \\ \tilde{\mathbf{X}} & \mathbf{T}(\mathbf{u}) \end{pmatrix} \right\|_{\text{F}}^2 + \frac{\rho}{2} (\tau - \eta)^2 + \lambda(\tau - \eta) \\ \text{s.t.} \quad \mathbf{Z} = \begin{pmatrix} \mathbf{W} & \tilde{\mathbf{X}}^{\text{H}} \\ \tilde{\mathbf{X}} & \mathbf{T}(\mathbf{u}) \end{pmatrix} \geq 0, \tau \geq 0 \end{aligned} \quad (26)$$

其中, $\mathbf{A}$ 和 λ 是拉格朗日函数的两个拉格朗日乘数; $\rho > 0$ 是 ADMM 的惩罚参数, 是 ADMM 算法中平衡原始可行性和对偶可行性的关键参数。 ρ 过大, 强调原始可行性, 原始残差会快速收敛, 但对偶残差收敛缓慢, 导致解的质量不高; ρ 过小, 对偶残差收敛相对较快, 但原始残差收敛缓慢, 导致算法运行时间过长。选择理想的 ρ , 可以在原始残差和对偶残差的收敛速度之间找到一个平衡点, 使得总收敛速度最快。在本文稀疏优化问题中, 正则化参数选择 $\mu = 5$ 较大, 此时惩罚参数选择较小可使原始可行性和对偶可行性平衡。故后续的仿真实验, 惩罚参数选取 $\rho = 0.3$ 。

表 1 为求解式(15)的闭式解, 其中 $\text{tr}_{*n}(\cdot)$ 表示矩阵第几个对角线之和, $+$ 是主对角线上方的子对

角线, $P_{s+}(\cdot)$ 表示在正半定矩阵下的投影。 $\mathbf{Z}$ 和 $\mathbf{A}$ 辅助变量的定义为

$$\mathbf{Z}^i = \begin{pmatrix} \mathbf{Z}_1^i & \mathbf{Z}_x^i \\ \mathbf{Z}_x^i & \mathbf{Z}_2^i \end{pmatrix}, \quad \mathbf{A}^i = \begin{pmatrix} \mathbf{A}_1^i & \mathbf{A}_x^i \\ \mathbf{A}_x^i & \mathbf{A}_2^i \end{pmatrix} \quad (27)$$

表 1 ANM-ADMM-MM 算法闭式解

输入: 观测矩阵 $\mathbf{Y}$, 复值参考阈值矩阵 $\mathbf{H}$, 正则化参数 μ 和 ADMM 惩罚参数 ρ 。

参数初始化: $\tilde{\mathbf{x}}^1 = \mathbf{0}_{M \times L}$, $\eta^1 = \tau^1 = 0$, $\lambda^1 = 1$, $i = 1$, $\mathbf{Z}^1 = \mathbf{A}^1 = \mathbf{0}_{(M+L) \times (M+L)}$, $\mathbf{I} = \mathbf{E}_{L \times L}$ 。

迭代更新:

1) 更新 $\mathbf{Q}$: 由式(16)到式(24)的推导过程更新;

2) 更新 η :

$$\begin{aligned} \eta^{i+1} = \frac{[\text{tr}(\mathbf{H}^{\text{H}})(-\rho \mathbf{Q}^i + \rho \mathbf{Z}_x^i + \mathbf{A}_x^i)]^{\text{R}}}{\rho \text{tr}(\mathbf{H}^{\text{H}} \mathbf{H}) + \rho(\rho + 0.5)} + \\ \frac{\lambda^i(\rho + 0.5) + \tau^i \rho(\rho + 0.5)}{\rho \text{tr}(\mathbf{H}^{\text{H}} \mathbf{H}) + \rho(\rho + 0.5)}; \end{aligned}$$

3) 更新 $\tilde{\mathbf{X}}$: $\tilde{\mathbf{X}}^{i+1} = (0.5\eta^{i+1} \mathbf{H} + 0.5\mathbf{Q}^i + \rho \mathbf{Z}_x^i + \mathbf{A}_x^i) / (0.5 + \rho)$;

4) 更新 $\mathbf{W}$: $\mathbf{W}^{i+1} = \left(\rho \mathbf{Z}_1^i + \mathbf{A}_1^i - \frac{\mu}{2\sqrt{M}} \mathbf{I} \right) / \rho$;

5) 更新 $\mathbf{u}$: $\mathbf{u}_1^{i+1} = \frac{(\text{tr}(\rho \mathbf{Z}_2^i + \mathbf{A}_2^i) - 0.5\mu\sqrt{M})}{\rho M}$;

$$\mathbf{u}_n^{i+1} = \frac{\text{tr}_{*n}(\rho \mathbf{Z}_2^i + \mathbf{A}_2^i)}{\rho(M - n + 1)}, n \geq 2;$$

6) 更新 $\mathbf{Z}$: $\mathbf{Z}^{i+1} = P_{s+} \left(\mathbf{G}^{i+1} - \frac{1}{\rho} \mathbf{A}^i \right)$,

$$\mathbf{T}^{i+1} = \begin{pmatrix} \mathbf{W}^{i+1} & (\tilde{\mathbf{X}}^{i+1})^{\text{H}} \\ \tilde{\mathbf{X}}^{i+1} & \mathbf{T}(\mathbf{u}^{i+1}) \end{pmatrix};$$

7) 更新 τ : $\tau^{i+1} = \max \left(\eta^{i+1} - \frac{1}{\rho} \lambda^i, 0 \right)$;

8) 更新 $\mathbf{A}$ 和 λ : $\mathbf{A}^{i+1} = \mathbf{A}^i + \rho \mathbf{Z}^{i+1} - \rho \mathbf{G}^{i+1}$;
 $\lambda^{i+1} = \lambda^i + \rho(\tau^{i+1} - \eta^{i+1})$;

$i = i + 1$;

输出: $\mathbf{u_hat} = \mathbf{u}^{i+1}$; $\mathbf{X_hat} = \tilde{\mathbf{X}}^{i+1} / \eta^{i+1}$ 。

2.3 计算复杂度分析

MUSIC 算法的计算复杂度由协方差矩阵的计算 $O(M^2 L)$ 、特征分解 $O(M^3)$ 和谱搜索 $O(IM^2)$ 组成, 复杂度为 $O(M^2 L + M^3 + IM^2)$, 主导项为 $O(IM^2)$, I 是角度网格的点数; ESPRIT 算法的计算复杂度无需谱搜索, 其他和 MUSIC 算法一样, 加上 SVD 分解 $O(K^3)$, 复杂度为 $O(M^2 L + M^3 + K^3)$; ML 算法的计算复杂度要迭代计算, 单次梯度计算 $O(M^2)$, 复杂度为 $O(IM^2)$; ADMM-MM 算法的计算

复杂度每次迭代计算半正定矩阵的投影和矩阵求解 $O(M^3 + M^2L)$, 复杂度为 $O(T(M^3 + M^2L))$, T 为 ADMM-MM 算法的迭代次数; 而本文算法引入 MM 算法降低了 ADMM 的迭代次数, 复杂度为 $O(T_1(M^3 + M^2L))$, 其中 $T > T_1$ 。

3 仿真分析与验证

仿真实验 1: DOA 估计精度分析

均方误差作为评估不同算法 DOA 估计精度性能的一个指标, 定义为

$$MSE = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [\hat{\theta}_k(j) - \theta_k]^2 \quad (28)$$

式中, K 表示角度估计的目标个数, θ_k 表示第 k 个目标的真实角度值, $\hat{\theta}_k$ 表示第 k 个目标的角度估计值。下面实验围绕 MSE 来评估角度估计的精度性能。

本文算法与 ANM-ADMM 算法、MUSIC 算法、ESPRIT 算法、ML 算法的 DOA 估计精度进行对比分析。初始条件阵元数 $M = 16$, 关闭阵元 1, 2, 6, 7, 9, 13 和 14, 快拍数 100, 惩罚参数 $\rho = 0.3$, 正则化参数 $\mu = 5$ 。分别在信噪比为 0 dB 和 15 dB 对角度 $[-30^\circ, 5^\circ, 45^\circ]$ 的目标进行单次的 DOA 估计, 结果分别如表 2、表 3 和图 2、图 3 所示。由表 2 和表 3 可以看出, 本文算法与其他算法在相同条件对多目标的 DOA 估计中 MSE 最低, 估计的精度最高。相较于 ANM-ADMM 算法, 本文算法在信噪比为 0 dB 下, DOA 估计精度提高约 55%; 在信噪比为 15 dB 下, DOA 估计精度提高约 35%。由图 2 和图 3 可以看出, 本文算法和 ANM-ADMM 算法与其他 3 种传统算法相比, 识别率更高, 更加突出功率谱主峰的位置。

仿真实验 2: 抗噪声性能分析

均方根误差作为评估不同算法 DOA 估计抗噪声性能的一个指标, 定义为

$$RMSE = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \sqrt{\frac{1}{K} \sum_{k=1}^K [\hat{\theta}_k(j) - \theta_k]^2} \quad (29)$$

式中, J 为算法的蒙特卡洛试验次数。下面实验围绕 RMSE 来评估角度估计的抗噪声性能。

表 2 信噪比为 0 dB 下的 DOA 参数估计 ($^\circ$)

方法	信号 1	信号 2	信号 3	MSE
真实值	-30	5	45	---
本文算法	-29.086	4.614	44.016	0.650 9
ANM-ADMM	-28.523	4.754	43.550	1.448 2
MUSIC	-27.52	4.51	41.49	6.236 9
ESPRIT	-36.556	2.223	55.026	50.406
ML	-28.91	4.72	43.84	0.870 7

表 3 信噪比为 15 dB 下的 DOA 参数估计 ($^\circ$)

方法	信号 1	信号 2	信号 3	MSE
真实值	-30	5	45	---
本文算法	-29.240	4.912	44.668	0.286 8
ANM-ADMM	-29.121	4.595	44.378	0.441 2
MUSIC	-29.32	4.41	44.08	0.552 3
ESPRIT	-33.739	3.274	48.082	4.689 3
ML	-29.21	4.85	44.45	0.316 4

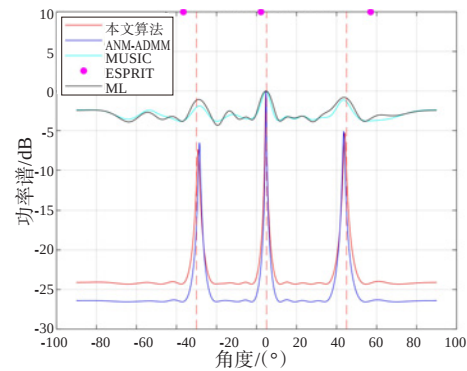


图 2 信噪比为 0 dB 下的 DOA 估计

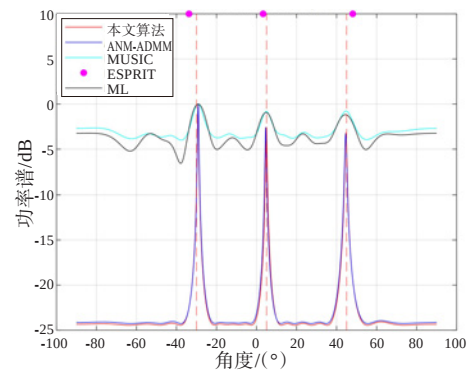


图 3 信噪比为 15 dB 下的 DOA 估计

为了验证本文算法的抗噪声性能, 在仿真实验 1 的条件下将本文算法和 MUSIC 算法、ANM-ADMM 算法、ESPRIT 算法、ML 算法的 RMSE 进行 500 次蒙特卡洛实验的对比验证, 结果如图 4 所示。

由图4可以看出,在-5~15 dB,本文算法较其他算法均方根误差最小,抗噪声性能最好。相对比在信噪比为15 dB条件下,在信噪比为0 dB条件下本文算法对多目标的DOA估计抗噪声性能较差。本文算法在信噪比为0 dB下,均方根误差约为 0.93° 左右;在信噪比为15 dB下,均方根误差约为 0.32° 左右,均满足对多目标DOA估计的强抗噪声性能在均方根误差 1° 以内,即该算法在信噪比为0~15 dB下均可实现对多目标有效的DOA估计,并且抗噪声性能好。

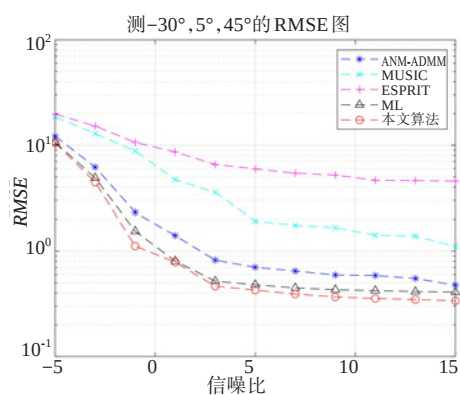


图4 500次蒙特卡洛实验的RMSE分析图

仿真实验3:运行时间对比分析

为了验证本文算法的计算量比ANM-ADMM算法低,在仿真实验1的条件下,统计次数设置为20次,将本文算法和MUSIC算法、ANM-ADMM算法、ESPRIT算法、ML算法的运行时间进行实验的对比验证,结果如表4和图5所示,表4为不同算法平均运行时间,图5为不同算法单次运行时间结果。通过表4和图5可知,虽然ESPRIT算法平均运行时间最短,但其对多目标的DOA估计精度最差,进而可能会导致多目标检测错误;MUSIC算法与ML算法运行时间虽然较本文算法短,但差距不是很大,而本文算法对多目标的DOA估计精度和抗噪声能力要强于它们,因此本文算法兼顾高精度、抗噪声强

表4 不同算法平均运行时间

算法	平均运行时间/s
本文算法	0.169 6
ANM-ADMM	0.610 2
MUSIC	0.127 3
ESPRIT	0.000 4
ML	0.075 9

与计算量较低的优点;本文算法在ANM-ADMM算法的基础上进行改进,降低了计算量,与ANM-ADMM算法相比较,运行时间下降约74%。

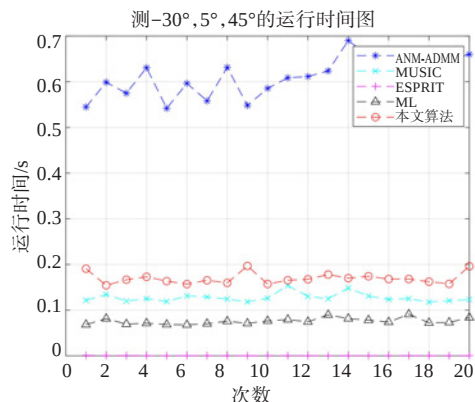


图5 不同算法单次运行时间结果图

综上所述,在DOA估计精度性能上,本文算法的估计精度相比其他4种算法更高。对比ANM-ADMM算法,本文算法的DOA估计精度在信噪比为0 dB下,提高约55%;在信噪比为15 dB下,提高约35%。在DOA抗噪声性能上,本文算法在整体上的RMSE比其他4种算法低,具有更好的抗噪声性能。在DOA估计运行时间分析上,本文算法的运行时间虽然比MUSIC算法、ESPRIT算法、ML算法要长,并且ESPRIT算法运行时间最短,但估计的精度和抗噪声性能最差,不能有效地进行多目标DOA估计,MUSIC算法和ML算法的估计精度和抗噪声性能均没有本文算法好;相对比ANM-ADMM算法,运行时间下降约74%。

4 结束语

本文算法在稀疏阵列下实现DOA估计,结合了ADMM算法和MM优化算法的优点。仿真实验表明,本文算法具有DOA估计精度高、抗噪声强、计算量较低等优点,相比于MUSIC算法、ESPRIT算法和ML算法,提高了DOA估计的精度和增强了抗噪声的能力;相比于ANM-ADMM算法,DOA估计精度提高约35%,运行时间下降约74%。

参考文献:

- [1] 杨洁艺. 基于非均匀阵列的DOA估计算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2024.

- [2] ZUO Weiliang, XIN Jingmin, LIU Changnong, et al. Improved Capon Estimator for High-Resolution DOA Estimation and Its Statistical Analysis [J]. IEEE Journal of Automatica Sinica, 2023, 10(8): 1716-1729.
- [3] 陈柱学, 吴建新. 非均匀线阵的快速求根 MUSIC 方法 [J]. 雷达科学与技术, 2014, 12(2): 166-170.
- [4] 郑志东, 张剑云. 基于 ESPRIT 的 MIMO 雷达测向方法 [J]. 雷达科学与技术, 2009, 7(3): 205-209.
- [5] 陈婷, 燕慧超, 王鹏, 等. 基于 SCAGOA 优化 BP 神经网络和极大似然算法的 DOA 估计研究 [J]. 中北大学学报 (自然科学版), 2021, 42(2): 177-186.
- [6] 杨青丽, 成志强, 熊琰. 基于空间频率估计的稀疏阵列测向 [J]. 电子信息对抗技术, 2024, 39(4): 19-24.
- [7] 李宝山, 徐海文, 陈晨, 等. 一种包含组合范数惩罚项的波达方向稀疏估计方法 [J]. 四川大学学报 (自然科学版), 2024, 61(3): 93-100.
- [8] 张胜楠, 刘峥, 谢荣, 等. 基于 ANM 的非均匀圆阵二维 DOA 估计 [J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(6): 630-636.
- [9] 龙伟军, 徐艺卓, 张玉禄, 等. 基于原子范数的非均匀阵列到达角估计 [J]. 现代电子技术, 2024, 47(17): 10-18.
- [10] 程智勇, 陈胜垚, 吴文, 等. 基于原子范数最小化的单比特稀疏双极子阵列的波达角估计 [J]. 电波科学学报, 2023, 38(2): 227-236.
- [11] 张燕, 程先成, 陈伯孝, 等. 大孔径超稀疏阵列综合算法研究与应用 [J]. 雷达科学与技术, 2020, 18(4): 452-456.
- [12] 徐明, 唐倩. 基于原子范数的波达方向与时延联合估计方法 [J]. 通信学报, 2024, 45(10): 153-162.
- [13] 陈根华, 罗晓萱. 基于原子范数的互质阵列协方差矩阵重构算法 [J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2023, 21(3): 332-339.
- [14] 江首德, 鄢社锋, 毛琳琳, 等. 基于迭代原子范数最小化的均匀圆阵方位估计 [J]. 系统工程与电子技术, 2025, 47(6): 1746-1756.
- [15] 徐乃清, 张劲东, 李晨, 等. 基于 MM 算法的脉冲串模糊函数设计方法 [J]. 雷达科学与技术, 2020, 18(6): 599-604.
- [16] GIANELLI C, XU Luzhou, LI Jian, et al. One-Bit Compressive Sampling with Time-Varying Thresholds: Maximum Likelihood and the Cramér-Rao Bound [C]//2016 50th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2016: 399-403.
- [17] BHASKAR B N, TANG Gongguo, RECHT B. Atomic Norm Denoising with Applications to Line Spectral Estimation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2013, 61(23): 5987-5999.
- [18] REN Jiaying, ZHANG Tianyi, LI Jian, et al. Sinusoidal Parameter Estimation from Signed Measurements via Majorization-Minimization Based Relax [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(8): 2173-2186.
- [19] 王立府, 王鹏. 基于深度学习的原子范数最小化无网格 DOA 估计方法 [J]. 测试技术学报, 2025, 39(2): 218-229.

作者简介:

张培华 男, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理。

晋良念(通信作者) 男, 博士, 教授, 主要研究方向为超宽带雷达/毫米波雷达系统设计与信号处理。

(上接第 176 页)

Republic: IEEE, 2015: 160-163.

- [12] HE Shuqin, BAI Liyun, ZHOU Hao, et al. Analysis and Suppression of Range-Domain Periodic Interference in High-Frequency FMICW Radar [J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 2024, 49(3): 883-904.
- [13] MANDLIK M, BRAZDA V. FMICW radar simulator [C]//2015 25th International Conference Radioelektronika, Pardubice, Czech Republic: IEEE, 2015: 317-320.
- [14] ZHAO Bo, XU Yuanhong, ZHANG Yueyi, et al. A Split-Type FMICW-Based Guided Wave Radar with Multisegmental Probe for Liquid Level Measurement [J]. IEEE Sensors Journal, 2022, 22(10): 9397-9407.
- [15] SLAVOV A, PÉREZ S P, KNOTT P. First Results of an

USRP-Based Multi-Function Real-Time Radar [C]//2024 IEEE Radar Conference, Denver, CO, USA: IEEE, 2024: 1-6.

作者简介:

曾维贵 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为信号处理与波形设计。

尚 嵩(通信作者) 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为数字信号处理、目标识别检测。

刘明刚 男, 硕士, 讲师, 主要研究方向为电子信息处理系统。

曹司磊 男, 博士, 讲师, 主要研究方向为阵列信号处理。

一种面向电磁空间数据的语义组织方法

王 贺¹, 孙国强², 贾 琳³, 朱庆林⁴

- (1. 中国电子科学研究院, 北京 100041;
2. 中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088;
3. 中国科学院合肥物质科学研究院, 安徽合肥 230031;
4. 中国电子科技集团公司第二十二研究所, 山东青岛 266107)

摘 要: 针对网络电磁空间信号类数据语义获取复杂、难以深度开发与组织利用的问题, 本文提出了一种新的语义组织方式, 构建了一种基于特征和行为两级数据类型的图谱建模方法。首先, 根据业务场景的需求, 明确需要采集与处理的数据类型, 并按照特征级与行为级分别完成结构化、非结构化的存储。然后, 基于存储内容的关键特征词完成上下文关联数据的抽取, 并采用 ALBERT-BiLSTM-CRF 模型识别数据中的关键实体和关系。最后, 通过关联数据知识融合的方法来构建语义增强的知识图谱。该方法能够有效地解决电磁空间数据语义转化为清晰、准确的响应序列输出问题, 并通过雷达应用场景分析了该方法的可行性。

关键词: 电磁空间数据; 特征建模; 语义解析; 知识图谱

中图分类号: TN955 文献标志码: A 文章编号: 1672-2337(2026)02-0185-11

引用格式: 王贺, 孙国强, 贾琳, 等. 一种面向电磁空间数据的语义组织方法[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 185-195.

WANG He, SUN Guoqiang, JIA Lin, et al. A Semantic Organization Method for Electromagnetic Space Data[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 185-195.

A Semantic Organization Method for Electromagnetic Space Data

WANG He¹, SUN Guoqiang², JIA Lin³, ZHU Qinglin⁴

- (1. China Academy of Electronics and Information Technology, Beijing 100041, China;
2. The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China;
3. Hefei Institutes of Physical Science, Chinese Academy of Sciences, Hefei 230031, China;
4. The 22nd Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Qingdao 266107, China)

Abstract: Aimed at the challenges of complex semantic acquisition and difficulties in deep development and organized utilization of network electromagnetic space signal data, this paper proposes a new semantic organization approach. A graph-based modeling method utilizing feature-behavior two-level data typology is introduced. First, based on the requirements of the business scenario, the data types to be collected and processed are defined, with structured and unstructured storage implemented for feature-level and behavior-level data respectively. Then, the context-related data is extracted based on the key feature words of the stored content, and the ALBERT-BiLSTM-CRF model is used to identify the key entities and relationships in the data. Finally, a semantic enhanced knowledge graph is constructed through correlated data knowledge fusion. This method effectively resolves the problem of transforming electromagnetic space data semantics into clear and actionable response sequence outputs, and the feasibility of this method is analyzed through radar application scenarios.

Key words: electromagnetic space data; feature modeling; semantic parsing key word; knowledge graph

0 引 言

电磁空间包含了陆、海、空、天等多域的环境

与目标信息, 通过对电磁空间信息的深度加工与利用, 能够实现对电磁空间环境中的各类目标的特征、属性、行为、趋势等决策信息的获取, 对电磁

空间态势感知具有十分重要的意义^[1-3]。电磁空间数据的表征技术正随智能化的发展而不断进步^[4]。在电磁空间数据特征建模技术方面,多聚焦时域^[5]、时频域^[6]、混合域^[7]等特征信息取得了较多进展。

时域特征建模方面,在雷达辐射源识别中,以电磁信号的均值、标准偏差、偏度和峰度等数据作为关键特征^[8]。在高精度辐射源识别中,以雷达脉冲包络前沿波形等数据作为关键特征^[9];在雷达体制识别中,以雷达辐射源的瞬时频率等数据作为关键特征^[10];在蓝牙设备识别中,以信号包络曲线的持续时间、积分面积、最大斜率、峰度和方差等数据作为关键特征^[11];文献[12-13]在通信辐射源识别中,以非稳定和非线性信号的瞬时参数^[12]、电磁信号的峰度和偏度^[13]等数据作为关键特征;在调制识别中,以累积分布函数来统计信号幅度分布曲线等数据作为关键特征^[14]。

频域特征建模方面,在雷达辐射源个体识别中,以信号频域分布密度^[15]、循环谱的零频率切片^[16]等数据作为关键特征。在调制特性识别中,以相位谱等数据作为关键特征^[17];在低信噪比识别中,以双谱等数据作为关键特征^[18];在通信辐射源个体识别中,将信号功率谱等数据作为关键特征^[19];在通信辐射源分类中,以接收信号的频谱等数据作为关键特征^[20]。

时频域特征建模方面,在高抗噪性分析中,以小波变换后低频系数能量分布熵与去噪后计算的高频系数能量分布熵等数据作为关键特征^[21]。在调制信息差异挖掘中,以基于小波变换的局部判别基专家特征数据作为关键特征^[22];在识别精度优化中,以瞬时专家特征的精确估计等数据作为关键特征^[23];在辐射源个体识别中,以希尔伯特-黄变换、傅里叶变换、魏格纳-威利分布、矩形积分双谱^[24]、时频能量谱、边缘谱^[25]等数据作为关键特征。

混合域特征建模方面,在无监督辐射源的个体识别中,以观测信号的双谱直方图专家特征等数据作为关键特征^[26]。在未知雷达辐射源识别中,以雷达字特征构建区间灰关联的专家知识数据作为关键特征^[27];在信号特征深度分类中,以瞬

时特征、统计特征、频谱特征以及形成的联合向量数据作为关键特征^[28];在特定信号场景分析中,以信号参数统计、高阶统计量和循环平稳等3类数据作为关键特征^[29];在卫星通信辐射源指纹识别中,以小波特征、高阶谱特征、分形特征等数据作为关键特征^[30]。

在众多建模方法中,多数需要结合电磁空间信号本身的物理属性来实现目标实体的特征建模,该方法在特征数据的获取平台、参数含义、组织运用等方面具有较强针对性。但面向如跨域体系协同的复杂任务中,较窄的特征建模范围,难以对电磁空间各类实体进行深度特征提取与关联,具有一定的局限性。因此,从海量数据中挖掘隐藏的非显性信息,并构建统一的语义表达体系,以支撑数据的整合共享、关联分析与深度挖掘,已成为电磁信息组织利用领域亟待突破的关键问题^[31-32]。知识组织技术为破解这一难题提供了新范式,通过融合特征级和行为级两类数据源,构建一个形式化、可计算、统一的知识基础,是解决该类问题的重要技术方法^[33-34]。

1 电磁空间数据类型

电磁空间数据的有效组织与建模是后续深度开发利用的基础,以雷达信号为例,可对电磁空间数据按照特征级和行为级两个层次进行组织建模,以实现更有效的开发与应用^[35]。

1.1 特征级建模

1.1.1 电磁空间信号的特征参数

电磁空间环境是雷达等感知系统所处的信号空间,其核心要素为各类辐射源信号^[36]。为系统性地描述与识别这些信号,需构建一个多维度的特征参量体系,包括雷达基本参数、发射机/接收机频率、天线信息、时域及频域特征等。在此基础上,通过综合运用上述参数,能够对电磁空间环境进行更为全面和深入地解析。如表1所示。

典型的电磁空间内所涉及的数据项,通常可定义为某一特定辐射源在特定时间段内所产生的多条信号参数记录的集合。此时的电磁空间信号的特征参数多为库表类型的结构化数据。各数据

表1 电磁空间信号特征表	
类型	电磁空间信号特征
雷达基本参数	装备编号、部署方位、敌我识别、待机状态、收发类型等
发射机信息	发射功率、射频类型、脉冲间隔类型、脉冲宽度、脉冲间隔、损耗等
接收机信息	处理增益、接收机灵敏度、接收机带宽、带外响应、判决门限等
天线信息	天线类型、天线增益、方位角、俯仰角、波束宽度、极化类型等
时域特征参数	I/Q信号、包络、均值、方差、偏度、峰度、瞬时相位、瞬时幅度等
频域特征参数	频谱、功率谱、循环谱、相位谱、高阶累积量等

表2 信号特征数据对象样例		
属性	采样数据对象1	采样数据对象2
时间	3:15:11	3:16:27
频率/Hz	9 989.2	9 964.5
脉冲重复周期/ns	5 684.9	5 765.2
脉宽/ μ s	3.58	3.76
带宽/MHz	31.4	29.8
功率/dBm	5.6	4.7

项的描述以数值类数据为主。如表2所示。

1.1.2 信号特征建模

电磁信号图谱的本体模型可形式化地定义为三元组 $O = \{C, P, R\}$, 其中, C (概念集合): 表示实体类型的集合, 例如泛化的“信号”本体及其各类参数本体(如频率、脉冲重复周期、脉宽、带宽等)。 P (属性集合): 表示实体具体属性的集合, 例如某条信号实例的带宽取值。 R (关系集合): 表示概念之间关联关系的集合, 例如“信号”实体与其“脉宽”参数之间的“具有”关系即在此定义。如图1所示。

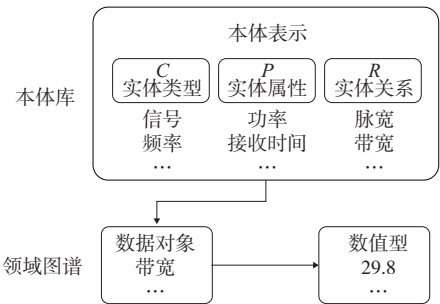


图1 电磁信号本体构建

针对已经进行预处理的电磁空间数据,将其

构建为三元组形式,并存储于Neo4j图数据库中。

1.2 行为级建模

1.2.1 电磁空间目标的行为特征

电磁目标行为特征表征了辐射源在执行任务时所呈现的工作模式及其背后的战术意图。通过解析这些行为模式,能够有效研判其当前活动状态并评估其技术能力^[37]。

行为级特征通常以参数级特征为基础,以某辐射源在某一段时间内的若干条行为描述数据组成为例,电磁目标行为的特征要素多为文档类型的非结构化数据,各数据项的描述以文本类数据为主。如表3所示。

表3 行为要素数据对象样例	
类型	电磁空间目标行为
活动区域	范围名称、区域方位、气候特性、电磁环境特性、监测手段等
空域	坐标方位、栅格分布、移动轨迹、相对位置、活动规律等
环境复杂度	地形、地貌、气象条件、海洋条件、环境复杂度、电磁设备等
搭载平台	飞行高度、续航能力、载荷能力、探测范围、生存能力、通信能力等
雷达参数	装备编号、部署方位、敌我识别、待机状态、收发类型等
雷达行为	开机搜索、持续跟踪、波束扫描、行为策略、活动规律、任务协同等
雷达意图	技能提升、系统测试、预警探测、决策支持、情报收集等

1.2.2 行为特征建模

为满足复杂应用需求,需对电磁目标行为中的实体与关系进行梳理,以构建一个清晰、规范的体系,为该领域的知识建模与应用确立基础,部分行为特征的文本描述如表4所示。

目标“行为级”特征的文档类数据需要进行计算处理,转化成计算机可识别、量化的形式。处理流程中,在“特征级”本体中抽取实例与三元组等结构化断言,并通过预先定义一个标准化的结构描述,实现为每一类行为特征创建了一张计算机可读的“行为级”特征表示模板;后将“行为级”特征文档表示为高维稀疏向量,并通过深度学习网络学习到行为级特征文档的各类复杂关系与深层

表 4 行为属性要素示例

类型	电磁空间目标行为
活动区域	北纬 3° 57' 44" ~ 3° 59' 00", 东经 112° 16' 25" ~ 112° 17' 10"
空域	以点 A 为中心, 半径 20 ~ 50 海里的圆形区域, 中高空 5 000 m
环境复杂度	热带天气系统多变, 局部对流旺盛, 易产生突发性降雨和短时大风, 影响海空视野与通联
搭载平台	最大航速: 约 850 km/h 巡航速度: 约 650 ~ 750 km/h 实用升限: 约 10 000 ~ 12 000 m 最大航程: 约 7 000 ~ 9 000 km 续航时间: 约 8 ~ 12 h
雷达参数	方位角: 360°; 俯仰角: ± 60° 距离分辨率 ≤ 15 m; 方位分辨率 ≤ 1.5; 测角精度 ≤ 0.2° 工作带宽 ≥ 500 MHz
雷达行为	有源电子扫描 (AESA) 对高威胁目标: 分配更长波束驻留时间, 以获取更高精度数据 对低威胁目标: 采用短促扫描, 维持基本跟踪即可
雷达意图	生存与适应性意图: 通过采用低截获概率模式、智能跳频等被动侦测与主动抗干扰策略, 在有效完成探测任务的同时, 最大限度地隐匿自身、抵御干扰, 确保在对抗环境下的持续生存与有效运行

语义,提高电磁空间行为级数据的利用效率。处理逻辑如图2所示。

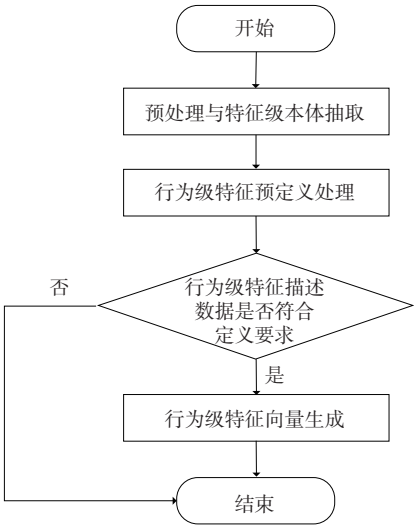


图 2 文本数据计算表达流程图

行为特征采用与信号特征建模相同的方式完成行为特征领域的本体库构建,电磁空间目标行为图谱如图3所示。

行为级数据以特征级数据为基础,包含更加

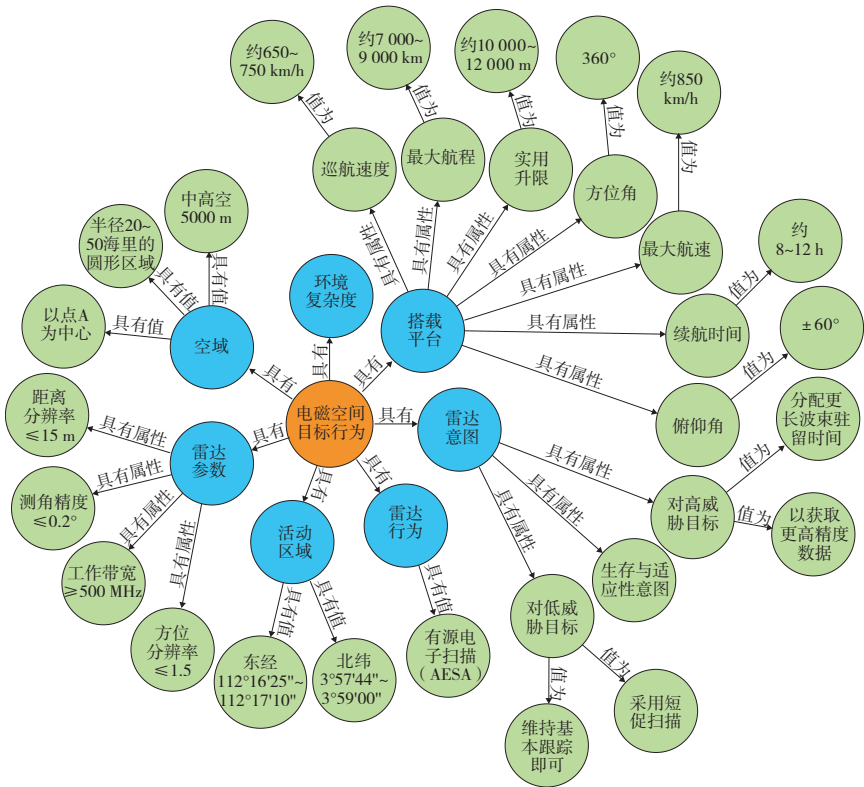


图 3 电磁空间目标行为图谱

丰富的信息,是具有战术决策支撑潜力的数据资源。

1.3 电磁空间数据类别框架

电磁空间是一种客观物理环境,除雷达信号外还包含了如自然电磁辐射、工业电磁辐射、人为电磁干扰等各类自然或人为情况。因此,需要统一设置电磁空间内的数据描述。具体可从辐射源、传播环境和电磁信号3个方面进行描述:1)辐射源主要包括各种用频装备以及任何自身辐射形成的广义辐射源;2)传播环境主要包括对电磁空间产生任何影响的人工传播介质和自然传播介质;3)电磁信号主要包括辐射电磁信号和散射电磁信号。此外,还可进一步考虑用频装备的电磁空间环境的复杂度;将电磁环境从简单到极度复杂分为5个等级。统一电磁空间数据类别描述框架如表5所示。

表5 电磁空间数据类别描述框架

类别	辐射源	传播环境	电磁信号	用频复杂度
特征级 (数值)	发射功率	电场强度	信号强度	频谱占用率
	天线增益	磁场强度	信噪比	频率密度
	方向性图	功率密度	调制误差率	时间占用度
	波束宽度效率	频谱占用度	误码率	空间分布均匀度
	相位中心	电磁环境电平	带宽	空间信号密度
行为级 (本文)	极化纯度	...	星座图	信号强度动态范围
	...	...	...	互调干扰潜在度
	...	...	...	...
	雷达型号	地形地貌	背景环境信号	纯净电磁环境
	预警机型号	大气水文	有意干扰信号	简单电磁环境
行为级 (本文)	通信终端型号	电波传播环境	目标回波信号	轻度复杂电磁环境
	电抗装备型号	用频设备	民用通信信号	中度复杂电磁环境
	...	辐射源装备	...	重度复杂电磁环境
	...	...	...	...
	...	...	...	...

2 电磁空间信号的数据组织方法

数据关联是大数据分析、多源信息融合等学科领域的一项共用基础技术^[38],准确识别出电磁空间中目标实体的关键上下文,是形成“特征-行为”高质量数据产品的重要基础。通过3个处理环节实现:1)关键上下文界定。首先利用电磁目标本身的特征词筛选模型构建电磁信息内容的上下文信息库,并对上下文进行语义分析,选出与电磁

目标相关的上下文。2)数据解析。用语义计算方法对电磁目标相关上下文进行信息抽取。3)关联图谱构建。通过基于规则过滤以及神经网络模型对信息中特征词内容进行抽取标记和关联,实现对电磁目标及其上下文信息的融合,完成电磁目标及其上下文语义加强的知识图谱的构建。

2.1 电磁空间关联数据界定

2.1.1 电磁信号数据上下文定义规则

为得到目标实体的关键上下文,需要对电磁目标的上下文范围进行明确规定,包括对两类信息进行提取:1)关联特征数据源。当出现与电磁目标相关的场景、平台、能力等关联特征与属性描述时,将此数据对象确立为电磁目标的关键字,同时扩展至此数据对象所在的将整张库表范围纳入电磁目标上下文关联数据的重点区域。2)关联行为数据源。相关电磁信息内容所包含的主要是有关装备、系统的整体行为类信息。当信息中出现与任务层级中内容相同实体时将此数据对象确立为电磁目标行为的关键字,同时扩展至此数据对象所在数据源文档整个纳入关于电磁目标上下文关联数据的具体范围。当检索到以上两类特征信息时,以特征数据所在的存储库表和行为数据所在的文档为电磁目标上下文索引区域,该数据对象所在的文件为上下文关联信息。

2.1.2 电磁信号关联数据构建

在实现方法上通过基于TF-IDF算法将特征级数据、行为级数据字符串转换为向量。首先对文本进行预处理,包括去除停用词、标点符号、数字、词干化或词性还原,以确保在计算时考虑的是语义上的相似性。然后对每个文档计算TF-IDF值,其中TF为某个词在当前文档中出现的频率,IDF为包含该词的文档在整个文档集合中的稀有程度,TF-IDF的计算公式为

$$TF-IDF(t, d, D) = TF(t, d) \times IDF(t, D) \quad (1)$$

$$TF(t, d) = \frac{\text{词语}t\text{在文档}d\text{出现次数}}{\text{文档}d\text{中所有词语总次数}} \quad (2)$$

$$IDF(t, D) = \log\left(\frac{\text{文档集合}D\text{中文档的总数}}{\text{包含词语}t\text{的文档数} + 1}\right) \quad (3)$$

将标题、内容去掉停用词后的词向量共同构

成查询集合 D , 文本中所找到的待比较句子为 d , 同时对分母进行平滑处理, 避免出现分母为 0 的情况。利用计算得到的 TF-IDF 权重将每个特征/行为描述表示为一个向量。特征/行为描述向量的维度等于文档集中的唯一词语数目。在利用 TF-IDF 算法将字符串转换为向量后, 利用两向量间夹角可衡量其相似性。

$$\cos \theta = \frac{\mathbf{a} \cdot \mathbf{b}}{\|\mathbf{a}\| \cdot \|\mathbf{b}\|} = \frac{\sum_{i=1}^n A_i B_i}{\sqrt{\sum_{i=1}^n A_i^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n B_i^2}} \quad (4)$$

式中, $\mathbf{a}$ 为比较向量即主题名称和具体内容相关的词向量, $\mathbf{b}$ 为被比较向量即上下文相关词向量, A_i 、 B_i 分别为向量 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{b}$ 在第 i 维上的分量, 通过上述公式设置相似性阈值, 如 $k=0.9$ 来过滤无相似性的特征/行为描述信息, 将 $k>0.9$ 的特征/行为描述信息确定为上下文关联数据。

2.2 基于 ALBERT-BiLSTM-CRF 模型的电磁空间数据解析方法

采用 ALBERT-BiLSTM-CRF 模型结构对电磁空间信号的语义进行结构化处理, 实现实体与关系的抽取。如图 4 所示。将序列化的电磁信号数据作为模型的输入, 输出为相应的注释序列, 输出采用“*BIO*”标注。其中, B 表述为实体的开头, I 表述为实体的中间, O 表述为非实体。在处理流程中, 每个字符输入由 ALBERT 模型转换为向量形式, 并将输出的向量再作为 BiLSTM 的输入, 用以实现对上下文特征的提取。后将输出的特征向量作为 CRF 的输入, 用以实现输出标签的预测。

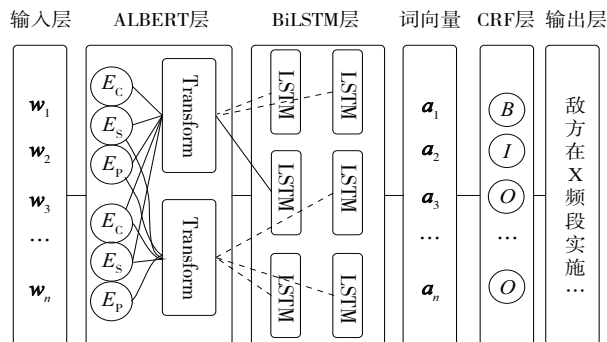


图4 ALBERT-BiLSTM-CRF 模型处理结构图

通过该模型架构生成的结构化信息以三元组

形式输出, 即 (a, r, b) 。其中, a 和 b 分别用于表示实体, r 用于表示实体 a 、 b 间的关系。通过以上处理步骤便可将非结构化的上下文信息转化为结构化的三元组信息。

2.2.1 ALBERT 模型

ALBERT 模型是一种改进的 Transformer 架构模型, 旨在减少资源消耗的同时保持高性能的语言表示能力。ALBERT 的核心贡献在于, 显著减少参数数量、降低内存消耗并提升训练与推理效率的同时, 致力于维持甚至提升模型在下游 NLP 任务中的性能表现, 从而为大规模预训练语言模型的普及与应用提供了更可行的解决方案。

ALBERT 模型的输入表征由 3 个嵌入向量求和构成: 词元嵌入 (Token Embedding)、段落嵌入 (Segment Embedding) 和位置嵌入 (Position Embedding)。该复合表征被用于模型的预训练过程, 其任务之一即是下一句预测。ALBERT 模型在输入序列的开始处添加特殊 [CLS] 来标记句子的开始, 用 [SEP] 标记句子的结束。图 5 的样例为输入 “[CLS] 敌方在 X 频段实施了持续的高强度辐射 [SEP] 随后我方雷达系统出现间歇性干扰 [SEP]”, 对序列输入 ALBERT 模型的变化过程进行了表示。

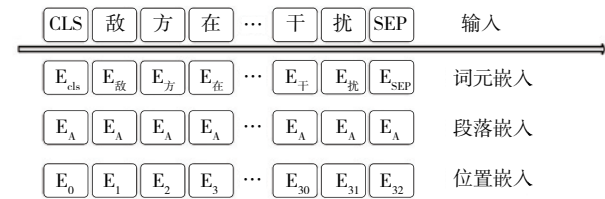


图5 ALBERT 输入过程图

2.2.2 BiLSTM 模型

BiLSTM 是一种深度学习模型, 它将 LSTM 模型的双向思想和长短时记忆网络的思想结合起来, 使用了两个独立的 LSTM 网络, 分别对序列的正向和反向进行处理。这样可以让模型在处理序列时同时考虑上下文的正向和反向信息, 提高了模型的泛化能力。

BiLSTM 模型引入了两个方向的隐藏状态, 一个从左到右 (正向), 另一个从右到左 (反向), 这两个方向的隐藏状态分别捕捉了当前时刻之前和之后的信息, 使得模型能够更全面地理解输入序列。

对于输入序列中的每个时间步,BiLSTM模型分别处理正向和反向的输入序列,产生正向和反向的隐藏状态,这两个方向的隐藏状态通过连接或拼接的方式传递给后续层或任务,消除了长文本引起的梯度消失和梯度爆炸的问题。BiLSTM模型的网络结构图如6图所示。

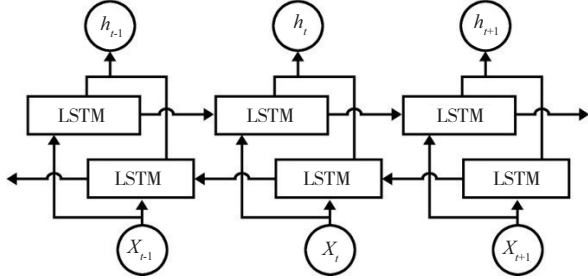


图6 BiLSTM网络结构图

2.2.3 CRF 模型

条件随机场是一种判别式概率无向图模型,特别擅长对序列数据进行标注和分割。其核心优势在于能够综合考虑观测序列本身的特征以及输出标签之间的上下文依赖关系,从而做出全局最优的标签序列预测。这一特性使其非常适合于电磁频谱这种具有强时空关联性的数据。

CRF 模型采用 Viterbi 动态规划算法进行解码,以寻求整个标注序列的全局最优解,而非一系列局部最优的独立标签。将 CRF 模型用于学习标签之间的约束关系,以预测实体标签。标签可包括辐射源身份、工作状态、威胁等级、行为意图等数据类型。其结构如图7所示。

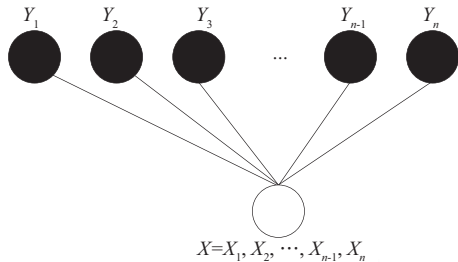


图7 CRF网络结构图

设总标签数为 $l, n \times (p + q)$ 大小的特征融合向量 $T=[T_1, T_2, \dots, T_n]$ 通过全连接层处理后被转换成 $n \times l$ 大小矩阵 $N=[N_1, N_2, \dots, N_n]$,公式如下:

$$N_i = \text{sigmod}(\mathbf{W}^T T_i + b) \quad (5)$$

式中, N_i 为第 i 个特征融合变量; $\mathbf{W}^T$ 为训练权重矩

阵; T_i 为第 i 个输出标签; b 为偏差值。CRF引入了一个转移矩阵 $\mathbf{A}$,其中 A_{ij} 表示标签 i 到标签 j 的转移概率。对于输入的句子 x ,输出标签序列 $N=[N_1, N_2, \dots, N_n]$ 的得分被定义为

$$\text{score}(x, y) = \sum_{i=0}^n A_{y_i, y_{i+1}} + \sum_{i=0}^n N_{i, y_i} \quad (6)$$

$$y = \arg \max(\text{score}(x, y)) \quad (7)$$

CRF 解码阶段的核心是寻找全局最优的标注序列。该过程通过 Viterbi 算法计算所有序列 y 的条件概率得分,并以此确定概率最高的唯一序列作为命名实体识别的输出。

因此,在将目标电磁空间领域信息输入 ALBERT-BiLSTM-CRF 模型结构后,字符经过 ALBERT 层转化为向量形式,经过 BiLSTM 层进行上下文特征提取,并输出特征向量,后经过 CRF 层对特征向量进行规范,学习标签间约束关系并输出预测标签。由此将各类结构与非结构化上下文信息转化为结构化的三元组信息进行输出。

2.3 电磁信号及关联数据图谱构建方法

电磁空间数据图谱能有效地对目标、设备平台等对象进行精准的分析,发现新的潜在关联知识和推动电磁信息资源应用于雷达、探测与对抗等场景,并能驱动高精度可信电磁数据空间的构建。在海量的电磁数据中特征数据和行为数据是两类重要的数据。通过合并结构化与非结构化的两层信息内容来构建新的语义增强知识图谱。

该方法的主要过程将基于行为要素文本构建的非结构化知识图谱作为源图谱 G_1 ,并将其嵌入到由结构化特征数据库表构成的目标图谱 G_2 中。其中, Q 代表 G_1 与 G_2 中所有实体与关系的嵌入向量集合。

该过程的目标函数为

$$P(G_1, G_2 | Q) = P(G_1 | Q) P(G_2 | G_1, Q) \quad (8)$$

首先对源知识图谱 G_1 中的实体与关系嵌入公式为

$$P(G_1 | Q) = \prod_{(h,r,j) \in G_1} P((a,r,b) | Q) \quad (9)$$

式中, (a,r,b) 为源知识图谱 G_1 中的三元组,通过计算余弦相似度进行实体对齐,其中相似性阈值为 $K = 0.9$,当 $K > 0.9$ 时表明实体含义相同,重命名为

相同的名字(h, r, l)为实体关系三元组, h 表示头实体, r 表示关系, l 表示尾实体。同时用同样的方法, 将含义相同的两种关系进行对齐, 为后续将两个知识图谱关系嵌入在同一个向量空间中做准备。最后, 使用TransE模型对源知识图谱中的实体和关系进行嵌入。基于TransE模型的方法对知识图谱进行单独的表示学习来获得相应的实体和关系向量, 通过实体对齐的判断将他们投影到统一的向量空间中。

本方法通过已有的实体关系来整合两个图谱所包含的信息, 对目标图谱 G_2 中的关系和实体进行嵌入, G_2 中的部分实体与 G_1 中的部分实体有链接关系, 记为 $M = \{(k, l) | k\}$ 。其中, k 为 G_1 中对应的实体, l 为 G_2 中对应的实体, 如式(10)所示:

$$P(G_1, G_2 | Q) \propto \prod_{(a, r, b) \in G_2} P((a, b, r) | Q) \prod_{(k, l) \in M} P(l | k, Q) \quad (10)$$

式中, (a, r, b) 为目标知识图谱 G_2 中的三元组, a, b 为实体, r 为 a, b 实体间关系。由此实现对电磁空间知识图谱中结构化库数据和非结构化文档数据的融合。

3 电磁空间信号的知识服务应用

3.1 知识服务设计

电磁空间语义图谱是提供高质量专业智能问答的关键^[39-40]。在应用构建上主要分为3个层次: 1) 问题理解, 将用户的问题通过深度学习转化为Cypher语句。2) 查询构建, 基于模型对用户问题的语义理解, 自动生成相应的Cypher查询语句。该语句在Neo4j图数据库中执行后, 所得结果将以知识图谱或自然语言的形式返回给用户。3) 回答反馈, 系统通过识别用户意图, 映射并定位至知识图谱中的答案节点, 经结果筛选后, 最终将答案合成并返回至前端。

问答算法的核心涵盖两大模块, 即对用户查询进行语义解析与转义、基于电磁空间信号图谱进行语义信息检索, 关系如图8所示。

3.1.1 问题理解

为了实现用户询问意图的准确理解, 需要收集各类用户提出的问题数据集, 并进一步对数据集进行细致的语义标注工作, 通过深度学习模型

的方法可将用户语句转换为知识图谱中的Cypher查询语句。建立用户问题表达与知识图谱查询之间的映射, 以准确捕捉用户提问的意图, 从而实现对用户问题的准确理解和回答, 如图9所示。

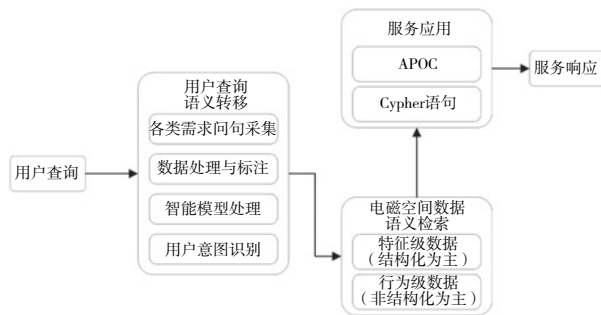


图8 电磁空间数据智能问答处理流程

```
// 查询电磁空间目标在指定区域的活动情况
MATCH (target:ElectromagneticTarget)
WHERE
  // 矩形区域条件: 北纬3°57'44" - 3°59'00", 东经112°16'25" - 112°17'10"
  (target.latitude >= 3.962222 AND target.latitude <= 3.983333 AND
   target.longitude >= 112.273611 AND target.longitude <= 112.286111)
  OR
  // 圆形区域条件: 以点A为中心, 半径20-50海里
  (point.distance(target.location, point([latitude: $centerLat, longitude: $centerLon]))
   >= 20 * 1852 AND
   point.distance(target.location, point([latitude: $centerLat, longitude: $centerLon]))
   <= 50 * 1852 AND
   target.altitude >= 5000)
RETURN
  target.id AS targetId,
  target.latitude AS latitude,
  target.longitude AS longitude,
  target.altitude AS altitude,
  target.activityType AS activityType |
CASE
  WHEN (target.latitude >= 3.962222 AND target.latitude <= 3.983333 AND
        target.longitude >= 112.273611 AND target.longitude <= 112.286111)
  THEN 'rectangular region'
  ELSE 'circular airspace'
END AS regionType
ORDER BY target.activityIntensity DESC
```

图9 Cypher查询示例

3.1.2 查询构建

查询过程始于对用户问题的语义解析, 进而自动构造出对应的Cypher查询语句。该语句在Neo4j图数据库中被执行后, 其返回结果将以可视化图谱或自然语言文本的形式呈现给用户。部分Cypher语句返回节点如表6所示。

3.1.3 回答反馈

在找到答案节点后, 系统会将这个最终选定的答案节点, 通过特定的语句拼装过程, 转化为用户容易理解的答案形式, 然后返回给前端用户。部分用户查询返回结果如表7所示。

3.2 能力增益分析

以雷达预警场景为例, 采用语义增强图谱后

表6 部分查询节点

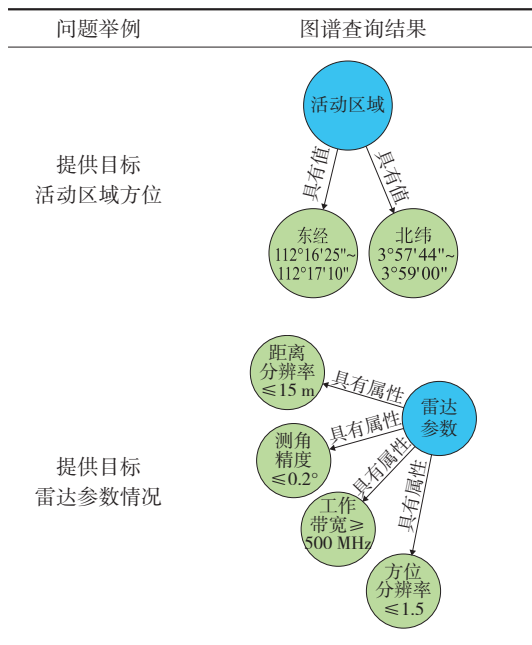


表7 用户查询返回示例

用户查询	查询响应
提供目标 A 的当前 状态	目标正在北纬 3° 57' 44" 至 3° 59' 00"、东经 112° 16' 25" 至 112° 17' 10" 海域, 以点 A 为中心半径 20~50 海里空域内, 于约 5 000 m 高度持续活动。其搭载平台航速快、留空时间长, 具备较强的机动与持久作战能力 目标行为模式表现出明确的生存与对抗意图, 旨在通过低截获、智能跳频等综合电子战措施, 在完成侦察任务的同时最大限度隐匿自身、规避反制。建议予以重点关注并制定相应电子对抗与压制方案

的情报雷达能够在更广域的信息空间中实现对目标的分析与追踪, 实现更为高效的目标识别、态势分析与资源规划等能力^[41-44]。一是在注入图谱后, 先验信息的特征级信息获取更加完备, 可提升目标识别的准确度。二是基于雷达、平台、型号等实体关联, 实现从信号到平台的复杂行为关系识别, 进而推测敌方意图, 提升综合态势认知能力。三是面向多雷达、多任务的异构图网络, 以知识驱动优化调度算法, 提升雷达资源调度和任务筹划效率。如图 10 所示。

3.2.1 目标识别能力优化

在雷达目标识别智能化处理中, “特征提取+分类器”是电磁目标识别的主要方法, 采用“特征-行为”语义图谱能够有助于处理不同雷达领域数

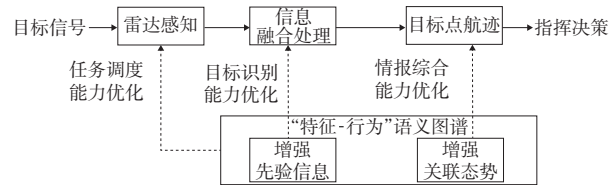


图 10 基于语义图谱的雷达系统能力增益示意图

据之间的关系, 把不同时空、环境、平台以及各类专用场景下雷达数据集之间的关系转换到统一的逻辑空间中进行计算^[45-46]。避免了一般性的大规模盲选数据和基于专家经验的领域特征设计, 有效地提升目标识别分类器训练的精度与可靠性。

应用策略: 1) 根据雷达业务场景的数据资源, 采用“行为-特征”语义组织方法来完成领域智能图谱构建, 关键实体包括载波频率、频率带宽和时间宽度等, 以该模式准确描述各类雷达数据集之间的关系。2) 应用“行为-特征”语义图谱中的信息为特定任务构建精确数据集。通过图谱来对各类数据集的关系进行关联, 完成图谱的网络结构中实现子图与领域数据集的关系对应。3) 通过“行为-特征”语义图谱对目标识别业务域的关系建模, 实现对目标数据集的划分与组织, 根据目标识别特征组合, 将关联的领域数据集纳入一类目标识别子模型的训练, 得到与目标识别业务关联的一组目标识别子模型。4) 对于发现目标, 根据图谱关系选用关系度最高的一组识别子模型进行识别, 能够有效地提升目标的特征融合程度与识别精度, 提升雷达识别能力。

3.2.2 情报综合能力优化

当前雷达的体系类型与功能应用正日趋复杂。对雷达探测感知的信息进行解析和推理是提高战场情报综合的重要手段^[47]。例如通过实例化不同的武器装备, 关联不同的武器装备要素信息, 能够帮助指挥机关快速获取目标装备信息并迅速评估综合实力。图谱本身可作为环境, 支撑 Agent 学习在图谱中如何实现导航来完成态势推理的任务。

应用策略: 1) 将“特征-行为”语义图谱中的实体和关系转化为 embedding 模型表示的向量。2) 设计基于强化学习的推理模型, 对 Agent 的状态、动作进行定义, 智能体的当前状态是图谱中的一

个子图,将 Agent 与图谱进行动态交互的环境建模为 MDP。3)针对 Agent 的路径选择历史构建出策略网络。在策略网络框架下以曼哈顿距离来表征奖励函数并完成模型训练,后利用训练好的 Agent 策略网络来处理待推理的领域图谱,挖掘情报深层次关系。

3.2.3 任务调度能力优化

雷达任务调度的效率直接影响作战指挥的精确性和响应迅捷性^[46]。在智能计算的基础框架下,采用“特征-行为”语义图谱可驱动算法根据任务规划与资源调度类筹划问题进行动态调整策略,通过图谱化的全局信息,可在计划时间内完成筹划任务,实现调度策略的自适应求解。同时,此方法对不同体制雷达任务调度问题具有较好的适应性。

应用策略:1)采用“特征-行为”图谱数据组织对雷达任务间的约束关系以及雷达与任务之间的关联信息进行精确建模。2)同时可将雷达任务调度与资源优化的具体问题建模为图结构,通过谱分析对目标全局信息进行计算。3)结合在知识应用服务中设计的问题引导解和经验解构成的上下界信息来减少搜索空间,快速收敛到最佳方案。

4 结束语

针对海量电磁空间数据的高效组织利用,本文提出了一种新的数据组织方法。首先,对电磁空间业务需求进行分析,得到满足特征级、行为级业务数据建模的具体数据项;然后利用 ALBERT-BiLSTM-CRF 模型结构来对电磁空间信号的语义进行结构化处理,实现实体与关系的抽取。最后,将抽取的实体来构建领域知识图谱。本方法能够有效地解决电磁空间数据语义转化为清晰、准确的响应序列输出问题,且具体的雷达应用场景确定了本方法的可行性。

参考文献:

- [1] 韩筑春. 电磁空间作战:智能化战争新样式[N]. 解放军报, 2025-10-15(7).
- [2] 张伟, 李想, 翟志凯, 等. 复杂环境下电磁目标信号认知处理架构与应用研究[J]. 电子科技大学学报, 2024, 53(1): 40-49.
- [3] HUANG Yang, CUI Haoyu, HOU Yuqi, et al. Space-Based Electromagnetic Spectrum Sensing and Situation Awareness[J]. Space: Science & Technology, 2024, 4:0109.
- [4] 董超, 崔灿, 贾子晔, 等. 面向低空智能网的多维信息统一表征技术综述[J]. 电子与信息学报, 2025, 47(5): 1215-1229.
- [5] ZHANG Yanming, GAO S, JIANG Lijun. A Hybrid Algorithm to Dual Sparse Sampling Measurement in Time-Resolved Electromagnetic Near-Field Scanning [C]//2024 IEEE International Symposium on Electromagnetic Compatibility, Signal & Power Integrity, Phoenix, AZ, USA: IEEE, 2024: 71-75.
- [6] ZHU Xinyi, CROCKETT B, et al. Agile Manipulation of the Time-Frequency Distribution of High-Speed Electromagnetic Waves [J]. Nature Communications, 2024, 15(1): 8942.
- [7] LI Yu, SHI Xiaoran, TAN Haoyue, et al. Multi-Representation Domain Attentive Contrastive Learning Based Unsupervised Automatic Modulation Recognition [J]. Nature Communications, 2025, 16(1): 5951.
- [8] WANG Xueli, ZHANG Yufeng, ZHANG Hongxin, et al. Identification and Authentication for Wireless Transmission Security Based on RF-DNA Fingerprint [J]. EURASIP Journal on Wireless Communications and Networking, 2019(1): 1-12.
- [9] 王宏伟, 赵国庆, 王玉军. 基于脉冲包络前沿波形的雷达辐射源个体识别[J]. 航天电子对抗, 2009, 25(2): 35-38.
- [10] 章建辉, 黄高明, 李敬辉. 利用瞬时频率提取雷达辐射源特征的新算法[J]. 航天电子对抗, 2008, 24(5): 36-39.
- [11] UR REHMAN S, SOWERBY K, COGHILL C. RF Fingerprint Extraction from the Energy Envelope of an Instantaneous Transient Signal [C]// Australian Communications Theory Workshop, Wellington, New Zealand: IEEE, 2012:6164912.
- [12] DENG Shouyun, HUANG Zhitao, WANG Xiang. A Novel Specific Emitter Identification Method Based on Radio Frequency Fingerprints [C]// 2nd IEEE International Conference on Computational Intelligence and Applications, Beijing, China: IEEE, 2017:8167241.
- [13] XU Shuhua, YIN Weihua, HUANG Benxiong. Novel Method for Estimating the Instantaneous Parameters of Radio Transmitter Signals [C]// 2007 9th International Symposium on Signal Processing and Its Applications,

- Sharjah, United Arab Emirates: IEEE, 2007: 4555495.
- [14] XIANG Lin, ELDEMERDASH Y A, DOBRE O A, et al. Modulation Classification Using Received Signal's Amplitude Distribution for Coherent Receivers [J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2017, 29(21): 1872-1875.
- [15] LI Lin, JI Hongbing. Radar Emitter Recognition Based on Cyclostationary Signatures and Sequential Iterative Least-Square Estimation [J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(3): 2140-2147.
- [16] JIANG Wenli, HUANG Zhitao, ZHENG LIU, et al. Frequency-Domain Distribution and Bandwidth of Unintentional Modulation on Pulse [J]. Electronics Letters, 2016, 52(22): 1853-1855.
- [17] 王涵. 通信辐射源调制方式智能识别方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2022.
- [18] 蔡忠伟, 李建东. 基于双谱的通信辐射源个体识别[J]. 通信学报, 2007, 28(2): 75-79.
- [19] WILLIAMS M D, MUNNS S A, TEMPLE M A, et al. RF-DNA Fingerprinting for Airport WiMax Communications Security [C]// Fourth International Conference on Network and System Security, Melbourne, VIC, Australia: IEEE, 2010: 32-39.
- [20] KENNEDY I O, SCANLON P, MULLANY F J, et al. Radio Transmitter Fingerprinting: A Steady State Frequency Domain Approach [C]// IEEE 68th Vehicular Technology Conference, Calgary, AB, Canada: IEEE, 2008: 1-5.
- [21] 陈韬伟, 辛明. 基于小波变换的雷达辐射源信号特征提取[J]. 信息与电子工程, 2010, 8(4): 436-440.
- [22] 柳征, 姜文利, 周一宇, 等. 基于小波包变换的辐射源信号识别[J]. 信号处理, 2005, 21(5): 460-464.
- [23] 王欢欢, 张涛, 孟凡玉. 基于时频域细微特征的辐射源个体识别[J]. 信息工程大学学报, 2018, 19(1): 23-29.
- [24] 惠周勃, 刘伟, 王世举, 等. 基于HHT与正则化维数的辐射源个体识别[J]. 信息工程大学学报, 2023, 24(5): 544-551.
- [25] 王小颖. 电子侦察中的调制识别和身份识别[D]. 成都: 电子科技大学, 2022.
- [26] 李昕. 基于无监督学习的通信辐射源个体识别技术研究[D]. 长沙: 国防科技大学, 2019.
- [27] 刘凯, 王杰贵, 吴建飞. 基于区间灰关联的未知雷达辐射源智能识别[J]. 现代防御技术, 2013, 41(6): 25-31.
- [28] ZHENG Shilian, ZHOU Xiaoyu, ZHANG Luxin, et al. Toward Next-Generation Signal Intelligence: A Hybrid Knowledge and Data-Driven Deep Learning Framework for Radio Signal Classification [J]. IEEE Transactions on Cognitive Communications and Networking, 2023, 9(3): 564-579.
- [29] 李润东. 基于深度学习的通信信号智能盲检测与识别技术研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [30] 江扬帆. 基于专家知识的卫星通信辐射源个体识别方法研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2023.
- [31] ZHANG Hongrui, CHEN Yanjin, WANG Zhuo, et al. Semantic Regularization of Electromagnetic Inverse Problems [J]. Nature Communications, 2024, 15(5): 3869.
- [32] 薄丹, 王凯, 刘云升, 等. 基于时频特征融合的自动调制识别方法[J]. 无线电工程, 2025, 55(11): 2163-2173.
- [33] 贾宗泽, 高鹏飞, 马应龙, 等. 基于注意力机制的多特征融合对话行为层次化分类方法[J]. 计算机应用, 2024, 44(3): 715-721.
- [34] 程勇, 程遥, 王军, 等. 基于全局-个体特征融合的群体行为识别[J]. 计算机系统应用, 2024, 33(12): 43-54.
- [35] 郭兰图, 刘玉超, 李雨倩, 等. 基于时空知识关联性深度挖掘的频谱能量预测方法研究[J]. 电波科学学报, 2024, 39(5): 915-925.
- [36] 陈海永, 赵宇琦, 刘坤, 等. 基于数字频谱余晖图的特定辐射源识别[J]. 现代雷达, 2024, 46(8): 1-5.
- [37] 王树亮, 李建平, 陈林. 透视电磁赋能新质杀伤链机理[N/OL]. 解放军报, 2024-11-18.
- [38] 李天成, 谢昱昕, 李固冲, 等. 面向多目标跟踪的数据关联方法研究综述[J]. 雷达科学与技术, 2025, 23(1): 10-31.
- [39] 李高云, 旷生玉, 杨政, 等. 电磁目标知识图谱构建技术[J]. 电子信息对抗技术, 2021, 36(4): 1-5.
- [40] 陶诗飞, 吴昱江, 罗佳, 等. 基于反障碍距离加权的复杂场景电磁频谱地图构建方法[J]. 电子与信息学报, 2024, 46(8): 3210-3218.
- [41] 杨丽萍, 方其庆, 胡亚慧, 等. 细粒度预警装备领域知识图谱本体构建[J]. 指挥控制与仿真, 2024, 46(2): 53-62.
- [42] 李阳, 刘奕辰, 张亮, 等. 基于语义引导层次化分类的雷达地面目标HRRP识别方法[J]. 信号处理, 2024, 40(1): 126-137.
- [43] 刘任烨, 于凯. 面向情报感知的领域知识图谱构建研究与应用[J]. 情报理论与实践, 2024, 47(4): 1-10.
- [44] ZHYRNOV V, SOLONSKA S. Methods for Logical Processing of Images of Radar Objects Marks Based on Semantic Features [J]. Radiotekhnika, 2024(216): 120-125.
- [45] 王沙飞, 朱梦韬, 李云杰, 等. 对先进多功能雷达系统行为的识别、推理与预测: 综述与展望 (下转第204页)

基于CNN-BiLSTM的对ELINT系统杂乱脉冲干扰抑制方法

鲁永为^{1,2}, 师俊朋², 周青松², 田西兰³, 郭柏炀², 陈沁娴², 山世浩¹, 王明壮⁴

(1. 中国人民解放军63891部队, 河南洛阳 471000; 2. 国防科技大学电子对抗学院, 安徽合肥 230037;
3. 中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088; 4. 中国人民解放军96816部队, 江苏启东 226200)

摘要: 针对杂乱脉冲干扰信号严重破坏电子情报系统对雷达信号的分选识别问题, 将机器学习算法引入侦察分选过程, 提出一种基于卷积神经网络-双向长短期记忆网络的抑制杂乱脉冲干扰方法。该方法利用卷积神经网络捕捉杂乱脉冲干扰信号在多个维度随机分布的局部特征, 以及双向长短期记忆网络捕捉混叠信号中雷达信号的周期特征, 实现干扰信号和雷达信号的分类识别。仿真实验证明该方法针对不同的测试集准确率达到96%以上, 召回率超过92%, 有较强的域泛化能力, 为提升ELINT系统在复杂电磁环境下的性能提供了一种有效途径。

关键词: 电子情报系统; 卷积神经网络; 双向长短期记忆网络; 杂乱脉冲干扰; 雷达侦察

中图分类号: TN973.3

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0196-09

引用格式: 鲁永为, 师俊朋, 周青松, 等. 基于CNN-BiLSTM的对ELINT系统杂乱脉冲干扰抑制方法[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 196-204.

LU Yongwei, SHI Junpeng, ZHOU Qingsong, et al. Method for Suppressing Chaotic Pulse Interference in ELINT System Based on CNN-BiLSTM[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 196-204.

Method for Suppressing Chaotic Pulse Interference in ELINT System Based on CNN-BiLSTM

LU Yongwei^{1,2}, SHI Junpeng², ZHOU Qingsong², TIAN Xilan³, GUO Baiyang², CHEN Qinxian², SHAN Shihao¹, WANG Mingzhuang⁴

(1. Unit 63891 of PLA, Luoyang 471000, China;

2. College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China;

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

4. Unit 96816 of PLA, Qidong 226200, China)

Abstract: In response to the serious damage to the sorting and recognition of radar signals by the electronic intelligence (ELINT) system caused by chaotic pulse interference signals, a method based on convolutional neural network-bidirectional long short-term memory network for suppressing chaotic pulse interference is proposed by introducing the machine learning algorithm into the reconnaissance sorting process. This method utilizes the convolutional neural network to capture the locally distributed features of chaotic pulse interference signals in multiple dimensions, and bidirectional long short-term memory network to capture the periodic features of radar signals within the mixed signals, thereby achieving classification and identification of interference signals and radar signals. Simulation experiments have shown that this method achieves an accuracy rate of over 96% and a recall rate of over 92% for different test sets. It has strong domain generalization ability and provides an effective way to improve the performance of ELINT systems in complex electromagnetic environments.

Key words: electronic intelligence (ELINT) system; convolutional neural network; bidirectional long short-term memory network; chaotic pulse interference; radar reconnaissance

0 引言

电子情报(Electronic Intelligence, ELINT)系统

通过截获、处理敌方雷达、通信等电子信号, 提取辐射信号参数、工作模式等关键情报信息, 分析敌作战意图, 为防空反导、掩护战机突防等作战任务

提供决策支撑的核心情报系统,是现代信息化战争中“制电磁权”的关键要素^[1]。

早期采用噪声压制的能量对抗方式对ELINT系统进行干扰,利用强大的噪声信号“遮蔽”ELINT接收机,使其无法检测到真实的目标信号。随着ELINT系统频率覆盖范围拓展,一般可达0.35~18 GHz,采用宽带噪声干扰对其进行压制在技术上逐渐难以实现^[2],且会对己方用频设备造成严重影响,对抗策略逐渐转向精密欺骗式干扰。仝朝坤^[3]分析了ELINT系统信号接收及处理流程中存在的薄弱环节,研究了针对射频接收层、信号处理层、数据处理层的干扰方法,认为干扰脉冲信号应当具备雷达脉冲信号的调制特性,使得ELINT无法判断脉冲信号来自雷达还是干扰机,提出了在空域、时域和频域的干扰方法。余强等^[4]提出基于信号PRI参数分选的干扰技术和对ELINT系统信道化接收机干扰技术。但由于精密欺骗式干扰高度依赖掩护雷达信号特征,随着现代雷达技术的快速发展,雷达信号样式和工作模式日益复杂,干扰方难以精确获取并匹配雷达参数,且ELINT通过多源情报信息融合处理等手段能够区分真假目标,因此精密欺骗式干扰在真实战场环境下发挥效能有限。

鉴于噪声压制和精密欺骗干扰在实际应用中存在的劣势,目前一般采用杂乱脉冲的干扰方式对抗ELINT系统,即在掩护信号目标频率附近调制大量脉宽随机变化的干扰脉冲,扰乱ELINT对目标信号的分选识别,导致分选结果大量增批,无法从中分辨真实目标。针对杂乱脉冲干扰的抑制方法目前研究较少,相关文献多集中在将机器学习算法引入信号分选当中,苏显康等^[5]提出基于层次聚类和谐适应的雷达信号分选方法,该方法应对脉冲丢失、散乱杂波的场景,表现出较好的准确性和稳定性,其中的散乱杂波与杂乱脉冲干扰相似,但该方法在杂波占比为25%、脉冲丢失概率为10%的情况下,分选正确率为80%左右,性能不佳。刘鲁涛等^[6]提出改进DSets的无参数雷达信号分选算法,实现在无任何先验信息条件下完成对雷达信号混合脉冲聚类,在虚假脉冲比例低于50%的情况下,分选正确率能够达到93.13%。

杂乱脉冲干扰以窄脉冲信号为主,脉冲密度远远大于雷达信号,上述方法不再适用。本文提出一种基于卷积神经网络-双向长短期记忆网络(Convolutional Neural Network-Bidirectional Long Short-Term Memory Network, CNN-BiLSTM)的杂乱脉冲干扰抑制方法,利用卷积神经网络的局部特征提取能力和长短时记忆网络的时序建模能力对杂乱脉冲干扰信号进行检测,消除其对信号分选的影响,该方法在高脉冲密度干扰环境下表现优异,且雷达信号参数和工作模式的变化不影响其效能的发挥。

1 杂乱脉冲干扰对侦察分选影响分析

杂乱脉冲干扰通过发射大量无序、随机分布的脉冲信号,使真实目标信号淹没其中,破坏ELINT系统对目标信号截获、参数测量和分选能力,导致其无法准确提取目标特征及分选识别。

杂乱脉冲干扰可以描述为

$$j(t) = \sum_{i=1}^{\infty} A_i \cdot \text{rect}\left(\left(t - \sum_{m=1}^i T_m\right) / \tau_i\right) \cos(2\pi f_i t) \quad (1)$$

式中, A_i 为第 i 个脉冲的幅度, τ_i 为脉宽, T_i 为脉冲周期, f_i 为频率, $\text{rect}(t)$ 为窗函数:

$$\text{rect}(t) = \begin{cases} 1, & |t| \leq 0.5 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

各个参数均为一定范围内的随机数,且随机范围显著超出雷达参数测量的正常误差范围,使得杂乱脉冲在各个维度呈现随机性和无序性。

ELINT系统对雷达信号的分选包括预分选和主分选两个环节,杂乱脉冲干扰对两个环节均能造成影响。

1.1 对预分选的影响

雷达信号通常与噪声、杂波等干扰信号混叠,ELINT接收机收到混叠信号后,经过门限判决,从中截获雷达信号,随后进行参数测量,提取时、空、频等各维度信息,形成脉冲描述字(Pulse Discreption Word, PDW)。由于空间中可能存在多个辐射源,PDW中包含数量众多、相互交织的脉冲信号,一般首先进行预分选,即基于参数的信号聚类,对

不同类别脉冲信号进行粗分类,实现脉冲流的稀释,为下一步的主分选做准备。预分选大多通过空域稀释将来自不同方向的脉冲进行分类,再采用聚类算法进行分类^[7]。本文假设脉冲流已经过空域稀释,即认为杂乱脉冲干扰和模拟雷达来自同一方向。

常用的聚类算法包括K-Means算法、基于密度的噪声应用空间聚类(Density-Based Spatial Clustering of Applications with Noise, DBSCAN)算法等^[8]。K-Means算法通过迭代调制簇分布和聚类中心,使得簇内误差平方和最小化实现聚类,但需要指定划分的簇数目以及迭代参数,适用于空间辐射源数量已知情况。DBSCAN算法引入密度聚类的思想,不需要预设簇数目^[9]。其基本原理是对于数据集 D ,以 p 为核心、 R 为半径的区域集合为^[10]

$$N_R(p) = \{q \in D | \text{dist}(p, q) \leq R\} \quad (3)$$

式中, $\text{dist}(p, q)$ 表示和核心点之间的距离。

通过设定 R 和最小样本数目(Minimum number of Points, MinPts),得到其对应密度阈值^[11]:

$$\text{Den} = \frac{\text{MinPts}}{\pi R^2} \quad (4)$$

DBSCAN算法通过选取任意未被访问的点 p ,以其为中心搜索邻域半径,内密度可达的点,划为同一簇,遍历所有数据点实现聚类^[12]。

DBSCAN算法是基于不同雷达脉冲在多维参数空间中各自集中分布,形成不同的高密度区域的原理进行聚类的^[13]。杂乱脉冲干扰在对掩护雷达进行参数模仿的基础上进行随机调制,发射雷达信号参数附近,且在各个维度随机分布的大量脉冲,形成大范围的高密度区域,使得干扰信号和掩护雷达信号聚为一类,容易判断杂乱脉冲干扰能够对侦察预分选进行有效破坏。

1.2 对主分选的影响

主分选是在预分选基础上,依据各个子脉冲的时域关联性对脉冲到达时间进行二次处理^[14]。序列差值直方图算法(Sequence Difference Histogram, SDIF)是目前应用广泛的分选算法,SDIF算法通过逐阶计算脉冲到达时间差值的直方图,结

合子谐波检测实现真实目标周期特征提取,其阈值检测门限公式如下^[15]。

$$T_{\text{thr}} = \kappa \cdot (A - C) \cdot e^{-\tau/KN} \quad (5)$$

式中, κ 为丢失率系数, A 为脉冲个数, C 为直方图阶数, τ 为脉冲采样时间, K 为可变参数, N 为直方图区间箱数。

由于SDIF算法需要统计不同阶次到达时间差直方图结果,其目的是提取脉冲间的周期特征,而杂乱脉冲干扰信号脉宽和脉冲间隔均随机分布,与真实雷达脉冲混叠分布,如图1所示。

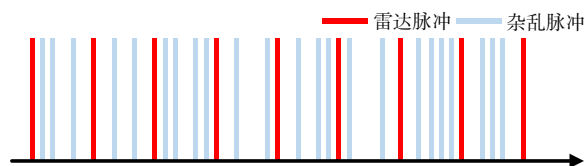


图1 雷达脉冲和杂乱脉冲干扰分布示意图

当不存在杂乱脉冲干扰信号时,雷达脉冲具有明显的1阶统计特征,当存在杂乱脉冲干扰信号时,雷达脉冲周期特性包含3阶、4阶、5阶特征。真实环境中,杂乱脉冲密度会远超图1中所示情形,雷达脉冲周期特性会分散于多阶特征中,过多阶次会造成各阶统计值被大大削弱,导致雷达脉冲几乎“丧失”周期特征。

此外,SDIF检测门限与脉冲数 A 密切相关,而干扰信号数量众多,会显著抬高检测门限,使得不同阶次到达时间差直方图统计值难以超过门限。因此杂乱脉冲干扰能够对基于时间相关性的主分选算法进行有效破坏。

2 基于CNN-BiLSTM的杂乱脉冲抑制

传统分选算法是在一定的先验知识,即对雷达信号规律明确认知的前提下,设计相应的规则提取目标特征。杂乱脉冲干扰的主要特点是随机性强和数量众多,显著降低雷达信号的本原规律,导致传统分选算法失效。机器学习算法以数据驱动的方式进行特征学习,自主挖掘深层规律,有望从大量混叠的PDW中提取隐含的雷达信号特征^[16]。为解决杂乱脉冲干扰对预分选和主分选的影响,提升ELINT系统在复杂电磁环境下的侦察分选能力,本文将机器学习算法引入分选环节^[17]。

由于杂乱脉冲干扰信号在脉宽、频率和幅度

图3 CNN-BiLSTM模型框图

2.1 卷积神经网络模块

CNN 模块包含一维卷积层、激活层、池化层和展平层。一维卷积层通过滑动卷积核捕捉脉冲流局部特征^[20],其数学表达式为

$$Y(i,j) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} X(i+m,j+n) \cdot K(m,n) \quad (6)$$

式中, X 为输入数据, K 为卷积核, M 、 N 为卷积核尺寸, Y 为输出特征。本文中 M 、 N 均取 3, 卷积核个数设置为 16。

激活函数引入非线性运算以提升模型的表达能力, 本文选择 Leaky ReLU 函数作为激活函数, 该函数是 ReLU 函数的改进, 通过保留正输入、引入固定负斜率实现非线性映射, 保留高效计算的同时缓解了 ReLU 函数负截断容易导致神经元死亡的问题, 其数学表达式为

$$f(x) = \begin{cases} x, & x \geq 0 \\ \alpha x, & x < 0 \end{cases} \quad (7)$$

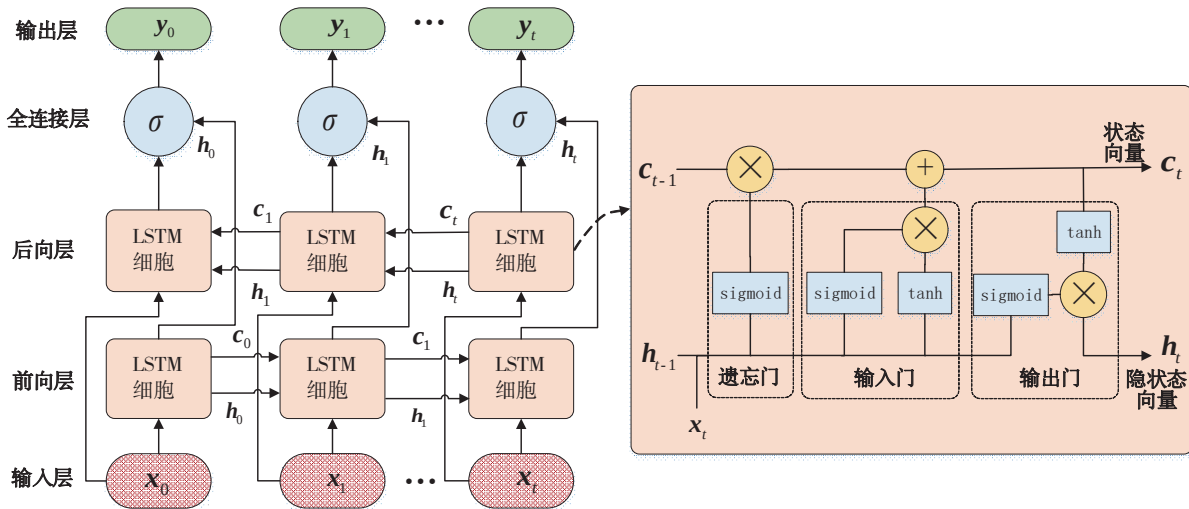


图4 BiLSTM原理框图

BiLSTM中的正向LSTM和反向LSTM分别从正反两个方向处理输入时间序列。在LSTM中, 隐藏状态 h_t 用于输出和传递到下一时间步, 有较强的动态特征; 而细胞状态 c_t 用于存储“长期记忆”, 通过遗忘门、输入门和输出门的门控机制选择更新或遗忘信息, 其数学模型为

式中, α 为可学习参数。

池化层用于保留局部区域最大值, 提取显著特征, 降低数据维度, 提高运算效率, 本文选择最大池化方式, 池化尺寸和步进为 2。展平层将卷积层核池化层输出的多维特征转换为一维向量, 供后续 BiLSTM 模块学习。

2.2 双向长短时记忆模块

长短时记忆网络 (Long Short-Term Memory, LSTM) 是一种传统循环神经网络 (Recurrent Neural Networks, RNN) 的变体^[21], 引入遗忘门、输入门、输出门和记忆状态捕捉长序列之间的依赖关系, 通过“门控机制”实现对“长期记忆”的保留或遗忘, 缓解了 RNN 在处理长序列数据时的梯度消失和梯度爆炸问题^[22]。BiLSTM 是 LSTM 的改进, 通过同时运行正向 LSTM 和反向 LSTM, 捕捉时间序列中的前后依赖关系, 实现“双向上下文建模”^[23]。BiLSTM 原理如图 4 所示。

$$\begin{cases} f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f) \\ i_t = \sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i) \\ o_t = \sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o) \\ \tilde{c}_t = \tanh(W_{ch}h_{t-1} + W_{cx}x_t + b_c) \\ c_t = f_t * c_{t-1} + i_t * \tilde{c}_t \\ h_t = o_t * \tanh(c_t) \end{cases} \quad (8)$$

式中, f_i 、 i_i 、 o_i 分别为遗忘门、输入门和输出门的激活值, W_f 、 W_i 、 W_o 和 b_f 、 b_i 、 b_o 为相应的权重矩阵和偏置向量, σ 为Sigmoid激活函数, $\tilde{c}_i$ 为候选记忆细胞状态,*为矩阵逐元素相乘。

2.3 实施步骤

具体实施步骤如下。

步骤1 设置雷达信号和杂乱脉冲干扰信号参数,生成训练信号环境。

步骤2 截获信号,从噪声、干扰中检测出有效脉冲,进行参数测量,形成PDW。

步骤3 利用到达角对脉冲流进行初分类,实现空域稀释,将空域稀释后包含雷达信号和杂乱脉冲干扰信号的PDW作为训练数据集。

步骤4 将训练数据集输入到CNN-BiLSTM模型进行训练,形成训练模型。

步骤5 改变雷达信号和杂乱脉冲干扰信号参数,生成测试信号环境,重复步骤1~3,生成测试数据集,利用训练好的模型验证测试数据集,评估杂乱脉冲干扰识别分类性能和模型域泛化能力。

3 仿真分析

以干扰站对星载ELINT杂乱脉冲干扰场景为例进行仿真分析,设置对抗场景如图5所示。为方便分析,假设工作状态为搜索和跟踪两种状态,且3部雷达除信号样式外,布设位置、扫描空域等其他参数一致。

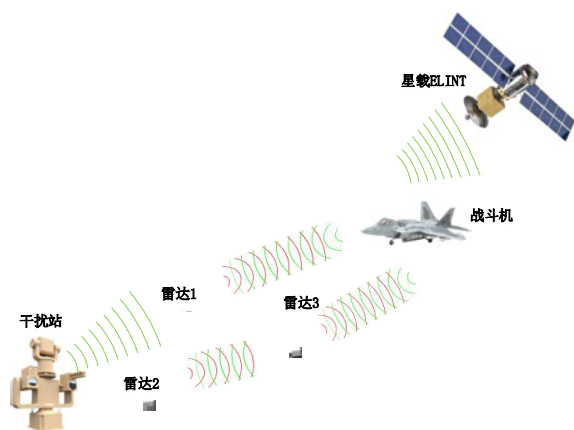


图5 对星载ELINT杂乱脉冲干扰仿真场景

3.1 仿真条件

假设干扰站和3部雷达位于ELINT同一角度分辨单元内,雷达波束宽度为 3° ,方位搜索范围为

$-15^\circ \sim 15^\circ$,俯仰搜索范围为 $0^\circ \sim 15^\circ$,在正弦空间的编排如图6所示。其中“指向ELINT的搜索脉冲”表示该波位搜索脉冲主瓣信号能够进入ELINT接收机,其他波位脉冲副瓣信号进入ELINT接收机。

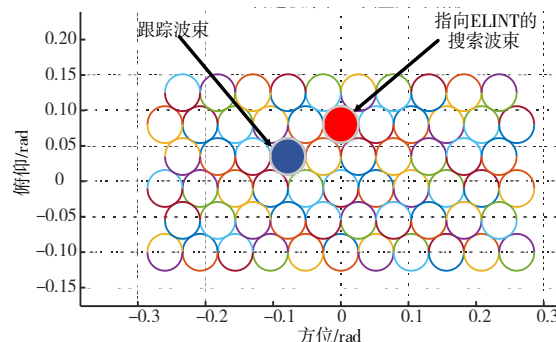


图6 雷达波束在正弦空间的编排

搜索波束脉冲驻留次数为1,带宽1 MHz;跟踪波束脉冲驻留数为8,带宽为5 MHz,跟踪数据率为10 Hz。各雷达平均副瓣为-30 dB,雷达副瓣信号功率在ELINT灵敏度以上,雷达和干扰信号参数设置如表1所示。其中考虑了信号起伏、频率测量误差等因素,对各模拟雷达信号调制了一定的随机量。

表1 雷达辐射信号及多径延迟参数

辐射源	脉宽/ μs	频率/ GHz	重周/ μs	幅度/dB	
				主瓣	副瓣
雷达1	50	10.0	250	40	10
雷达2	100	9.5	500	45	15
雷达3	200	10.5	1 000	35	5
干扰站	1~40	9.9~10.1	1~5	30	/

3.2 无杂乱脉冲干扰下的分选仿真

设置DBSCAN聚类算法邻域半径为8,最小点数为20,在无杂乱脉冲干扰情况下对3部模拟雷达的聚类结果如图7所示。

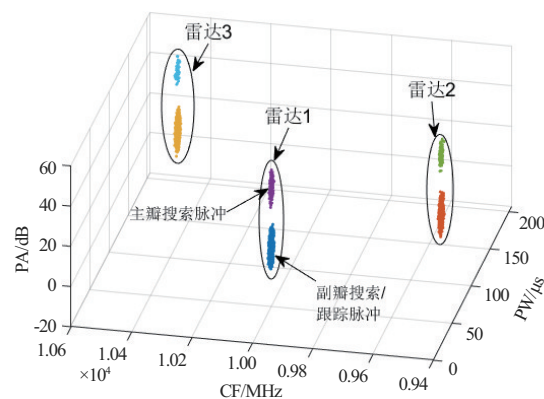


图7 DBSCAN算法对模拟雷达信号聚类结果

对雷达1所属类别采用SDIF算法进行主分选,丢失率系数 κ 取0.8,可变参数 K 取0.15,直方图区间箱数 N 取2 000,分选结果如图8和图9所示。可以看出预分选算法能够很好地区分不同雷达辐射信号,主分选算法能够提取雷达信号周期特征。

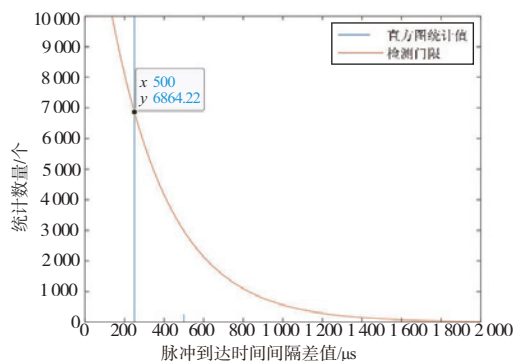


图8 无杂乱脉冲干扰时雷达信号第1阶SDIF直方图

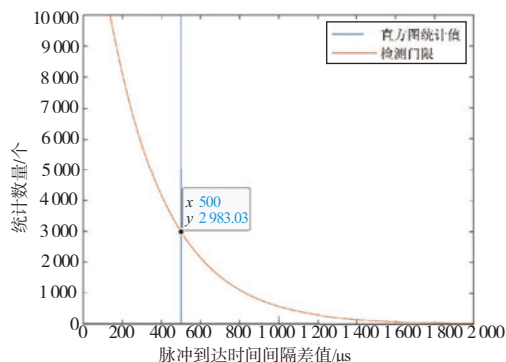


图9 无杂乱脉冲干扰时雷达信号第2阶SDIF直方图

3.3 杂乱脉冲干扰下的分选仿真

按照表1所示参数模拟杂乱脉冲干扰信号, DBSCAN算法参数设置与3.2节一致,聚类结果如图10所示。可以看出,虽然主分选能够将3部雷达信号进行区分,但杂乱脉冲干扰和雷达1信号完全重叠,被认为属于同一类别,对该类采用SDIF算法进行主分选,结果如图11和图12所示。

由图11和图12可以看出,不同阶次直方图统计结果难以超过检测门限。主要原因是受杂乱脉冲干扰信号影响,相邻雷达脉冲之间脉冲数量众多,且随机变化。假如降低检测门限,必然造成大量增批,虚警率大幅提升,因此采用传统的主分选方法难以提取雷达周期特性。

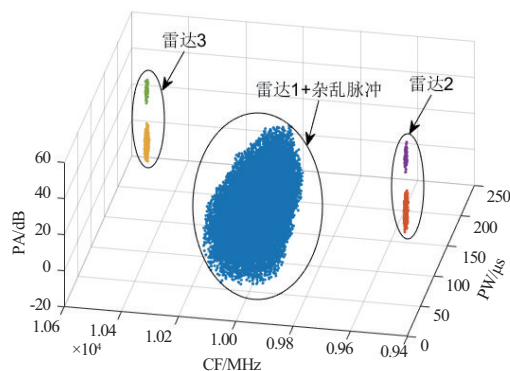


图10 DBSCAN算法对受杂乱脉冲干扰后雷达信号聚类结果

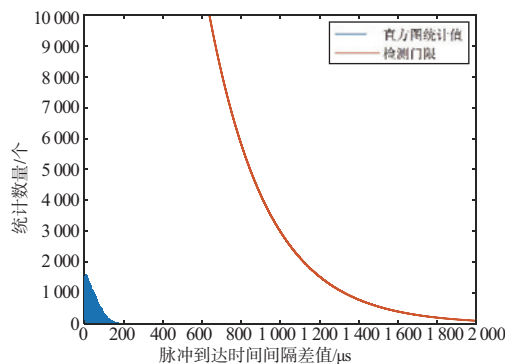


图11 受杂乱脉冲干扰后的雷达信号第1阶SDIF直方图

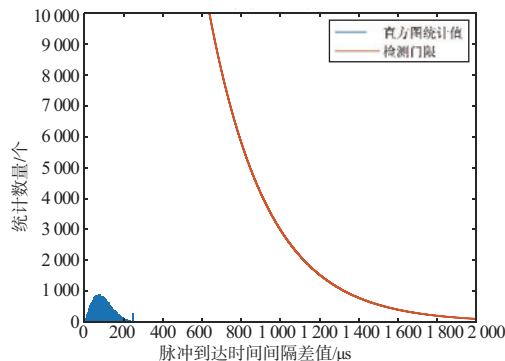


图12 受杂乱脉冲干扰后的雷达信号第2阶SDIF直方图

3.4 基于CNN-BiLSTM的雷达信号提取仿真

以到达时间、脉宽、频率和幅度作为输入特征,为更好地提取到达时间的周期特性,将到达时间进行正弦化处理。将CNN模块设置为3层网络,每层包含16个大小为4的卷积核;BiLSTM模块设置为3层网络,每层包含50个隐藏节点。

以3.3节经过DBSCAN聚类后的杂乱脉冲和雷达1信号作为训练集,选取10 s数据作为训练样本,调整雷达和干扰参数,构建测试集,选取10 s数据作为测试样本,通过CNN-BiLSTM模型后的分类

结果如表2所示,提取序号4的雷达信号如图13所示。

表2 CNN-BiLSTM模型对不同训练样本的分类结果

序号	信号类别	脉宽/ μs	频率/GHz	重周/脉冲间隔/ μs	测试结果/%	
					准确率	召回率
1	雷达	50	10	250	97.81	96.77
	干扰	1~60	9.9~10.1	1~10		
2	雷达	60	10	300	96.88	94.75
	干扰	1~60	9.9~10.1	1~10		
3	雷达	60	10.2	300	96.09	94.38
	干扰	1~60	10.1~10.3	1~10		
4	雷达	60	10.2	300	96.64	92.63
	干扰	1~80	10.1~10.3	1~5		

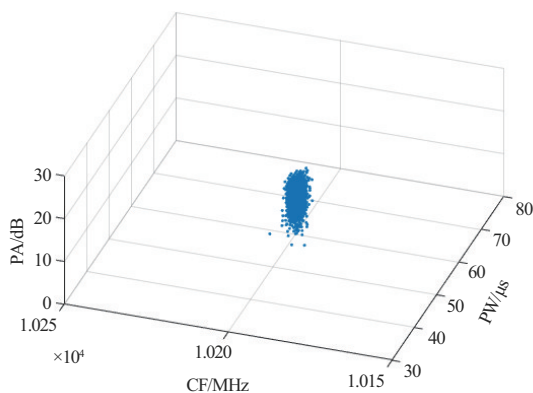


图13 经CNN-BiLSTM模型分类后提取的雷达信号

可以看出,经过CNN-BiLSTM模型分类后,滤除了大部分的杂乱脉冲干扰信号。对于构建的不同信号和干扰参数的测试集,均能够达到较高的准确率和召回率,表明该模型有较好的域泛化能力。重新采用SDIF算法进行处理,结果如图14和图15所示。可以看出SDIF算法能够有效提取雷达信号周期特征,证明了本文所提方法的有效性。

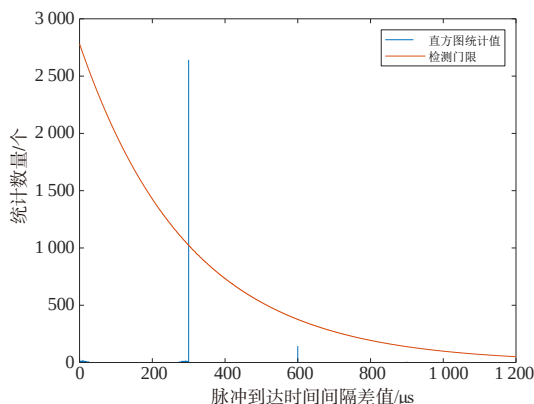


图14 CNN-BiLSTM模型提取雷达信号第1阶SDIF直方图

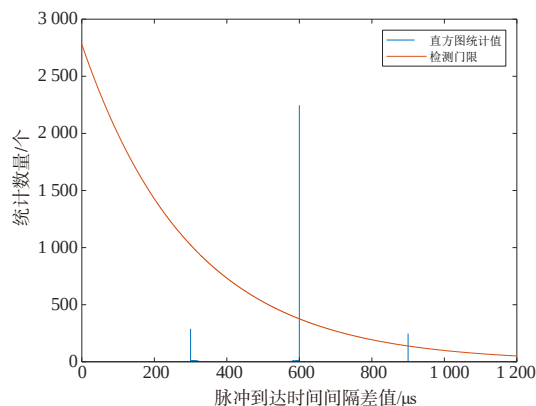


图15 CNN-BiLSTM模型提取雷达信号第2阶SDIF直方图

4 结束语

ELINT系统能够大范围获取对方电磁信号特征,是情报获取和电子支援的有效手段,在电子战体系中发挥着重要作用,但随着信息技术的发展,用频设备呈现激增态势,战场电磁环境日益复杂,ELINT系统面临各种有意和无意干扰,从复杂的战场电磁环境中准确提取目标辐射源信号特征日渐困难。本文针对杂乱脉冲干扰信号的无序性、随机性和雷达信号的有序性、规律性特征,提出基于CNN和BiLSTM的干扰信号和雷达信号分类识别模型,显著降低了ELINT系统面对大量干扰信号时的侦察分选压力,该模型较好的域泛化能力表明其在复杂多变的电磁环境下具备一定的推广应用前景。

参考文献:

- [1] SHAPERO S. Introduction to Modern EW Systems [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2019, 34(8):62-63.
- [2] 王洪迅,王洪雷,邓靖,等.电磁域主动防御理论研究[J].现代防御技术,2023,51(3):102-104.
- [3] 全朝坤.电子情报获取系统的干扰方法研究[D].成都:电子科技大学,2022.
- [4] 余强,毕大平,陈璐,等.对ELINT系统基于信号PRI参数分选的干扰技术[J].火力与指挥控制,2016,41(2):144-146.
- [5] 苏显康,张大维,叶方.基于层次聚类和谐适应的雷达信号分选方法[J].系统工程与电子技术,2025,47(1):102-104.
- [6] 刘鲁涛,王璐璐,陈涛.基于改进DSETS的无参数雷达信

- 号分选算法[J].中国舰船研究,2021,16(4):233-235.
- [7] 隋金坪,刘振,刘丽,等.雷达辐射源信号分选研究进展[J].雷达学报,2022,11(3):418-423.
- [8] 薛俊杰,刘良玉,马小艳,等.基于循环随机 Hough 变换和 DBSCAN 的群起始算法[J].雷达科学与技术,2025,23(6):700-706.
- [9] 伍佳钰,甄佳奇.基于自适应 DBSCAN 聚类的雷达信号分选方法[J].黑龙江大学学报,2025,16(1):64-68.
- [10] 刘丽明,陈正宁,姚啸.基于 DBSCAN 算法的 PDW 数据二次分选方法研究[J].舰船电子对抗,2019,42(2):80-83.
- [11] DADGARNIA A, SADEGHI M T. A Novel Method of Deinterleaving Radar Pulse Sequences Based on a Modified DBSCAN Algorithm [J]. China Communications, 2023, 20(2):198-215.
- [12] 唐曦,李文海,唐贞豪,等.基于 DBSCAN 和 CGAN 的不平衡数据过采样方法[J].系统工程与电子技术,2025,47(11):3739-3753.
- [13] 李乔乔.基于海量数据的雷达脉冲分选与型号识别算法研究[D].成都:电子科技大学,2025.
- [14] 袁泽恒,田润澜,张旭洲.改进加权 SVC 的雷达信号分选新方法[J].现代防御技术,2018,46(3):86-92.
- [15] 贾金伟,韩壮志,刘利民,等.基于 SDIF 门限失效的雷达射频隐身信号设计原理[J].系统工程与电子技术,2023,45(6):1693-1701.
- [16] APFELD S, CHARLISH A. Recognition of Unknown Radar Emitters with Machine Learning [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2021, 57(6):4433-4447.
- [17] LI Xueqiong, LIU Zhangmeng, HUANG Zhitao, et al. Radar Emitter Classification with Attention-Based Multi-RNNs [J]. IEEE Communications Letters, 2020, 24(9):2000-2004.
- [18] 白杨,范成礼,付强,等.基于 BiLSTM-Attention 和动态贝叶斯网络的防空目标智能意图预测方法[J].系统工程理论与实践,2024,44(11):3738-3747.
- [19] 王伟文,邹霞,周浩田,等.多模型组合的调制识别方法对比研究[J].陆军工程大学学报,2025,4(5):60-67.
- [20] 孔超,周政,王彩平,等.融合注意力机制的 CNN-LSTM 模型在复杂生产环境中的产能预测研究[J].光子·激光,2025,36(12):1257-1264.
- [21] 张一凡,张双辉,刘永祥,等.基于注意力机制的堆叠 LSTM 网络雷达 HRRP 序列目标识别方法[J].系统工程与电子技术,2021,43(10):2775-2781.
- [22] 张正文,向严谨,廖桂生.一种基于长短期记忆网络的雷达目标跟踪算法[J].现代雷达,2025,47(2):83-90.
- [23] 普运伟,刘涛涛,吴海潇,等.基于卷积双向长短时记忆网络的雷达辐射源信号识别[J].激光与光电子学进展,2022,59(22):361-368.

作者简介:

鲁永为(通信作者) 男,硕士,工程师,主要研究方向为雷达对抗技术。

师俊朋 男,博士,教授,主要研究方向为压缩感知、雷达信号处理。

周青松 男,博士,教授,主要研究方向为雷达信号处理、最优化理论。

田西兰 女,博士,高级工程师,主要研究方向为雷达目标识别、军事智能。

郭柏扬 男,博士研究生,主要研究方向为雷达信号处理。

陈沁娴 女,博士研究生,主要研究方向为雷达信号处理、波形优化。

山世浩 男,硕士,工程师,主要研究方向为雷达对抗技术。

王明壮 男,硕士,助理工程师,主要研究方向为雷达信号处理。

(上接第195页)

[J].信号处理,2024,40(1):17-55.

- [46] 李浩情,余点,潘常春,等.基于模型知识融合的图神经网络多雷达协同任务调度算法[J].雷达学报(中英文),2025,14(2):470-485.

作者简介:

王贺(通信作者) 男,博士,高级工程师,主要研究

方向为智能信息处理。

孙国强 男,硕士,研究员,主要研究方向为雷达总体设计。

贾琳 女,博士,高级工程师,主要研究方向为空间智能技术。

朱庆林 男,博士,研究员,主要研究方向为电波信息处理。

基于微弱目标检测的多载波 LFM-CPM 一体化信号设计

傅佳麟, 饶 恒

(南昌航空大学信息工程学院, 江西南昌 330063)

摘 要: 针对雷达通信一体化信号在低信噪比(SNR)环境下微弱目标检测性能不足的问题,本文提出了一种基于信号重构的多载波线性调频连续相位调制(LFM-CPM)一体化信号设计方案。首先,建立了多载波 LFM-CPM 信号以及重构后信号的数学模型,并利用带通滤波器组将多载波 LFM-CPM 信号重构为线性调频信号;其次分析了其模糊函数特性及脉冲压缩性能,证明其在匹配滤波后可获得较好的旁瓣抑制性能;最后,分析了该信号的雷达微弱目标检测性能与通信误码率等关键指标。仿真实验结果表明,相较于现有典型一体化信号,所提出的多载波 LFM-CPM 信号在低 SNR 的条件下可实现检测概率提升 13 dB,同时在保持通信速率不低于 16QAM 调制方案 50% 的前提下,该方案误码率性能较 16QAM 提升 4 dB,有较好的雷达探测和信息传输能力。

关键词: 雷达通信一体化; 连续相位调制; 多载波; 微弱目标检测

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0205-09

引用格式: 傅佳麟, 饶恒. 基于微弱目标检测的多载波 LFM-CPM 一体化信号设计[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2):205-213.

FU Jilin, RAO Xuan. Design of Multi-Carrier LFM-CPM Integrated Signal Based on Weak Target Detection[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2):205-213.

Design of Multi-Carrier LFM-CPM Integrated Signal Based on Weak Target Detection

FU Jilin, RAO Xuan

(School of Information Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: To improve the insufficient weak target detection performance of radar-communication integrated signals in low signal-to-noise ratio (SNR) environments, a novel multi-carrier linear frequency modulation-continuous phase modulation (LFM-CPM) signal design scheme based on signal reconstruction is proposed in this paper. Firstly, the mathematical models of the multi-carrier LFM-CPM signal and the reconstructed signal are established respectively. Then, a bank of bandpass filters is employed to reconstruct the multi-carrier LFM-CPM signal into a linear frequency-modulated signal. Next, the ambiguity function characteristics and pulse compression performance as well as the performance of sidelobe suppression after matched filtering are analyzed. Finally, the radar weak target detection performance and communication bit error rate are discussed. Simulation results show that compared with the existing typical integrated waveforms, the proposed multi-carrier LFM-CPM signal achieves a 13 dB improvement in detection probability under low SNR conditions. Meanwhile, while maintaining a communication rate no less than 50% of the 16QAM scheme, the proposed method provides a 4 dB BER performance gain over 16QAM, which show good radar detection and communication capabilities.

Key words: radar-communication integration; continuous phase modulation; multi-carrier; weak target detection

0 引 言

随着雷达与通信技术的飞速发展,电磁频谱资源日益紧张,系统间相互干扰问题日趋严重。为应

对频谱资源短缺与互扰问题^[1-2],兼具雷达探测与通信功能的双功能雷达通信系统(Dual-Functional Radar-Communication, DFRC)应运而生^[1,3-4],通过共享硬件平台与一体化波形设计,实现了两种功能

收稿日期: 2025-08-13; 修回日期: 2025-09-27

基金项目: 国家自然科学基金(62161029)

的有机融合。并且,DFRC技术已被学界公认为6G移动通信网络的关键技术之一^[5-7],且有较好的发展前景。

DFRC系统通常根据功能侧重程度分为两类架构:基于通信信号的一体化系统和基于雷达信号的一体化系统^[8]。在基于通信信号的一体化系统中正交频分复用(Orthogonal Frequency Division Multiplexing, OFDM)调制的高数据率和大带宽使得基于OFDM的一体化波形设计成为研究热点。文献[9]提出一种基于离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT)预编码与交织载波映射的新型OFDM雷达通信一体化系统,在解决信号峰均比问题的同时实现包络恒定。文献[10]提出了一种基于OFDM波形的重排算法使得信号在接收端可以重新组合成一个类似于线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号使其具有更大时宽带宽积,在保留了OFDM信号的通信性能的同时提高了雷达的探测能力。在基于雷达信号的一体化系统中,LFM波形具有大时宽带宽积的特性使其应用最为广泛。文献[11]基于FRFT对Chirp信号具有出色的能量聚集特性,提出了一种基于调频率跳变调制的雷达通信一体化波形,显著提高了通信传输速率。将高阶的正交调幅调制(Quadrature Amplitude Modulation, QAM)与LFM信号结合也能产生LFM-QAM信号^[12-13],然而提高通信速率无法避免相应地升高误码率。

微弱目标的检测一直是雷达领域的难题,在实际应用过程中,由于目标信号微弱、有效特征难提取等问题,雷达微弱目标检测与识别一直是雷达处理领域中的难点之一^[14-16]。为了实现对微弱目标的检测,长时间的相干积累是一种可行的方法,增加积累时间可以有效地提高信噪比(Signal to Noise Ratio, SNR)^[17-18]。针对雷达微弱目标检测中长时间积累导致的距离徙动问题,文献[19]提出轴转动目标检测(Axis Rotation Moving Target Detection, AR-MTD)算法,通过二维数据平面旋转补偿线性徙动,实现微弱目标的长时相参积累,在SNR=-40 dB下检测概率提升20%。

针对现有一体化信号在低SNR环境下微弱目标检测能力不足的问题,本文基于LFM信号的大

时宽带宽积且相位连续的特性,利用连续相位调制通过改变相位来调制通信信息^[19-22],提出多载波线性调频连续相位调制(Linear Frequency Modulation-Continuous Phase Modulation, LFM-CPM)信号,采用多载波提高通信速率。基于文献[10]的算法对信号进行重构以提高信号脉冲压缩的时宽。本文理论分析多载波LFM-CPM模糊函数、脉冲压缩性能和通信性能,最后结合理论分析和仿真实验对比几种已有的一体化波形,证明多载波LFM-CPM信号具有更优良的雷达探测性能,并可以实现较高通信速率和较低的误码率。

1 多载波LFM-CPM雷达通信一体化波形设计

本文提出的多载波LFM-CPM信号包含 N_c 个子载波, N_s 个符号。为了方便分析,首先以一体化信号的第 k 个子载波为例,其表达式为

$$s_k(t) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \text{rect}\left(\frac{t - iT_{\text{sp}}}{T_{\text{sp}}}\right) \exp(j(2\pi f_k t + \theta(t) + \varphi_k)) \exp(j\pi u t^2) \quad (1)$$

式中, $\text{rect}\left(\frac{t}{T_{\text{sp}}}\right) = \begin{cases} 1, & 0 \leq t \leq T_{\text{sp}} \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, T_{sp} 表示符号宽度, t 表示时间, $T_p = T_{\text{sp}} \times N_s$ 表示脉冲宽度, u 为调频率, f_k 为第 k 个子载波的载频,且 $f_k - f_{k-1} = uT_p$,

φ_k 为任意初相。相位函数 $\theta(t)$ 一般形式可以表示为

$$\theta(t) = 4\pi f_b T_{\text{sp}} \sum_i a_{(k,i)} \int_{-\infty}^t g_{\text{isp}}(\tau - iT_{\text{sp}}) T d\tau \quad (2)$$

式中, $a_{(k,i)} \in \{\pm 1, \pm 3, \dots, \pm(M-1)\}$ 为第 i 个符号调制信息, M 为进制数, f_b 为峰值频偏。信号的调制指数 $h = 2f_b T_{\text{sp}}$,在本文中取 $h = 0.5$,则式(2)可以表示为

$$\theta(t) = 2\pi h \sum_i a_{(k,i)} \int_{-\infty}^t g_{\text{isp}}(\tau - iT_{\text{sp}}) d\tau \quad (3)$$

式中, $g_{\text{isp}}(t)$ 表示幅度为 $1/2T_{\text{sp}}$,宽度为 T_{sp} 的矩形脉冲,则式(1)可以表示为

$$s_k(t) = \sum_{i=0}^{N_s-1} \text{rect}\left(\frac{t - iT_{\text{sp}}}{T_{\text{sp}}}\right) \times \exp(j(2\pi f_k t + 2\pi h \sum_i a_{(k,i)} \int_{-\infty}^t g_{\text{isp}}(\tau) d\tau + \varphi_k)) \times \exp(j\pi u t^2) \quad (4)$$

在时间区间 $[nT_{\text{sp}}, (n+1)T_{\text{sp}}]$ 中, $s_k(t)$ 去除载频后的附加相位 $\theta(t)$ 为

$$\theta(t) = \pi h \sum_{i=0}^{n-1} a_{(k,i)} + 2\pi(t - nT_{\text{sp}})f_b a_n = \theta_n + 2\pi h a_n q(t - nT_{\text{sp}}) \quad (5)$$

式中, $\theta_n = \pi h \sum_{i=0}^{n-1} a_{(k,i)}$ 为先前时刻的积累相位, $a_n \in \{\pm 1, \pm 3, \dots, \pm(M-1)\}$ 是当前时间区间内的调制信息, $q(t) = \int_{-\infty}^t g_{\text{isp}}(\eta) d\eta \begin{cases} 0, & t \leq 0 \\ t/2T_{\text{sp}}, & 0 \leq t \leq T_{\text{sp}} \\ 1/2, & t \geq T_{\text{sp}} \end{cases}$

最后,根据上述公式可以得出 N_c 个子载波和 N_s 个符号的多载波 LFM-CPM 信号数学表达式为

$$s_T(t) = \sum_{k=0}^{N_c-1} \sum_{i=0}^{N_s-1} \text{rect}\left(\frac{t - iT_{\text{sp}}}{T_{\text{sp}}}\right) \exp(j \times (2\pi f_k t + \theta(t) + \varphi_k)) \exp(j\pi u t^2) \quad (6)$$

本文采用以下方法实现信号重构:首先,通过一组带通滤波器组,将原始多载波信号在时域上按频率分量进行分离;然后,对各子带信号分别施加精确可控的时延,实现信号的重新构造。经过这种处理后,重构信号的时域特性发生重要变化。

重构后的信号脉冲宽度扩展为原信号的 N_c 倍,同时,各频率分量在时域上呈现规整的线性排列特性,这种排布方式使得信号在时域上的波形结构与单载波 LFM 信号高度相似。理论分析表明,重构过程中的调频率 u 与子载波初始频率 f_k 之间满足 $uT_p = f_k - f_{k-1}$ 的约束关系,这导致重构后信号中的子载波载频分量被完全抵消。重构后的回波信号可以表示为

$$s_R(t) = \sum_{k=0}^{N_c-1} \sum_{i=0}^{N_s-1} \text{rect}\left(\frac{t - iT_{\text{sp}}}{T_{\text{sp}}}\right) \text{rect}\left(\frac{t - kT_p}{T_p}\right) \times \exp(j(\theta(t) + \varphi_k)) \exp(j\pi u t^2) \quad (7)$$

本文提出的雷达通信一体化信号系统结构如图1所示。首先,输入序列经过串并(Serial-Parallel, S/P)转换后进行信号映射为 CPM 信号,然后调制到已生成的 LFM 信号和子载波上,最后将各个子载波合成为一体化波形。在雷达处理部分,对回波进行带通滤波,信号重构后进行脉冲压缩以及运动目标检测(Moving Target Detection, MTD)算法来提高 SNR,实现微弱目标检测,在通信处理部分接收一体化信号后,进行子载波分离,最后映射解调出通信信息。

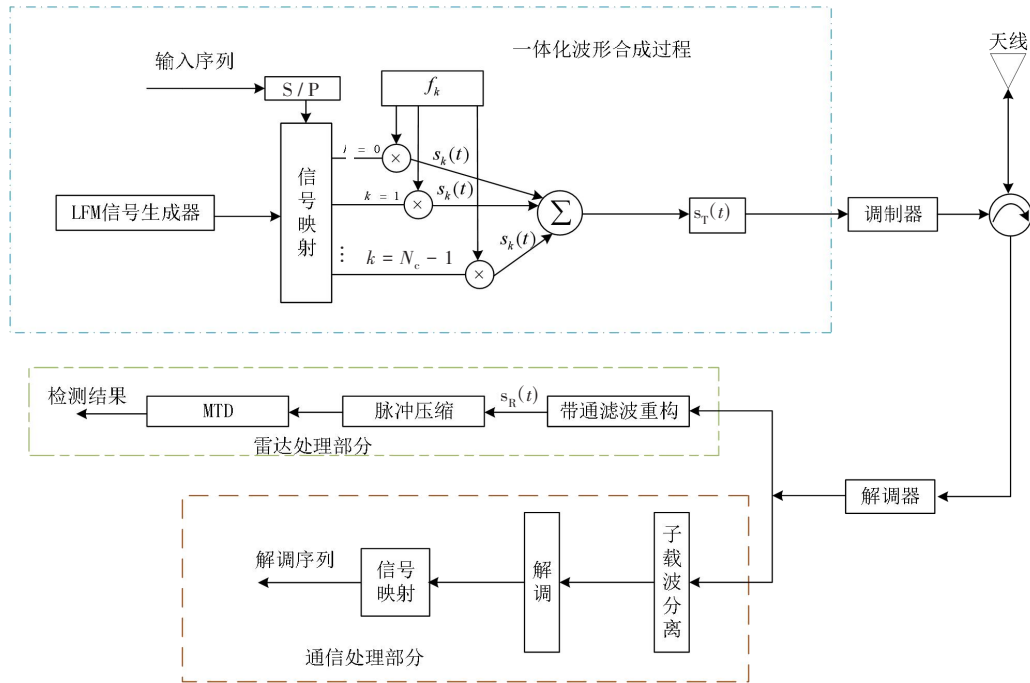


图1 多载波 LFM-CPM 雷达通信一体化信号系统结构

2 波形性能分析

2.1 自模糊函数分析

模糊函数可用于验证各种波形在雷达应用中的适应性,为了证明多载波 LFM-CPM 信号的雷达性能,分析其自模糊函数以验证它的距离分辨率和多普勒分辨率多载波 LFM-CPM 信号的自模糊函数可以表示为

$$\begin{aligned} \chi(\tau, f_d) = & \int_{-\infty}^{+\infty} s_T(t) s_T^*(t-\tau) e^{j2\pi f_d t} dt = \\ & \int_{-\infty}^{+\infty} \sum_{k=0}^{N_c-1} \sum_{i=0}^{N_c-1} \text{rect}\left(\frac{t-iT_{sp}}{T_{sp}}\right) \exp(j(2\pi f_k t + \theta(t) + \\ & \varphi_k)) \exp(j\pi u t^2) \times \sum_{l=0}^{N_c-1} \sum_{r=0}^{N_c-1} \text{rect}\left(\frac{t-\tau-rT_{sp}}{T_{sp}}\right) \times \\ & \exp(-j(2\pi f_l(t-\tau) + \theta(t-\tau) + \varphi_l)) \times \\ & \exp(-j\pi u(t-\tau)^2) \times \exp(j2\pi f_d t) dt \quad (8) \end{aligned}$$

式中, τ 为时间延迟, f_d 为多普勒频率, $s_T^*(t)$ 表示对 $s_T(t)$ 取共轭。

根据式(8)经过带通滤波重构后一体化信号的模糊函数表达式为

$$\begin{aligned} \chi(\tau, f_d) = & \int_{-\infty}^{+\infty} \sum_{k=0}^{N_c-1} \sum_{i=0}^{N_c-1} \text{rect}\left(\frac{t-iT_{sp}}{T_{sp}}\right) \text{rect}\left(\frac{t-kT_p}{T_p}\right) \times \\ & \exp(j(\theta(t) + \varphi_k)) \times \exp(j\pi u t^2) \times \\ & \sum_{q=0}^{N_c-1} \sum_{p=0}^{N_c-1} \text{rect}\left(\frac{t-\tau-pT_{sp}}{T_{sp}}\right) \text{rect}\left(\frac{t-\tau-qT_p}{T_p}\right) \times \\ & \exp(j(\theta(t-\tau) + \varphi_q)) \times \exp(j\pi u(t-\tau)^2) \times \\ & \exp(j2\pi f_d t) dt \quad (9) \end{aligned}$$

为了方便分析,假设每个子载波只携带一个通信数据,则式(9)可以简化为

$$\begin{aligned} \chi(\tau, f_d) = & \int_{-\infty}^{+\infty} \sum_{k=0}^{N_c-1} \text{rect}\left(\frac{t-kT_p}{T_p}\right) \exp(j(\theta(t) + \varphi_k)) \times \\ & \exp(j\pi u t^2) \times \sum_{q=0}^{N_c-1} \text{rect}\left(\frac{t-\tau-qT_p}{T_p}\right) \times \\ & \exp(j(\theta(t-\tau) + \varphi_q)) \exp(j\pi u(t-\tau)^2) \times \\ & \exp(j2\pi f_d t) dt \quad (10) \end{aligned}$$

对式(10)进行求解可知,模糊函数的结果可以分为以下3种情况进行讨论。

1) 当 $|\tau| \geq N_c T_p$ 时,多载波 LFM-CPM 一体化信号的模糊函数 $\chi(\tau, f_d)$ 为 0, 即 $\chi(\tau, f_d) = 0$ 。其中 $|\tau|$ 表示时延 τ 的绝对值。

2) 当 $0 \leq \tau \leq N_c T_p$ 且 $\lfloor \tau/T_p \rfloor = k$ 时 ($\lfloor \cdot \rfloor$ 表示取整数部分), 多载波 LFM-CPM 一体化信号模糊函数 $\chi(\tau, f_d)$ 的计算示意图如图 2 所示。

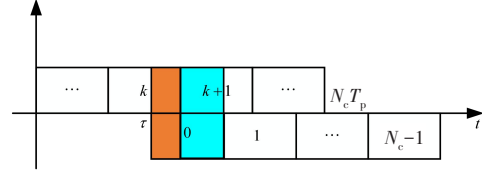


图2 延时 τ 大于 0 时多载波 LFM-CPM 一体化信号模糊函数计算示意图

令 $\tau' = \tau - |k|T_p$, $\tau'' = \tau - (|k| + 1)T_p$, 则 $\tau' = \tau'' + T_p$, $0 \leq \tau' < T_p$, $-T_p \leq \tau'' < 0$ 。则多载波 LFM-CPM 一体化信号的模糊函数 $\chi(\tau, f_d)$ 为

$$\begin{aligned} \chi(\tau, f_d) = & \sum_{q=0}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi(|k| + qf_d T_p)) \chi_{|k|+q,q}^+(\tau', f_d) + \\ & \sum_{q=1}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi(|k| + qf_d T_p)) \chi_{|k|+q,q-1}^-(\tau'', f_d) \quad (11) \end{aligned}$$

3) 当 $-N_c T_p \leq \tau < 0$ 并且 $\lfloor \tau/T_p \rfloor = k$ 时, 多载波 LFM-CPM 一体化信号模糊函数 $\chi(\tau, f_d)$ 的计算示意图如图 3 所示。

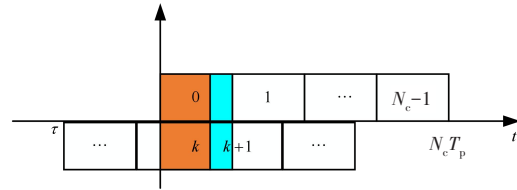


图3 延时小于 0 时多载波 LFM-CPM 一体化信号模糊函数的计算示意图

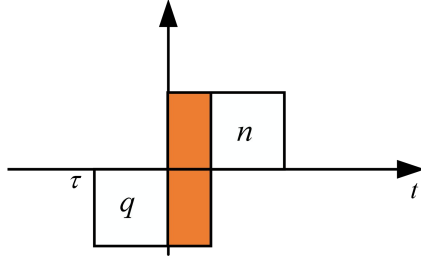
则多载波 LFM-CPM 一体化信号的模糊函数为

$$\begin{aligned} \chi(\tau, f_d) = & \sum_{q=0}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi q f_d T_p) \chi_{q,q+|k|}^-(\tau'', f_d) + \\ & \sum_{q=1}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi(q-1)f_d T_p) \chi_{q-1,q+|k|}^+(\tau', f_d) \quad (12) \end{aligned}$$

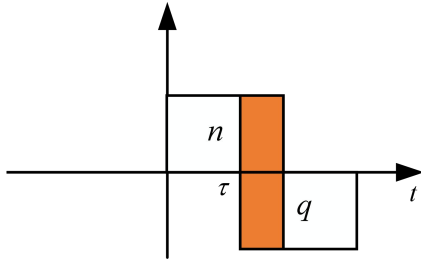
2.2 互模糊函数分析

式(11)和式(12)中, $\chi_{n,q}^-(\tau, f_d)$ 表示当 $-T_p \leq \tau < 0$ 时, 多载波 LFM-CPM 一体化信号第 n 个通信码元与第 q 个通信码元的互模糊函数。其计算示

意图如图 4 所示。同理, $\chi_{n,q}^+(\tau, f_d)$ 表示当 $0 \leq \tau < T_p$ 时, 多载波 LFM-CPM 一体化信号第 n 个通信码元与第 q 个通信码元之间的互模糊函数。



(a) 延时 $\tau < 0$ 时的互模糊函数的计算示意图



(b) 延时 $\tau > 0$ 时的互模糊函数的计算示意图

图 4 互模糊函数计算示意图

互模糊函数的计算结果如式(13)所示。

$$\chi_{n,q}^{\pm}(\tau, f_d) = (T_p \mp \tau) \exp \left(j \left(\varphi_n - \varphi_q + T_p \pi f_d + \frac{a_n - a_q}{4} \pi \right) \right) \times \exp \left(j \tau \pi \left(T_p u + f_d + \frac{a_n + a_q}{4 T_p} \right) \right) \sin c \left(\left(T_p \mp \tau \right) \left(u \tau + f_d + \frac{a_n - a_q}{4 T_p} \right) \right) \quad (13)$$

由式(11)~(13)分析可知, 不仅延时 τ 和多普勒频移 f_d 会影响多载波 LFM-CPM 一体化信号的模糊函数 $\chi(\tau, f_d)$, 而且传输的通信码元也会对其产生影响。当重构后的多载波 LFM-CPM 一体化信号所传输的通信码元为 0 时, 其结果和 LFM 信号的模糊函数结果是一致的, 即多载波 LFM-CPM 一体化信号变成了 LFM 信号。由于式(11)和式(12)过于复杂, 这里只考虑当延时 τ 和通信码元宽度之间是整数倍关系的情况, 对式(11)和式(12)进行进一步分析。

1) 当 $0 \leq \tau = kT_p \leq N_c T_p$ 时, 式(11)可以结合式(13)进一步化简为

$$\begin{aligned} \chi(\tau, f_d) = & \sum_{q=0}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi q f_d T_p) \chi_{q,q+|k|}^-(0, f_d) + \\ & \sum_{q=1}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi(|k|+q)f_d T_p) \chi_{q+|k|,q-1}^+(-T_p, f_d) = \\ & T_p \sum_{q=0}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi(|k|+q)f_d T_p) \times \\ & \exp \left(j \left(\varphi_{q+|k|} - \varphi_q + T_p \pi f_d + \frac{a_{q+|k|} - a_q}{4} \pi \right) \right) \times \\ & \text{sinc} \left(T_p \left(f_d + \frac{a_{q+|k|} - a_q}{4 T_p} \right) \right) \quad (14) \end{aligned}$$

2) 当 $-NT_p < \tau = kT_p \leq 0$ 时, 式(12)可以结合式(13)进一步化简为

$$\begin{aligned} \chi(\tau, f_d) = & \sum_{q=0}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi q f_d T_p) \chi_{q,q+|k|}^-(0, f_d) + \\ & \sum_{q=1}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi(q-1)f_d T_p) \chi_{q-1,q+|k|}^+(T_p, f_d) = \\ & T_p \sum_{q=0}^{N_c-1-|k|} \exp(j2\pi q f_d T_p) \times \\ & \exp \left(j \left(\varphi_q - \varphi_{q+|k|} + T_p \pi f_d + \frac{a_q - a_{q+|k|}}{4} \pi \right) \right) \times \\ & \text{sinc} \left(T_p \left(f_d + \frac{a_q - a_{q+|k|}}{4 T_p} \right) \right) \quad (15) \end{aligned}$$

对比式(14)和式(15), 两者的表达式在结构上具有一定的相似性, 所以这里只分析式(14)。由式(14)可得, 当延时 $\tau = 0$ 时, 可得其零延时截线 $\chi(0, f_d)$; 当多普勒频移 $f_d = 0$ 时, 可得其零多普勒截线 $\chi(\tau, 0)$, 其分析结果分别为

$$\chi(0, f_d) = T_p \sum_{q=0}^{N_c-1} \exp(j\pi f_d (1+2q)) \text{sinc}(T_p f_d) \quad (16)$$

$$\begin{aligned} \chi(\tau, 0) = & T_p \sum_{q=0}^{N_c-1-|k|} \exp \left(j \left(\varphi_{q+|k|} - \varphi_q + \frac{a_{q+|k|} - a_q}{4} \pi \right) \right) \\ & \text{sinc} \left(\frac{a_{q+|k|} - a_q}{4} \right) \quad (17) \end{aligned}$$

由式(16)可知, 对于多载波 LFM-CPM 一体化信号的零延时截线 $\chi(0, f_d)$ 而言, 当通信码元随机变化时, 其不会受到影响。由式(17)可知, 当 $a_{q+|k|} = a_q$ 时, 通信码元对多载波 LFM-CPM 一体化信号的零多普勒截线没有影响; 当 $a_{q+|k|} \neq a_q$ 时, 由于 $\text{sinc}(\frac{a_{q+|k|} - a_q}{4})$ 小于 1, 此时对于多载波 LFM-

CPM 一体化信号的零多普勒截线,其一方面会受到通信码元影响,另一方面也会受到 $\text{sinc}(x)$ 函数影响。

2.3 微弱目标增益分析

为了在低 SNR 的条件下检测目标,对多载波 LFM-CPM 信号的增益进行分析,将总的增益 G_{total} 如式(18)所示。

$$G_{\text{total}} = G_{\text{PC}} + G_{\text{MTD}} \quad (18)$$

式中, G_{PC} 为脉冲压缩增益, G_{MTD} 为动目标检测算法的相干积累增益。在目标具有恒定径向速度和给定积累脉冲数不变时, G_{MTD} 的增益不变。在不考虑频谱泄露等其他问题情况下,一般信号的理想脉冲压缩增益为 $G_{\text{PC}} = 10 \log_{10}(T_p \times B)$, 然而多载波 LFM-CPM 一体化信号在进行重构后信号的时宽变为原来的 N_c 倍,信号的脉冲压缩增益 G_{PC} 会随着信号时宽的增加而相应地增加,脉冲压缩变化如式(19)所示。

$$G_{\text{PC}} = 10 \log_{10}(N_c \times T_p \times B) \quad (19)$$

2.4 通信性能

2.4.1 通信速率性能

根据图 1,在一体化信号的解调过程中,首先可以通过 N_c 个带通滤波器对一体化信号的子载波进行分离。然后针对每个子载波中的 LFM-CPM 信号,将 CPM 信号与 LFM 载频分离开。最后通过 Viterbi 算法对 CPM 信号进行解调。

多载波 LFM-CPM 信号对比单载波信号而言,由于具有更多的载波,因此具有更快的通信速率。多载波信号通信速率可以表示为

$$R_b = \frac{N_c \log_2 M}{T_{\text{sp}}} \quad (20)$$

2.4.2 误码率性能

根据式(2)可知,CPM 调制方式通过频率连续的相位变换来调制通信信息,可得相邻的两个符号最小频率差为 $2f_b$ 并带入式(3)可得, $f_b = 1/4 T_{\text{sp}}$, 因此相邻符号的最小频率间隔为 $1/2 T_{\text{sp}}$ 满足频率正交条件。在高斯白噪声环境中, Viterbi 接收机的性能通常通过信号星座图的最小欧式距离的平方来衡量。这一结论的合理性源于符号错误概率的高 SNR 近似公式。多载波 LFM-CPM 信号的误码率 P_e 在 $E_b/N_0 > 1$ 时可以表示为

$$P_e \approx K_{\min} \times Q\left(\sqrt{\tilde{d}_{\min}^2 \frac{E_b}{N_0}}\right) \quad (21)$$

式中, $\tilde{d}_{\min}$ 表示两个相邻符号之间的归一化最小欧式距离, $K_{\min}$ 表示观测区间内能够达到最小距离的路径数量。由式(21)可得信号的误码率由 $K_{\min}$ 和 $\tilde{d}_{\min}$ 决定,因此可得 CPM 信号与 LFM-CPM 信号在相同条件下的误码率基本相同,因为 LFM 这样相位连续的载波并不会改变 CPM 信号最小欧式距离。对比 LFM-MSK 信号两者的调制指数相同因此两者有相同的 $\tilde{d}_{\min}^2 = 2(1 - \cos(\pi h)) = 2$ 。由于多载波 LFM-CPM 信号是多进制信号,其符号集维度扩展引入更多的竞争路径组合,相位状态数随 M 增长,迫使错误事件在更长的间隔后合并,这导致多载波 LFM-CPM 信号 $K_{\min}$ 更高。因此多载波 LFM-CPM 信号在频带利用率和通信速率上有更好的优势,但在误码率有损失。之后仿真结果验证:损失误码率换取更高的通信速率和频谱利用率是值得的,而且在这样的条件下多载波 LFM-CPM 信号也有较低的误码率。

3 仿真实验分析

本节给出了一些仿真实验用来评估多载波 LFM-CPM 一体化信号的性能。仿真参数如表 1 所示。

表 1 多载波 LFM-CPM 信号与运动目标仿真参数

参数名称	参数值	参数名称	参数值
子载波频率间隔 f_k	4 MHz	调制进制 M	4
带宽 B	40 MHz	初始距离 R	200 km
脉冲重复频率 PRF	3 kHz	目标径向速度 V	10 m/s
脉冲宽度 T_p	2 μ s	调频率 u	2×10^{12}
采样频率 f_s	80 MHz	子载波数 N_c	10
积累时间 CPT	0.1 s	符号数 N_s	4, 8

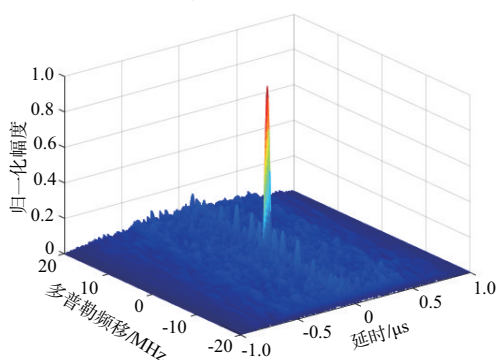
3.1 模糊函数仿真

仿真多载波 LFM-CPM 一体化信号的模糊函数以验证其雷达性能,并与 QAM-OFDM 信号的模糊函数进行对比分析,仿真结果如图 5 所示。图 5(a)和(b)分别显示了多载波 LFM-CPM 一体化信号和 QAM-OFDM 信号的模糊函数,显然,多载波 LFM-CPM 信号和 QAM-OFDM 信号的模糊函数都呈现图钉形,这意味着它们拥有高的距离和多普勒分辨率,且在通信数据的影响下,都存在旁瓣。

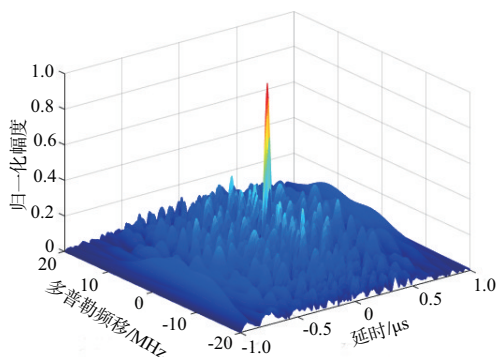
但可以看出 QAM-OFDM 模糊函数的旁瓣较高,且在主瓣四周较均匀地分布,而多载波 LFM-CPM 信号的旁瓣则在零延迟线上分布。这说明了 QAM-OFDM 一体化信号相对于多载波 LFM-CPM 信号,受通信数据的影响较大,且多载波 LFM-CPM 信号在距离维有着较强的自相关性,而在多普勒维相关性快速衰减,因此在对于动目标的检测方面,对比旁瓣在主瓣四周较均匀分布的信号有着较大优势。从图 5 (c)~(f)可以看出, QAM-OFDM 信号的零延时截线图和零多普勒截线图相比多载波 LFM-CPM 信号有着更高的旁瓣,这说明比起 QAM-OFDM 信号,多载波 LFM-CPM 信号有着更好的多普勒分辨率和延时分辨率。

3.2 弱目标检测性能仿真

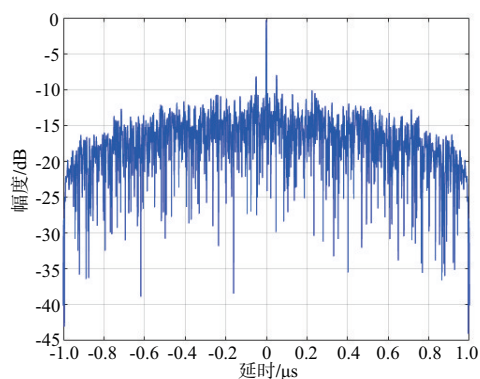
为了在低 SNR 检测微弱目标,通常采用脉冲压缩和长时间积累技术来提升回波 SNR,所以 SNR 增益主要来源于脉冲压缩增益和积累算法增益。由于多载波 LFM-CPM 信号和 16QAM-OFDM 信号都是多载波信号根据表 1 可得两者的在仿真中带宽 $B = N_c \times f_k = 40 \text{ MHz}$,根据式(19)可以



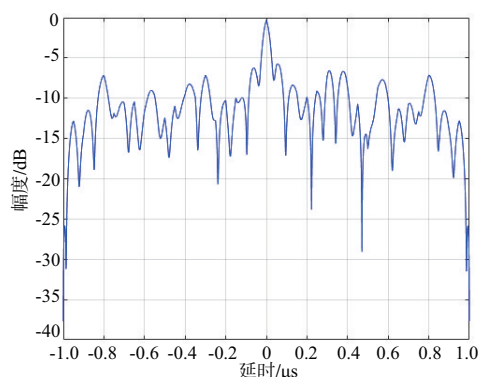
(a) 多载波 LFM-CPM 信号模糊函数



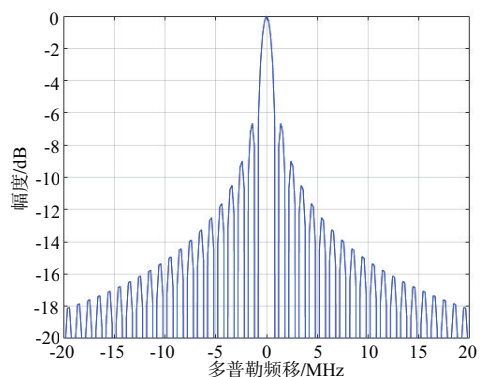
(b) QAM-OFDM 信号模糊函数



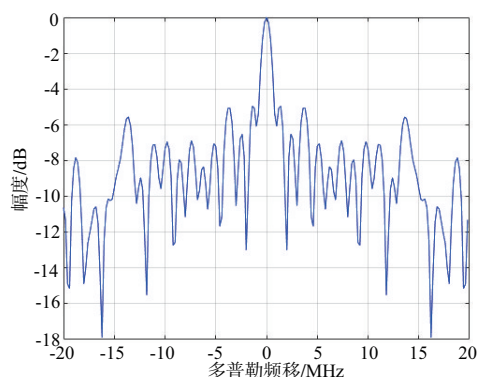
(c) 多载波 LFM-CPM 信号零多普勒截线



(d) QAM-OFDM 信号零多普勒截线



(e) 多载波 LFM-CPM 信号零延时截线



(f) QAM-OFDM 信号零延时截线

图5 模糊函数仿真

算出多载波 LFM-CPM 信号的脉冲压缩增益 $G_{PC} = 10 \log_{10}(10 \times 2 \times 10^{-6} \times 40 \times 10^6) = 29 \text{ dB}$, 而 16QAM-OFDM 信号的脉冲压缩增益为 $G_{PC} = 10 \log_{10}(2 \times 10^{-6} \times 40 \times 10^6) = 19 \text{ dB}$ 。然而, 相对于 QAM, CPM 调制具有相位连续性, 从而避免了 QAM 的符号跳变引入的高频分量能更好地抑制旁瓣。这使得多载波 LFM-CPM 信号实际上的脉冲压缩增益比 16QAM-OFDM 信号高 10 dB 以上。根据图 6 可以看出 16QAM-OFDM 信号的旁瓣要比多载波 LFM-CPM 信号高 10 dB 以上, 与理论分析相符。

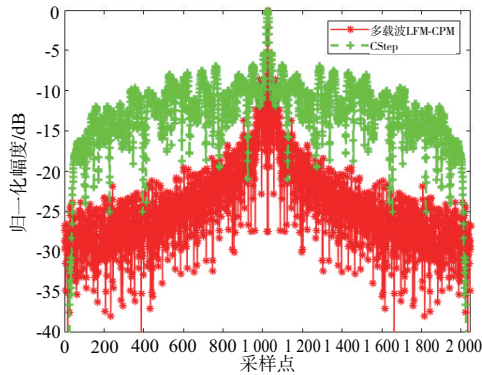


图6 脉冲压缩性能比较

最后, 当虚警概率 $P_{fa} = 10^{-6}$ 时, 微弱目标检测概率对比如图 7 所示。显然, 随着 SNR 的增加, 多载波 LFM-CPM 信号检测概率在提升, 最终在 -43 dB 时检测概率达到 1。CStep 信号最终在 -40 dB 时检测概率达到 1, 16QAM-OFDM 信号最终在检测概率为 -30 dB 时检测概率达到 1, LFM-MSK 信号的检测概率 16QAM-OFDM 信号的基本相同。对比多载波 LFM-CPM 信号与 16QAM-OFDM 信号, 前者检测概率对比后者要高出 13 dB。其中原始信号脉宽 $T_p = 2 \mu\text{s}$ 通过子载波重构后有效时宽扩展为 $20 \mu\text{s}$, 脉冲压缩增益从 BT_p 提升至 $BN_c T_p$, 理论增益增加 10 dB, 此外对比 QAM-OFDM 一体化信号, 多载波 LFM-CPM 信号有恒包络和相位连续的特点, 从而可以提升 SNR。这与上文中对两者脉冲压缩的分析相吻合。对比多载波 LFM-CPM 与 CStep 信号, 这两种信号都使用了带通滤波信号重构技术, 这两个信号的脉冲压缩理论增益是相同的。由于检测的微弱目标径向速度和脉冲积累数相同, 因此 MTD 算法相干积累增益 G_{MTD} 是相同的,

但可以看出多载波 LFM-CPM 信号的检测概率性能要比 CStep 信号高 3 dB 左右, 显然在其他条件相同的情况下 CPM 调制的信号具有的恒包络和相位连续的特点使其在微弱目标检测上有着更好的性能。

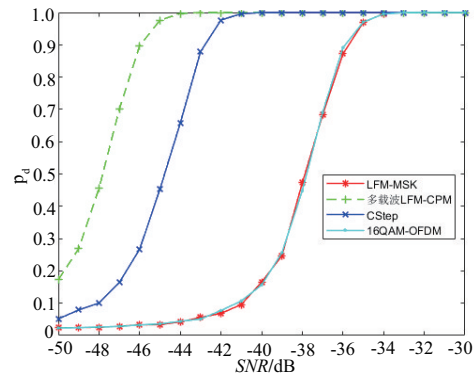


图7 微弱目标检测概率对比图

3.3 通信性能仿真

表 2 展示了不同雷达通信一体化信号根据表 1 参数仿真的通信速率, 图 8 则展示了它们的误码率, 随着单个脉冲调制的码元增加, 多载波 LFM-CPM 信号误码性能下降。这表明码元宽度对误码率的影响是较大的。当 $SNR=16 \text{ dB}$ 时, 多载波 LFM-CPM 信号的误码率达到 10^{-5} 相对于 LFM-MSK 一体化信号要高 6 dB, 这与式 (21) 理论分析相符。但通信速率方面多载波 LFM-CPM 信号的通信速率 $C = 480 \text{ kbit/s}$, 相同情况下 LFM-CPM 信号的传输速率为 $C = 24 \text{ kbit/s}$, 而在需要更低误码率的场景里, 多载波 LFM-CPM 可以通过增加码元宽度 T_{sp} 来换取误码率性能。由于采用更高阶的调制方式, 16QAM-OFDM 信号有着更高的通信速率, 但多载波 LFM-CPM 信号有着更低的误码率, 且因为其调制方式有着恒包络的特性使其在多载波类一体化信号中有着更大的优势。

表2 雷达通信一体化信号通信速率表

雷达通信一体化信号	通信速率/(kbit·s ⁻¹)
LFM-MSK	24
多载波 LFM-CPM($N_s = 8$)	480
多载波 LFM-CPM($N_s = 4$)	240
16QAM-OFDM	960
16LFM-QAM	96

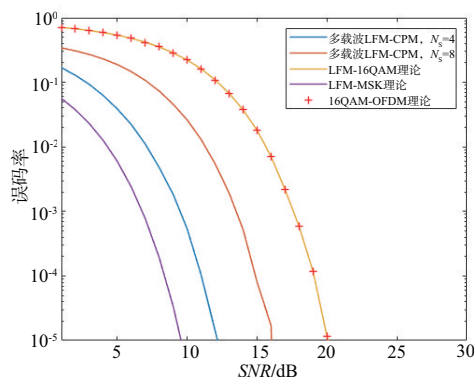


图8 误码率性能比较

4 结束语

针对雷达通信一体化信号中微弱目标检测性能不足的关键问题,本研究提出了一种基于信号重构的多载波 LFM-CPM 一体化信号设计方案。通过建立多载波 LFM-CPM 信号的数学模型,理论分析和仿真验证表明:首先,该信号具有优异的模糊函数特性,能够实现高旁瓣抑制的脉冲压缩性能;其次,在低 SNR 环境下表现出良好的检测性能优势,对比传统一体化信号检测概率提升达 13 dB;同时,其误码率比传统 16QAM 调制方案低 4 dB,且有较好的通信传输能力,展现出良好的雷达探测与通信传输协同能力。然而,该方法的一个主要局限性在于其解码复杂度较高,这是因为 Viterbi 算法状态数随 CPM 参数 M 增长,这对实时性要求较高的应用场景可能构成挑战。这些结果充分验证了多载波 LFM-CPM 一体化信号的性能优势。

参考文献:

- [1] HASSANIEN A, AMIN M G, ABOUTANIOS E, et al. Dual-Function Radar Communication Systems: A Solution to the Spectrum Congestion Problem[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2019, 36(5): 115-126.
- [2] LIU Fan, MASOUIROS C, PETROPULU A, et al. Joint Radar and Communication Design: Applications, State-of-the-Art, and the Road Ahead[J]. IEEE Transactions on Communications, 2020, 68(6): 3834-3862.
- [3] FENG Zhiyong, FANG Zixi, WEI Zhiqing, et al. Joint Radar and Communication: A Survey[J]. China Communications, 2020, 17(1): 1-27.
- [4] LIU Fan, ZHENG Le, CUI Yuanhao, et al. Seventy Years of Radar and Communications: The Road from Separation to Integration[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2023, 40(5): 106-121.
- [5] WILD T, BRAUN V, VISWANATHAN H. Joint Design of Communication and Sensing for Beyond 5G and 6G Systems[J]. IEEE Access, 2021(9): 30845-30857.
- [6] LIU Fan, CUI Yuanhao, MASOUIROS C, et al. Integrated Sensing and Communications: Toward Dual-Functional Wireless Networks for 6G and Beyond[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2022, 40(6): 1728-1767.
- [7] HONG Haohui, ZHAO Jingcheng, HONG Tao, et al. Radar-Communication Integration for 6G Massive IoT Services[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(16): 14511-14520.
- [8] ZHANG J A, LIU Fan, MASOUIROS C, et al. An Overview of Signal Processing Techniques for Joint Communication and Radar Sensing[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2021, 15(6): 1295-1315.
- [9] 肖涛, 任光亮. 恒包络 OFDM 雷达通信一体化研究[J]. 雷达科学与技术, 2018, 16(5): 491-495.
- [10] XIAO Luhui, RAO Xuan, HE Wenbin, et al. Weak Target Integration Detection Based on Radar Communication Integrated Signal Via Constructed Step-LFM Model[J]. Radio Engineering, 2024, 33(1): 195-203.
- [11] ZHANG Guoqi, RAO Xuan, FU Jilin, et al. Integrated Waveform Design of Radar and Communication Based on Chirp-Rate Hopping Modulation[J]. Radio Engineering, 2025, 34(1): 28-36.
- [12] ZHAO Jingcheng, LI Jiabi, YI Yang. Research on Radar Communication Integrated Signal Based on 64QAM-LFM[C]//2021 International Wireless Communications and Mobile Computing, Harbin, China: IEEE, 2021: 1151-1155.
- [13] MA Qicheng, LU Jinbin, YI Maoxiang. Integrated Waveform Design for 64QAM-LFM Radar Communication[C]//2021 IEEE 5th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, Chongqing, China: IEEE, 2021: 1615-1625.
- [14] 郭沛东, 张倩, 王娟. 微弱目标检测研究综述[J]. 智能安全, 2024, 3(1): 85-97.
- [15] LI Xiaolong, SUN Zhi, YEO T S, et al. STGRFT for Detection of Maneuvering Weak Target with Multiple Motion Models[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2019, 67(7): 1902-1917.

(下转第 223 页)

单通道斜视聚束 SAR 舰船目标速度估计方法

李根^{1,2,3}, 孙翱^{1,3}, 王伟²

- (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: 对于单通道斜视聚束 SAR 成像系统, 舰船目标速度与斜视角在多普勒域高度耦合, 极大增加了舰船速度的估计难度。基于此, 本文提出了一种适用于单通道斜视聚束 SAR 的舰船目标速度估计方法。通过构建多普勒中心、调频率与聚焦平面舰船长轴方向的参数观测模型, 显式表征了斜视角与舰船航向、航速的非线性耦合关系; 在舰船速度与斜视角参数反演过程中, 构建 PSO-LM 混合优化框架实现了非线性方程组的高效高精度求解, 并进一步引入多帧观测优化了估计精度。理论分析与仿真结果表明, 该方法在单通道条件下能够实现高精度的斜视聚束 SAR 舰船目标速度估计。

关键词: 斜视聚束 SAR; 单通道; 舰船目标; 速度估计

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0214-10

引用格式: 李根, 孙翱, 王伟. 单通道斜视聚束 SAR 舰船目标速度估计方法[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 214-223.

LI Gen, SUN Ao, WANG Wei. Velocity Estimation Method of Ship Targets in Single-Channel Squinted Spotlight SAR[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2):214-223.

Velocity Estimation Method of Ship Targets in Single-Channel Squinted Spotlight SAR

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

- (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: For the single-channel squinted spotlight SAR imaging system, the ship target velocity and squint angle are highly coupled in the Doppler domain, which greatly increases the difficulty of ship velocity estimation. Based on this, a ship target velocity estimation method is proposed for single-channel squinted spotlight SAR. By constructing the parameter observation model of the Doppler center, frequency modulation rate and the long-axis direction of the ship in the focusing plane, the nonlinear coupling relationship between the squint angle and the heading and speed of the ship is explicitly characterized. In the process of inverting the ship velocity and squint angle parameters, a PSO-LM hybrid optimization framework is constructed to achieve efficient and high-precision solution of nonlinear equations, and multi-frame observation is further introduced to optimize the estimation accuracy. Theoretical analysis and simulation results show that the proposed method can achieve high-precision velocity estimation of ship targets in squinted spotlight SAR under single-channel conditions.

Key words: squinted spotlight SAR; single-channel; ship target; velocity estimation

0 引言

合成孔径雷达(SAR)凭借其全天时、全天候监

测能力, 在海上舰船目标监测中发挥着不可替代的作用。高精度的速度估计对舰船轨迹追踪、态势感知等任务至关重要, 但在斜视聚束模式下, 目

标斜视角与运动参数在多普勒域的强耦合效应显著增加了目标速度的估计难度。

斜视角适应能力不足是多数运动目标速度估计方法存在的普遍性问题。基于滑动聚束模式的径向速度估计方法依赖多普勒中心跟踪,而大斜视下的成像畸变使得方位偏移量计算偏差显著增加^[1]。近年来,基于卷积神经网络的方法试图通过数据驱动绕过显式建模瓶颈,但其训练数据对斜视相位畸变的覆盖不足,限制了实际场景下的泛化性能^[2-3]。

速度估计维度的简化与参数耦合残留则是速度估计的另一关键难点。一维方法常忽略跨维度耦合效应,例如基于子孔径分割和多普勒频移的方位速度估计未考虑斜视角对频移的非线性调制作用^[4];单视角下多通道相位差方法虽能精确提取径向速度^[5-6],却无法反映方位向运动的全貌。二维方法虽部分缓解了参数孤立性问题,但模型精度与斜视角适用性仍受限:基于Radon变换的多斜视角轨迹投影法通过几何关系解算二维速度,但斜距模型近似误差导致其在大斜视场景下无法适用^[7];能量中心提取方法虽在目标定位中表现出较高精度,但斜视聚束成像模式下目标能量中心提取困难导致算法无法适用^[8]。双通道反向投影算法通过干涉相位和子孔径图像目标方位偏移提取目标二维速度,但其无法应用于单通道SAR成像系统^[9]。多通道超宽带SAR(UWB-SAR)通过子孔径分割与小角度近似优化了速度估计效率^[10],频率分集阵列SAR(FDA-SAR)利用载频偏移扩展无模糊速度范围^[11],但均存在多通道硬件需求与单通道系统的适配性矛盾。

现有方法多基于多普勒参数(如多普勒中心、调频率)测量实现运动目标的速度估计^[12-14],难以用于多普勒参数和目标速度存在复杂耦合关系的单通道斜视聚束SAR,同时也未利用多帧观测数据提高速度估计精度。基于此,本文将舰船二维速度估计转换为航向和航速估计,提出了一种适用于单通道的斜视聚束SAR舰船目标速度估计方法,该方法综合考虑了斜视角适应性、通道数限制与多帧数据利用,通过构建多普勒中心、调频率与聚焦平面舰船长轴方向的参数观测模型,显式表

征了目标斜视角与速度的非线性耦合关系;在速度参数反演过程中,构建联合粒子滤波和Levenberg-Marquardt(PSO-LM)算法的混合优化框架,有效避免陷入局部最优解,实现了非线性方程组的高效和高精度求解。理论分析与仿真结果表明,该方法在单通道条件下能够实现高精度的斜视聚束SAR舰船目标航向和航速估计。

1 信号模型

在图1所示的斜视聚束SAR成像模型中,平台沿Y轴方向飞行,速度为 v_p 。合成孔径中心点时刻(即方位零时刻),平台位于O点上方,高度为 h ,舰船目标所处的位置为 P_0 ,斜视角为 θ_0 ,速度为 v_t ,航向角为 α_t (舰船速度方向与X轴的夹角)。 P_0 点在地平面上的坐标 (x_0, y_0) 可表示为

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

式中, R_0 为 P_0 点的方位零时刻斜距。

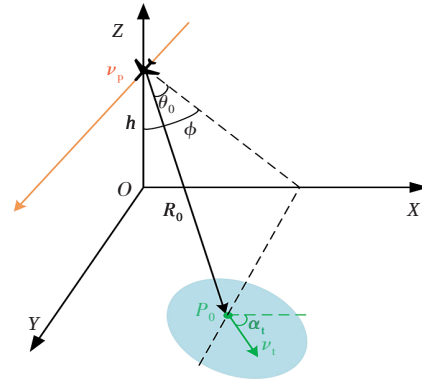


图1 斜视聚束SAR成像示意图

在任意方位时刻 t_a , P_0 点的瞬时斜距可表示为

$$R(t_a; R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) = \sqrt{(x_0(R_0, \theta_0) + v_{tx} t_a)^2 + (y_0(R_0, \theta_0) - v_{ty} t_a)^2 + h^2} \quad (2)$$

式中, $v_{tx} = v_t \cos \alpha_t$, $v_{ty} = v_t \sin \alpha_t$ 分别为舰船速度沿X轴和Y轴的分量。

将式(2)在 $t_a = 0$ 处进行2阶泰勒级数展开,可得

$$R(t_a; R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) \approx R_0 + \sum_{i=1}^2 k_i(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) t_a^i \quad (3)$$

式中, $k_1(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty})$ 和 $k_2(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty})$ 决定了目标

的多普勒中心和多普勒调频率,表示为

$$\begin{aligned} k_1(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) &= \frac{-y_0(R_0, \theta_0)(v_p - v_{ty}) + x_0(R_0, \theta_0)v_{tx}}{R_0} \\ k_2(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) &= \frac{(v_p - v_{ty})^2 + v_{tx}^2 - k_1(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty})^2}{2R_0} \end{aligned} \quad (4)$$

从式(4)可以看出,目标的多普勒中心与目标的航向航速和斜视角相关。在斜视聚束SAR中,运动目标的多普勒参数与其斜视角和航向航速紧密耦合,仅通过获取目标距离、多普勒中心和调频率信息无法实现目标距离、方位位置及航向航速的解耦和估计。

为此,本文基于舰船航向与长轴方向的一致性特征,采用Hough变换估计聚焦平面内舰船目标的长轴方向,进一步扩展可获取的参数维度。所提方法的成像及参数估计流程如图2所示。首先以场景中心点为参考,对舰船目标进行粗聚焦成像,并采用加权相位梯度自聚焦法(WPGA)进行精聚焦处理^[15];然后,基于距离多普勒域的精聚焦图像获得舰船目标的多普勒中心、调频率以及舰船长轴方向等观测量;最后,通过构建非线性方程组求解得到舰船目标的航向、航速和斜视角信息,并进行方位重定位和几何畸变校正处理。

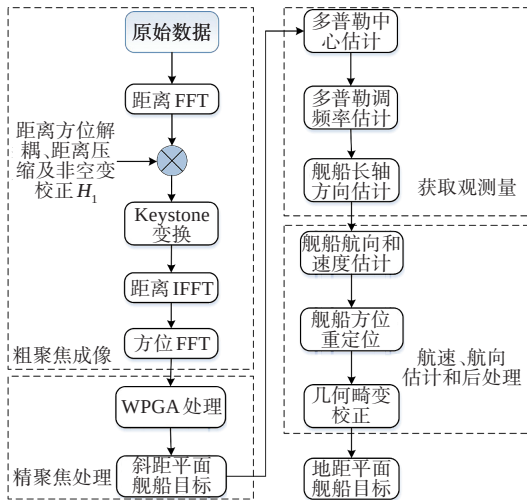


图2 舰船目标成像及参数估计流程

2 舰船目标成像与观测量获取

2.1 距离向处理

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

$$S_s(f_r, t_a) = \exp\left(-j\pi \frac{f_r^2}{K_r}\right) \exp\left(-j \frac{4\pi(f_c + f_r)}{c}\right) R(t_a; R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) \quad (5)$$

式中, K_r 和 f_c 分别为发射信号调频率和中心频率, f_r 为距离频率, c 为光速, 为便于推导, 上式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, 以场景中心为参考, 构造如下所示的相位滤波函数:

$$H_1(f_r, t_a) = \exp\left(j\pi \frac{f_r^2}{K_r}\right) \exp\left(j \frac{4\pi(f_c + f_r)}{c}\right) R(t_a; R_c, \theta_c, 0, 0) \quad (6)$$

式中, θ_c 和 R_c 分别为场景中心点方位零时刻斜视角和斜距。

相位滤波处理后, 回波信号可以表示为

$$S_{s1}(f_r, t_a) = S_s(f_r, t_a) \cdot H_1(f_r, t_a) = \exp\left(-j \frac{4\pi(f_c + f_r)}{c}\right) \left(R_0 + \sum_{i=1}^2 d_i(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) t_a^i\right) \quad (7)$$

其中第 i 阶空变斜距历程 $d_i(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty})$ 可以表示为

$$d_i(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) = k_i(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) - k_i(R_c, \theta_c, 0, 0) \quad (8)$$

$d_i(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty})$ 主要由散射点位置空变和舰船运动产生, 对于高速SAR成像平台, 合成孔径时间通常较短, 线性空变距离徙动 d_1 是残余距离徙动的主要分量。由于舰船速度未知, 难以直接对 d_1 进行有效校正。为此, 本文采用Keystone变换对运动舰船目标的线性空变距离徙动进行校正。

对式(7)进行方位时间Keystone变换得

$$\begin{aligned} S_{s_{key}}(f_r, t_a) &= S_{s1}\left(f_r, \frac{f_c}{f_r + f_c} t_a\right) = \\ &\exp\left(-j \frac{4\pi(f_c + f_r)}{c}\right) \left(R_0 + \sum_{i=1}^2 d_i(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) \cdot \left(\frac{f_c}{f_r + f_c} t_a\right)^i\right) \end{aligned} \quad (9)$$

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

$$\Phi_a(f_r, t_a) = \phi_0(t_a) + \phi_1(t_a)f_r + \phi_2(t_a)f_r^2 \quad (10)$$

式中

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

其中: ϕ_0 为目标信号的方位调制相位; ϕ_1 为距离徙动项,运动目标的空变线性距离徙动被完全校正,目标的距离向聚焦位置为 $R_0, d_2(R_0, \theta_0) t_a^2$ 在合成孔径时间较短时产生的距离弯曲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。

2.2 多普勒参数与舰船航向估计

2.2.1 多普勒参数估计

由于Keystone变换不影响目标的方位调制相位,距离徙动校正处理后,目标的多普勒中心 f_{dc} 和调频率 f_{dr} 分别为

$$\begin{aligned} f_{dc} &= -\frac{2f_c}{c} d_1(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) \\ f_{dr} &= -\frac{4f_c}{c} d_2(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) \end{aligned} \quad (12)$$

为便于精确估计目标的多普勒中心和调频率,本文采用方位时域去调频的方式在距离多普勒域进行成像。采用式(6)进行相位滤波处理时,同步实现了对目标的去斜处理,此时目标还存在因位置空变和运动产生的附加非线性相位,采用方位向FFT可以实现运动目标在距离多普勒域的粗聚焦。进一步,通过对粗聚焦图像进行WPGA处理,实现对目标的精聚焦处理,并得到目标在方位时域的非线性补偿相位 ϕ_{NL} ,表示为

$$\phi_{NL} = -\frac{4\pi f_c}{c} \left(d_0(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) + d_2(R_0, \theta_0, v_{tx}, v_{ty}) t_a^2 \right) \quad (13)$$

对 ϕ_{NL} 进行二阶多项式拟合,能够得到目标的多普勒调频率估计值 f_{dr_obs} ;在距离多普勒平面,提取精聚焦后舰船目标中心点所在方位位置,能够

得到舰船目标的多普勒中心估计值 f_{dc_obs} 。

2.2.2 舰船航向估计

考虑到海洋表层洋流速度通常较小,舰船速度方向(航向)与其长轴方向基本一致。SAR图像中舰船目标长轴方向 α_{img} ,可通过Hough变换得到舰船航向的测量值 α_{img_obs} , α_{img} 与地距平面舰船航向 α_t 的非线性映射关系显式表达如下:

$$\alpha_{img} = f(\alpha_t; R_0, \theta_0) = \arctan \left(\frac{R_{0_B} - R_{0_A}}{f_{dc_A} - f_{dc_B}} \cdot C_0 \right) \quad (14)$$

目标在距离多普勒域聚焦, C_0 表示多普勒域的方位分辨率,单位为m/Hz。 R_{0_A} 和 R_{0_B} 分别为舰船长轴上两点A、B(以舰船中心点O为中心,长度为2m)在合成孔径中心时刻的斜距:

$$\begin{cases} R_{0_A} = \sqrt{2\sqrt{R_0^2 - h^2} \cdot \sin(\theta_0 - \alpha_t) + R_0^2 + 1} \\ R_{0_B} = \sqrt{-2\sqrt{R_0^2 - h^2} \cdot \sin(\theta_0 - \alpha_t) + R_0^2 + 1} \end{cases} \quad (15)$$

f_{dc_A} 和 f_{dc_B} 分别为A、B两点的多普勒频率:

$$\begin{cases} f_{dc_A} = \frac{-2f_c \cdot \left(-v_p \cdot \left(\sin \theta_0 \sqrt{R_0^2 - h^2} + \cos \alpha_t \right) \right)}{c \cdot R_{0_A}} \\ f_{dc_B} = \frac{-2f_c \cdot \left(-v_p \cdot \left(\sin \theta_0 \sqrt{R_0^2 - h^2} - \cos \alpha_t \right) \right)}{c \cdot R_{0_B}} \end{cases} \quad (16)$$

3 联合估计模型构建及求解

3.1 联合估计模型

基于舰船多普勒中心 f_{dc} 、调频率 f_{dr} 及舰船长轴方向 α_{img} ,可得舰船航向航速估计所需的联合方程如下:

$$\begin{cases} f_{dc} = -\frac{2f_c}{c} d_1(R_0, \theta_0, v_t \cos \alpha_t, v_t \sin \alpha_t) \\ f_{dr} = -\frac{4f_c}{c} d_2(R_0, \theta_0, v_t \cos \alpha_t, v_t \sin \alpha_t) \\ \alpha_{img} = f(\alpha_t; R_0, \theta_0) \end{cases} \quad (17)$$

式(17)中,3个观测量 f_{dc} 、 f_{dr} 、 α_{img} 对应3个未知参数 θ_0 、 v_t 、 α_t ,存在唯一解的必要条件满足。假定SAR天线波束宽度为 θ_{bw} ,海面舰船的航速小于30 m/s,则式(17)解空间的约束范围满足 $v_t \in [0, 30]$, $\alpha_t \in [0, 2\pi]$, $\theta_0 \in [\theta_c - \theta_{bw}/2, \theta_c + \theta_{bw}/2]$ 。为求解式(17)非线性方程组,构建如下均方误差

函数:

$$F(\alpha_i, v_i, \theta_0) = \min_x \frac{1}{2} \|r(x)\|^2 \quad (18)$$

式中, $x = (\alpha_i, v_i, \theta_0)$ 为优化变量, $r(x) = (f_{dc} - f_{dc_obs}, f_{dr} - f_{dr_obs}, \alpha_{img} - \alpha_{img_obs})$ 为残差向量, $f_{dc}, f_{dr}, \alpha_{img}$ 为根据式(17)计算得到的理论值, $f_{dc_obs}, f_{dr_obs}, \alpha_{img_obs}$ 为基于斜距平面聚焦SAR图像的测量值。

3.2 全局-局部混合优化策略

式(18)是一个含边界约束的三变量非线性方程组求解问题, 方程具有高度非线性特性, 解空间存在多个驻点。采用传统 Levenberg-Marquardt (LM) 算法求解时易因初值选择不当而陷入局部最优解。对此, 本文基于粒子滤波(PSO)和LM算法, 提出一种全局-局部混合优化算法(简称 PSO-LM 混合优化算法), 有效提升全局收敛性。

混合优化策略的双层优化过程如图3所示。该方法通过 PSO 的全局探索能力和 LM 算法的局部快速收敛特性, 有效解决三变量非线性方程组的局部最优问题, 同时满足变量边界约束。图3混合优化策略在生成候选解时采用了多样性候选解生成机制, 从 PSO 全局解派生多样化初值, 候选解分布原则为 25% PSO 最佳解, 50% PSO 最佳解周

围的扰动点, 25% 边界点、中心点和随机点, 如式(19)所示。

$$X_{\text{candidate}} = \underbrace{x_{\text{PSO}}}_{\text{精英解}} \cup \underbrace{N(x_{\text{PSO}}, \sigma)}_{\text{邻域扰动}} \cup \underbrace{\{lb, ub, \frac{lb+ub}{2}\}}_{\text{边界特征点}} \quad (19)$$

采用 LM 算法求解精确解过程中, 采用如下投影法对解空间进行边界约束, 其中 ub 和 lb 表示解空间的上下边界。

$$x_{\text{proj}} = \max(\min(x, ub), lb) \quad (20)$$

为确保算法的完备性, 优化算法中构建了如下失效保护机制, 当 LM 优化失败时, 自动回退至 PSO 全局解。

$$x^* = \begin{cases} \arg \min J(x_{\text{LM},k}), & \text{if } \exists \text{ valid LM} \\ x_{\text{PSO}}, & \text{其他} \end{cases} \quad (21)$$

在 PSO-LM 算法中, PSO 算法主要用于给出候选解区域, LM 算法用于高精度求解最优解, 要求 PSO 算法在全局空间要有高的覆盖性, 但不需要高精度求解, 基于此所提 PSO-LM 算法参数设置原则如下:

对于三变量非线性优化方程组, PSO 算法设置粒子数量 50~80, 可保障解空间的覆盖率 >95%, 迭代次数设置为 100~150 可避免过度计算, 迭代误差容限设置为 1×10^{-3} , 能够在提高运算效率的同时给 LM 算法高精度收敛留下有效工作空间。通过仿真分析航向-航速平面残差空间等高线图, 候选解的数量可与局部最优解数量保持一致, 设置为 8~10。对于 LM 算法, 考虑到步长小于 1×10^{-6} 时参数变化对解的影响低于可观测极限, 步长容差可设置为 1×10^{-6} , 基于 1×10^{-16} 的浮点精度极限对应的安全边界 1×10^{-8} , 函数值容差可设置为 1×10^{-8} , 保证稳定收敛。综合考虑计算成本和求解精度, 经仿真验证最大函数计算次数可设置为经验值 1 200~1 500 次。

在本文第4节仿真分析部分, PSO-LM 算法参数设置为: PSO 算法取粒子数 60, 迭代次数 120, 候选解数量 10, 迭代误差容限设置为 1×10^{-3} , LM 算法取步长容差 1×10^{-6} , 函数值容差 1×10^{-8} , 最大函数计算次数 1 500 次。该参数在本文 100 次仿真中全局最优解的求解成功率为 100%。

3.3 多帧估计模型

假定舰船在短时间 ($\Delta t \approx 5 \sim 10$ s) 内保持匀速直

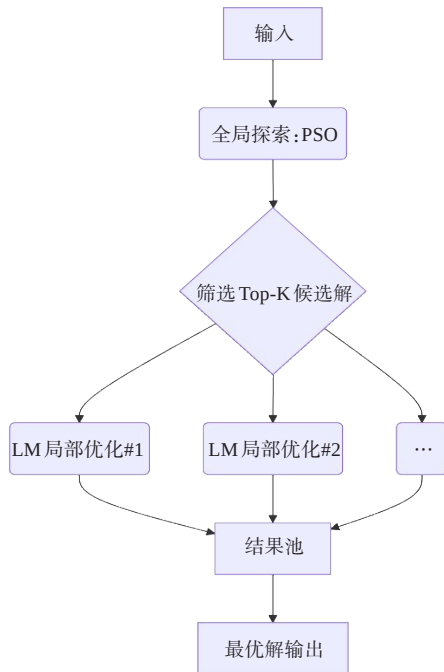


图3 混合优化策略求解示意图

线运动(航向角 α_1 、速度 v_1 恒定)。SAR平台连续获取 N 帧图像,每帧间隔 ΔT ,形成跨越目标的不同观测几何。舰船目标在第 k 帧图像合成孔径中心时刻的斜视角 $\theta_0^{(k)}$ 表示为

$$\theta_0^{(k)} = \theta_0 + \frac{v_1 \sin \alpha_1 \cos \theta_0}{R_0^{(k)}} t_k \quad (22)$$

$R_0^{(k)}$ 为第 k 帧图像中目标的方位零时刻斜距。

第 k 帧图像的观测参数理论模型为

$$\begin{cases} f_{dc}^{(k)} = -\frac{2f_c}{c} \left(k_1(R_0^{(k)}, \theta_0^{(k)}, v_1 \cos \alpha_1, v_1 \sin \alpha) - k_1(R_c^{(k)}, \theta_c^{(k)}, 0, 0) \right) \\ f_{dr}^{(k)} = -\frac{4f_c}{c} \left(k_2(R_0^{(k)}, \theta_0^{(k)}, v_1 \cos \alpha_1, v_1 \sin \alpha) - k_2(R_c^{(k)}, \theta_c^{(k)}, 0, 0) \right) \\ \alpha_{img}^{(k)} = f(\alpha_1; R_0^{(k)}, \theta_0^{(k)}) \end{cases} \quad (23)$$

$R_c^{(k)}$ 表示第 k 帧图像的场景中心斜距。

为充分利用多帧数据提高参数估计精度,构建多帧估计目标函数:

$$F_{total}(\alpha_1, v_1, \theta_0) = \min_{\mathbf{x}} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^N \|\mathbf{r}^{(k)}(\mathbf{x})\|^2 \quad (24)$$

式中, $\mathbf{r}^{(k)}(\mathbf{x}) = (f_{dc}^{(k)} - f_{dc_obs}^{(k)}, f_{dr}^{(k)} - f_{dr_obs}^{(k)}, \alpha_{img}^{(k)} - \alpha_{img_obs}^{(k)})$, 式(24)的求解方法与式(18)一致。

3.4 参数估计精度分析

本文采用克拉美罗下界(CRLB)分析舰船航向、航速和斜视角参数的估计精度。基于待估计参数 $\mathbf{p} = [\alpha_1, v_1, \theta_0]^T$, 构建参数观测模型:

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{p}) + \mathbf{w}, \quad \mathbf{w} \sim N(0, \mathbf{R}) \quad (25)$$

$$\mathbf{h}(\mathbf{p}) = [f_{dc}, f_{dr}, \alpha_{img}]^T \quad (26)$$

$$\mathbf{R} = \text{diag}(\sigma_{f_{dc}}^2, \sigma_{f_{dr}}^2, \sigma_{\alpha_{img}}^2)$$

其中: $\mathbf{h}(\mathbf{p})$ 为非线性函数,具体形式见式(17); $\mathbf{R} = \text{diag}(\sigma_{f_{dc}}^2, \sigma_{f_{dr}}^2, \sigma_{\alpha_{img}}^2)$ 为噪声协方差矩阵。参数 $\mathbf{p}$ 的克拉美罗下界为Fisher信息矩阵的逆矩阵:

$$\mathbf{C} = \mathbf{F}^{-1}, \mathbf{F} = \mathbf{H}^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H} \quad (27)$$

式中 $\mathbf{H}$ 为Jacobian矩阵,定义为观测模型对估计参数的偏导矩阵,其中 $h_{ij} = \frac{\partial h_i}{\partial p_j}$ 。

参数估计误差的标准差(误差下限)为

$$\sigma_{\alpha} = \sqrt{C_{11}}, \quad \sigma_{v_1} = \sqrt{C_{22}}, \quad \sigma_{\theta_0} = \sqrt{C_{33}} \quad (28)$$

对于 N 帧观测数据,Fisher信息矩阵为各帧贡

献的总和:

$$\mathbf{F} = \sum_{i=1}^N \mathbf{H}_i^T \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}_i \quad (29)$$

式中, $\mathbf{H}_i$ 为第 k 帧的Jacobian矩阵, $\mathbf{R}^{-1} = \text{diag}(1/\sigma_{f_{dc}}^2, 1/\sigma_{f_{dr}}^2, 1/\sigma_{\alpha_{img}}^2)$ 。

通过多帧联合优化,参数耦合度降低,Jacobian矩阵秩提升,基于信息矩阵的累加效应,多帧联合估计相比单帧可显著降低误差,理论上误差标准差满足 $\sigma_{\text{multi}} \propto \frac{1}{\sqrt{N}} \sigma_{\text{single}}$ 。

4 仿真分析

4.1 算法有效性验证

在表1的仿真参数下,采用如图4所示的真实舰船SAR图像进行面目标仿真分析,仿真用舰船长160 m,宽32 m,航速10 m/s,航向 45° 。图5给出了距离徙动校正结果。可以看出,由于舰船存在未知速度,以场景中心点为参考进行一致校正后,舰船目标依旧存在残余的线性距离徙动分量,如图5(a)所示,采用Keystone变换能够有效对其进行校正,如图5(b)所示。图6给出了距离多普勒域的聚焦结果,可以看出舰船运动导致方位向存在未补偿的非线性相位,进而导致聚焦结果存在明显的方位向展宽,如图6(a)所示,采用WPGA方法

表1 仿真参数

参数	参数值	参数	参数值
载频	15 GHz	平台高度	4 km
距离带宽	200 MHz	中心斜距	30 km
合成孔径时间	1.5 s	平台速度	(0,400,0) m/s
脉冲宽度	5 μ s	目标斜视角	60°

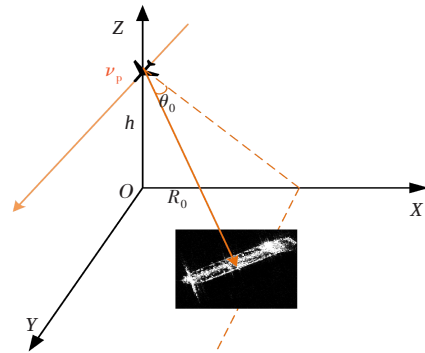


图4 舰船面目标仿真示意图

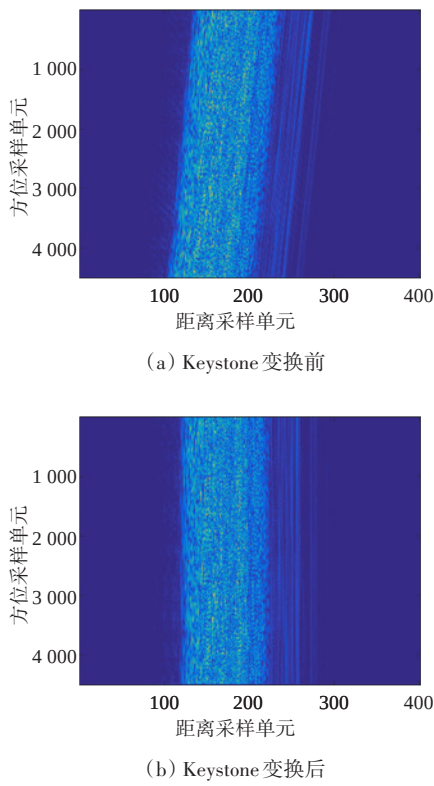


图 5 距离徙动校正结果

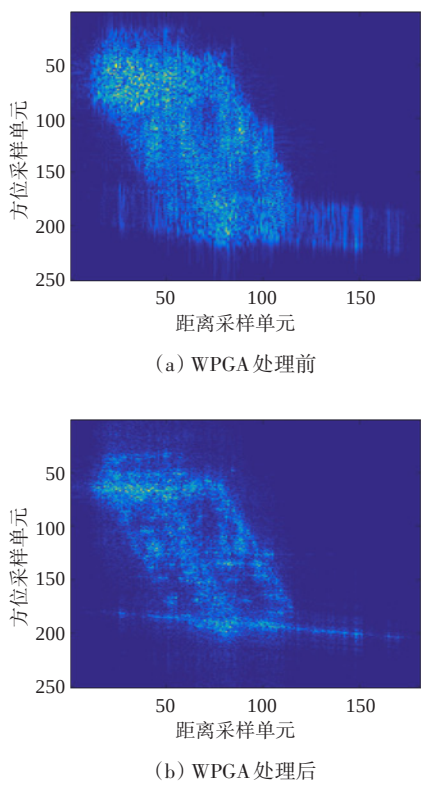


图 6 距离多普勒域聚焦结果

能够校正方位向残余的非线性相位,如图 6(b)所示,实现舰船目标的高精度聚焦。

基于聚焦后的舰船图像,采用本文方法估计得到的多普勒中心、调频率及聚焦平面舰船长轴方向测量结果如表 2 所示。可以看出,所提方法具有较高的参数测量精度,其中基于 Hough 变换的舰船长轴方向测量误差仅为 0.4° 。

表 2 参数测量结果

结果	多普勒中心/ Hz	多普勒调频率/ (Hz·s ⁻¹)	舰船长轴方向/ ($^{\circ}$)
测量值	953	129.6	99.0
理论值	948	130.2	98.6
测量误差	5	0.6	0.4

基于表 2 中的参数测量结果,图 7 给出了 PSO-LM 混合优化算法的求解路径。图 7(a)为固定最优斜视角后的航向-航速平面残差空间等高线图,图 7(b)为混合优化算法在三维空间中的优化求解路径,其中黑色边框为待估计参数的约束边界,红色五角星为最优解,红色路径为最优解的 LM 求解路径,绿色路径为 PSO 求解路径,其他颜色路径为部分候选解的 LM 求解路径。从图 7 可以看出,基于多普勒中心、调频率和舰船长轴方向构建的非

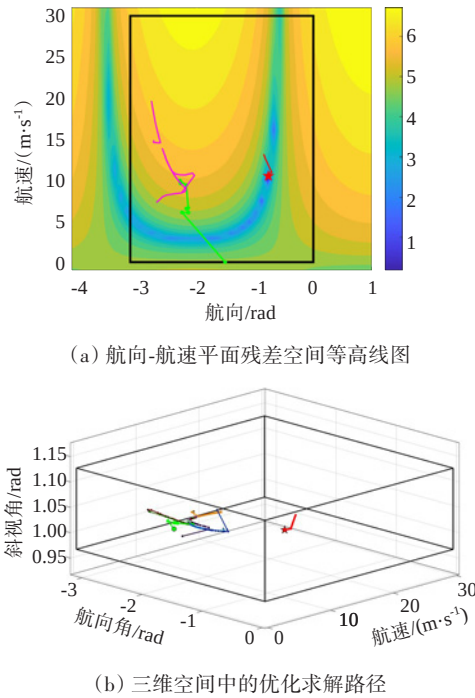


图 7 混合优化算法优化求解路径

线性方程组存在多个局部最优解,如图7(a)蓝色凹坑所示,所提PSO-LM混合优化算法能实现有效的边界约束并获得全局最优解。表3给出了最优解结果,可以看出所提方法能够高精度地估计舰船航向、航速和斜视角。

表3 目标参数估计结果

结果	航速/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	航向/($^{\circ}$)	舰船斜视角/($^{\circ}$)
估计值	10.55	45.24	60.05
理论值	10.00	45.00	60.00
估计误差	0.45	0.24	0.05

基于表3得到的目标参数对舰船目标进行重定位的结果如表4所示,其中直接定位结果为忽略舰船运动速度的定位结果。可以看出斜视聚束模式下,舰船运动产生的多普勒频率将耦合到舰船在斜距平面方位聚焦位置,忽略舰船运动直接进行几何畸变校正,将产生较大的定位误差,在航速10 m/s,航向45°的情况下定位误差达到约1.5 km,经过本文方法得到舰船速度、航向和斜视角参数后进行重定位,误差仅为26.9 m。

表4 地距平面舰船目标定位结果

结果	X向位置/m	Y向位置/m	定位误差/m
理论值	25 981	14 457	
直接定位结果	26 702	13 077	1 556.0
重定位结果	26 007	14 410	26.9

4.2 参数估计精度分析

假定观测参数的标准差为 $\sigma_{f_{dc}} = 10 \text{ Hz}$, $\sigma_{f_{dr}} = 1.2 \text{ Hz/s}$, $\sigma_{\alpha_{img}} = 1^{\circ}$,在表1的仿真参数下,设置舰船航向45°,航速15 m/s,则参数估计的协方差矩阵为

$$C = (H^T R^{-1} H)^{-1} = \begin{bmatrix} 0.42^2 & 0.04 & 0.026^2 \\ 0.04 & 0.37^2 & -0.021 \\ 0.026^2 & -0.021 & 0.0036^2 \end{bmatrix} \quad (30)$$

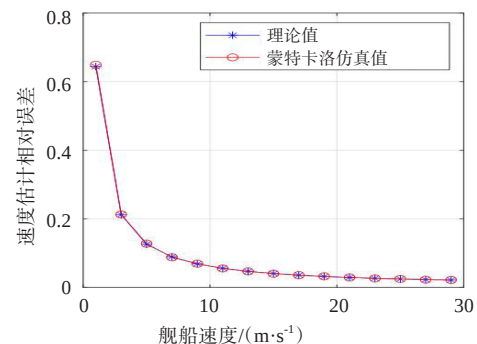
根据式(30),可得舰船航向、航速和斜视角的估计精度分别为0.65°,0.61 m/s,0.06°。采用主成分分析法可对参数估计的误差进行分解,误差贡献分解结果如表5所示。可以看出,航向角误差主要由舰船目标长轴方向的估计精度决定;船速及

斜视角误差主要由调频率的估计精度决定。

表5 误差贡献分解表

误差源	航向角 贡献率/%	船速 贡献率/%	斜视角 贡献率/%
多普勒中心 f_{dc}	0.1	4.0	9.8
调频率 f_r	3.0	89.2	64.4
长轴方向 α_{img}	96.9	6.8	25.9

舰船航向45°,在表1的仿真参数下,分析航速对参数估计精度的影响。设置观测参数标准差为 $\sigma_{f_{dc}} = 10 \text{ Hz}$, $\sigma_{f_{dr}} = 1.2 \text{ Hz/s}$, $\sigma_{\alpha_{img}} = 1^{\circ}$,参数估计精度的理论值为克拉美罗下界,测量值通过1 000次蒙特卡洛仿真得到,其中速度估计相对误差为速度估计的绝对误差与实际速度的比值。在不同船速下,单帧及多帧(3帧)数据下的舰船航速、航向和斜视角的估计误差曲线分别如图8和图9所示。从图8中可以看出,舰船航速、航向和斜视角的理论误差曲线和蒙特卡洛仿真误差曲线基本一致,表明所提方法具有理想的估计精度。分析误差估计曲线可以发现,随着舰船实际航速的升高,速度估计相对误差显著降低,当舰船速度为15 m/s时,速度估计的相对误差为4.07%,绝对误差为0.61 m/s;同时可以看出,所提方法在不同的船速下均有较高的斜视角估计精度,估计误差不超过0.1°,能有效支撑斜视聚束模式下对舰船的高精度定位。对比图8和图9可以发现,通过多帧联合估计,目标航速、航向和斜视角的估计精度能够进一步提高,舰船速度为15 m/s时,基于3帧数据的速度估计相对误差为2.3%,绝对误差为0.345 m/s,斜视角估计误差不超过0.05°,相比单帧估计,3帧估计精度提高比例为1.77,与理论分析结果1.73基本一致。



(a) 速度估计相对误差

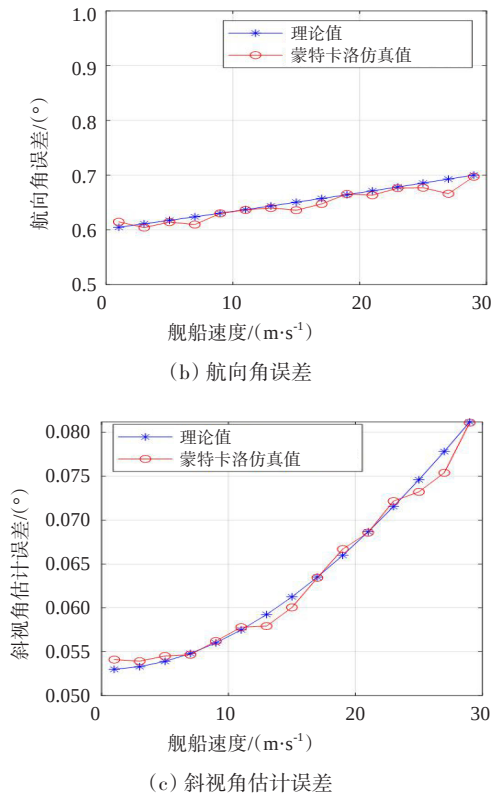


图8 基于单帧数据的舰船航速、航向及斜视角估计误差曲线

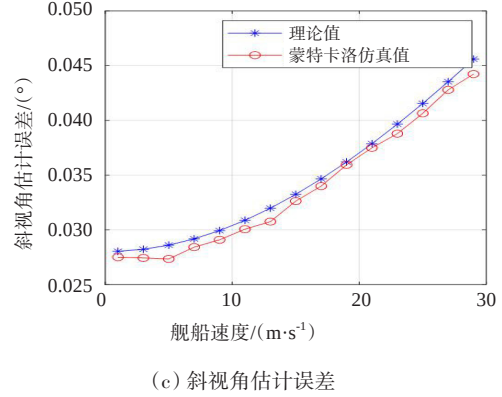
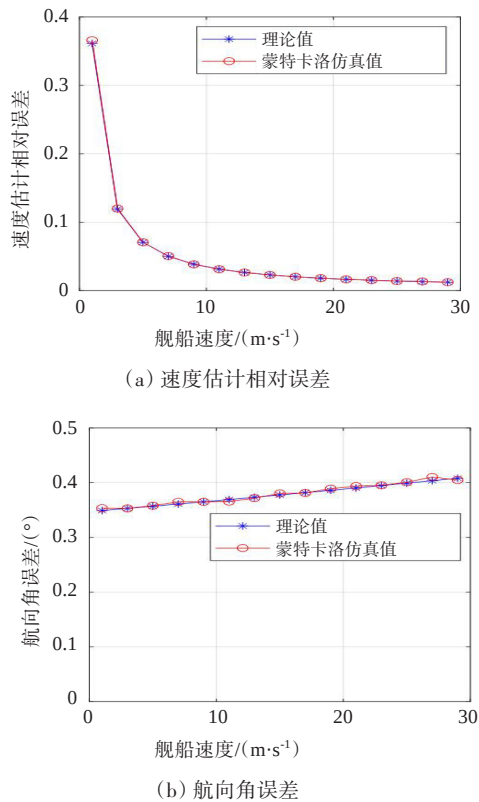


图9 基于多帧数据的舰船航速、航向及斜视角联合估计误差曲线

5 结束语

本文研究了单通道斜视聚束SAR舰船目标速度估计方法,推导了地距平面舰船航向与聚焦平面舰船长轴方向的非线性映射关系,构建了多普勒中心、调频率与舰船长轴方向参数观测模型,并提出PSO-LM混合优化算法实现了非线性联立方程组的高效求解,仿真结果表明该方法能够有效估计单通道斜视聚束SAR舰船目标航向、航速估计,估计精度接近克拉美罗下界。

参考文献:

- [1] WANG Kuan, WANG Qingsong, WANG Xiaoqing, et al. Vessel Radial Velocity Estimation on Sliding Spot-Light SAR Imagery Using the SLC Data [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2024, 21: 1-5.
- [2] ZHANG Yun, HUA Qinglong, JIANG Yicheng, et al. Velocity Estimation of SAR Moving Ship via CV-EstNet[C]// 2021 CIE International Conference on Radar, Haikou, China :IEEE, 2021:2128-2131.
- [3] OVEIS A H, GIUSTI E, GHIO S, et al. CNN for Radial Velocity and Range Components Estimation of Ground Moving Targets in SAR [C]// 2021 IEEE Radar Conference, Atlanta, GA, USA: IEEE, 2021:1-6.
- [4] LONG Na, LI Jin, MIN Rui, et al. A Cross-Track Velocity Estimation and Relocation Method for Ground Moving Target[C]// 2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Athens, Greece: IEEE, 2024: 3436-3439.
- [5] LI Boyu, SUN Guangcai, XING Mengdao. Clutter Sup-

- pression and Moving Target Radial Velocity Estimation Method for HRWS Multichannel System Based on Subspace Projection [C]//2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Waikoloa, HI, USA: IEEE, 2020: 2356-2359.
- [6] YANG Junying, QIU Xiaolan, SHANG Mingyang, et al. Radial Velocity Estimation of Ships on Open Sea in the Azimuth Multichannel SAR System [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2021, 14: 3787-3798.
- [7] LI Yuang, WANG Yamin, CHEN Jie, et al. Airborne SAR Moving Target Velocity Estimation Using Fast Radon Transform [C]//2024 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing, Zhuhai, China: IEEE, 2024: 1-6.
- [8] YOU Dong, SUN Guangcai, XING Mengdao, et al. Ship Positioning and Radial Velocity Estimation for Spaceborne SAR Based on Energy Center Extraction [C]//2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Waikoloa, HI, USA: IEEE, 2020: 2340-2343.
- [9] TANG Xinxin, HUANG Darong, WANG Chen, et al. A Novel Back-Projection-Based Target Motion Parameter Estimation Scheme for Dual-Channel SAR [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024, 62: 1-19.
- [10] DANG Tongxin, XIANG Yin. A Fast Two-Dimensional Velocity Estimation Method for Multi-Channel UWB SAR [J]. IEEE Access, 2021, 9: 11427-11436.
- [11] GUO Yifan, LIAO Guisheng, ZHANG Qingjun, et al. A Robust Radial Velocity Estimation Method for FDA-SAR [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2020, 17: 646-650.
- [12] HU Yali, CHEN Xing, LI Dexin, et al. An Improved Method of 2D Velocity Estimation of Ship Targets for Spaceborne SAR [C]//2022 4th International Conference on Intelligent Control, Measurement and Signal Processing, Hangzhou, China: IEEE, 2022: 753-756.
- [13] SONG Juyoung, KIM D J. Estimation of Azimuth and Range Velocity of Detected Vessels from SAR Image Using Doppler Frequency Characters [C]//2024 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Athens, Greece: IEEE, 2024: 7956-7959.
- [14] 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.
- [15] DE MACEDO K A C, SCHEIBER R, MOREIRA A. An Autofocus Approach for Residual Motion Errors with Application to Airborne Repeat-Pass SAR Interferometry [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2008, 46: 3151-3162.
- 作者简介:**
- 李根(通信作者) 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。
- ~~~~~
- (上接第213页)
- [16] 齐美彬, 李亚斌, 项厚宏, 等. 基于自注意力机制的雷达弱目标检测 [J]. 雷达科学与技术, 2023, 21(4): 431-439.
- [17] HUANG Penghui, XIA Xianggen, LIAO Guisheng, et al. Long-Time Coherent Integration Algorithm for Radar Maneuvering Weak Target with Acceleration Rate [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019, 57(6): 3528-3542.
- [18] ZUO Luo, WANG Jun, WANG Jipeng, et al. UAV Detection via Long-Time Coherent Integration for Passive Bistatic Radar [J]. Digital Signal Processing, 2021, 112: 102997.
- [19] RAO Xuan, TAO Haihong, SU Jia, et al. Axis Rotation MTD Algorithm for Weak Target Detection [J]. Digital Signal Processing, 2014, 26: 81-86.
- [20] 李风从, 王子墨, 全方遒, 等. 基于NOMA-OFDM的雷达通信一体化波形设计 [J]. 现代雷达, 2024, 46(8): 14-21.
- [21] 慕阳. 基于OFDM的雷达通信一体化信号设计 [J]. 电声技术, 2023, 47(10): 108-111.
- [22] 王冠, 康勇, 王金玉, 等. OFDM-CPM-LFM 雷达通信一体化信号研究 [J]. 微电子学与计算机, 2023, 40(8): 80-86.
- 作者简介:**
- 傅信麟 男, 硕士研究生, 主要研究方向为雷达通信一体化信号研究、雷达信号处理。
- 饶烜(通信作者) 男, 博士, 副教授, 主要研究方向为弱目标检测、雷达信号处理。

DOI: 10.3969/j.issn.1672-2337.2026.02.013

DFES-YOLO: 一种面向SAR舰船小目标检测的去噪增强网络

陈培尧, 张相宇, 丁辉, 宋家齐

(首都师范大学, 北京 100048)

摘要: 合成孔径雷达(SAR)在海上目标监测与舰船检测中具有重要应用价值。然而,舰船目标在SAR图像中通常尺度较小、对比度较低,SAR成像过程中产生的乘性斑点噪声会显著干扰目标特征表达,导致小目标检测任务面临较大挑战。针对上述问题,本文在YOLO11n单阶段目标检测框架基础上提出一种面向SAR图像舰船小目标检测的改进方法DFES-YOLO。该方法通过引入去噪模块(DM)抑制乘性斑点噪声对特征表达的干扰,从而增强小目标特征的可分辨性;同时设计特征提取模块(FEM)以提升深层语义信息表达能力,并结合高效多尺度注意力机制(EMA)增强多尺度特征建模能力。此外,构建小目标检测颈部结构(SON),以强化浅层细粒度特征与高层语义信息的融合,从而提高小目标检测性能。在SSDD和HRSID数据集上的实验结果表明,所提出的DFES-YOLO在精确度、召回率、mAP50和mAP50:95等指标上均取得明显提升,表明该方法在复杂噪声环境下的SAR舰船小目标检测任务中具有良好的鲁棒性和泛化能力。

关键词: 合成孔径雷达; 舰船检测; 小目标检测; YOLO算法; 斑点噪声抑制

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2026)02-0224-13

引用格式: 陈培尧, 张相宇, 丁辉, 等. DFES-YOLO: 一种面向SAR舰船小目标检测的去噪增强网络[J]. 雷达科学与技术, 2026, 24(2): 224-236.

Chen Peiyao, Zhang Xiangyu, Ding Hui, et al. DFES-YOLO: A Denoising-Enhanced Framework for Detecting Small Ships in SAR Images[J]. Radar Science and Technology, 2026, 24(2): 224-236.

DFES-YOLO: A Denoising-Enhanced Framework for Detecting Small Ships in SAR Images

CHEN Peiyao, ZHANG Xiangyu, DING Hui, SONG Jiaqi
(Capital Normal University, Beijing 100048, China)

Abstract: Synthetic aperture radar (SAR) has significant application value in maritime object monitoring and ship detection. However, ship objects in SAR images are typically characterized by small scale and low contrast. Moreover, the multiplicative speckle noise generated during the SAR imaging process significantly interferes with object feature representation, posing substantial challenges for small-object detection tasks. To address these issues, this paper proposes an improved method, termed DFES-YOLO, for small ship detection in SAR images based on the YOLO11n single-stage object detection framework. Specifically, a denoiser module (DM) is introduced to suppress the interference of multiplicative speckle noise on feature representation, thereby enhancing the discriminability of small-object features. In addition, a feature extraction module (FEM) is designed to improve deep semantic feature representation, and an efficient multiscale attention (EMA) mechanism is incorporated to strengthen multi-scale feature modeling capability. Furthermore, a small object neck (SON) structure is constructed to enhance the fusion of shallow fine-grained features and high-level semantic information, thereby improving small-object detection performance. Experimental results on the SSDD and HRSID datasets demonstrate that the proposed DFES-YOLO achieves significant improvements in precision, recall, mAP50, and mAP50:95, indicating that the proposed method exhibits strong robustness and generalization capability for small ship detection in SAR images under complex noise environments.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); ship detection; small object detection; YOLO algorithm; speckle noise suppression

0 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)是一种主动式微波成像雷达,利用载机或卫星平台的运动,在方位向上“合成”出远大于物理天线尺寸的等效孔径,从而在较窄天线波束条件下实现远距离、高分辨率微波成像。与光学或红外成像系统相比,SAR具备全天时、全天候观测能力,在灾害监测、海洋观测及目标检测等领域得到广泛应用^[1-3]。随着海洋经济与海上活动的发展,海面舰船检测问题日益受到关注,SAR成像已成为重要的海面舰船监测手段。然而,受分辨率限制,船舶目标在SAR图像中通常占据像素较少,同时SAR成像过程中产生的乘性斑点噪声会严重干扰目标特征表达,使得斑点噪声抑制与小目标检测精度提升成为SAR舰船检测研究中的关键问题。

传统舰船目标检测方法主要包括统计分布法和极化特征法。统计分布法通过对海杂波进行建模,检测SAR图像中显著偏离背景分布的像素点以判定舰船目标;极化特征法则利用舰船结构复杂、散射机理多样,而海面散射相对单一的特性进行目标区分,如恒虚警检测(Constant False-Alarm Rate, CFAR)方法^[4]及其改进算法^[5-6]。但上述方法通常依赖于理想化背景假设,在近岸或复杂海况条件下容易出现虚警率升高的问题,整体鲁棒性和适应性有限。

近年来,深度学习技术在SAR图像舰船检测领域取得显著进展。基于深度学习的目标检测模型主要分为两阶段目标检测器(Two-Stage Detector)和单阶段目标检测器(One-Stage Detector)。两阶段检测器以基于区域的卷积神经网络(Region-based Convolutional Neural Networks, R-CNN)^[7]及其衍生模型^[8-10]为代表,通过候选区域生成与精细分类回归获得较高检测精度,但推理速度和计算开销较大。相比之下,单阶段目标检测器如单次多框检测器(Single Shot MultiBox Detector, SSD)^[11]、(You Only Look Once, YOLO)系列^[12-15]以及RetinaNet^[16],直接在多尺度特征图上进行目标预测,在保持较好检测精度的同时显著提升了检测效率,因此在实时检测任务中得到广泛应用。

针对SAR图像舰船检测任务,研究者围绕YOLO架构提出了多种改进方法。例如DBW-YOLO^[17]和LMSD-YOLO^[18],两种方法主要通过改进特征提取结构、多尺度特征融合策略以及损失函数设计来提升检测性能。综合模型精度、效率与可扩展性,本文选用YOLO11n作为基础检测框架。

在SAR图像去噪方面,Amrani等人^[19]利用小卷积滤波器适应SAR斑点噪声特性;Zhao等人^[20]提出Sim-Mor(Simple Morphological)模块,通过最小池化与最大池化串联抑制噪声;Tang等人^[21]采用分阶段策略完成噪声评估、目标区域提取与检测;Liu等人^[22]提出的MRDDANet(Multiscale Residual Dense Dual Attention Network)以及Zhang等人^[23]基于噪声水平图的去噪方法均取得一定效果。然而,独立去噪网络通常需要额外训练流程,而复杂去噪模块的直接嵌入又会显著增加模型参数数量和计算负担。

另一方面,小目标检测对多尺度特征融合和细粒度信息保持具有较高要求。相关研究通过空间到深度模块(Space to Depth, SPD)^[24]、多尺度卷积(Multi-Scale Convolution, MSC)^[25]以及全通道交互特征提取模块(Full Channel Spatial Interaction, FCSI)^[26]等方式缓解下采样导致的小目标信息丢失问题。同时,注意力机制在增强特征表达方面表现突出,部分研究在主干或颈部结构中引入SE(Squeeze-and-Excitation)注意力^[27]、位置敏感注意力机制^[28]或多维协同注意力机制(Multidimensional Collaborative Attention, MCA)^[29],但其引入方式和计算效率仍有进一步优化空间。

基于上述分析,本文提出一种面向SAR图像舰船小目标检测的改进算法DFES-YOLO。该方法以YOLO11n为基础,在主干网络中嵌入端到端去噪模块(Denoiser Module, DM),设计新的特征提取模块(Feature Extraction Module, FEM)和小目标颈部结构(Small Object Neck, SON),并引入高效多尺度注意力机制(Efficient Multiscale Attention, EMA),在不显著增加模型参数数量和计算复杂度的前提下,有效提升了斑点噪声抑制能力和舰船小目标检测精度。

1 相关理论基础

1.1 相干斑噪声

由于SAR系统的独特成像机制,其获取的照片通常包含大量相干斑噪声,如图1所示,随着噪声强度的增加,图像中的有效散射信息被严重掩盖,从而对后续的SAR图像目标检测任务产生显著干扰。

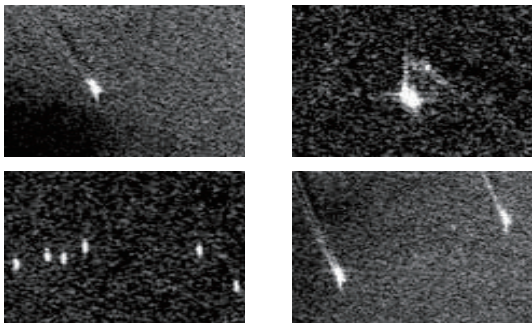


图1 SAR图像噪声示例

相干斑噪声通常被建模为一种乘性噪声^[20],因此观测到的SAR噪声图像与理想无噪声图像的关系可以表示为

$$I = S \odot N \quad (1)$$

式中, I 表示均值、标准差均为1的乘性噪声图像^[30], S 表示干净图像, N 表示噪声项, $\odot$ 表示逐元素乘。需要指出的是,在海面SAR成像场景中噪声项 N 并非完全固定不变,而是会随海情条件变化表现出不同的特性。随着海况等级升高,海面粗糙度和波浪起伏增强,海面散射及海杂波水平随之增加,进而表现为乘性噪声强度增大。据此,海面SAR图像可以进一步被表示为

$$I_k = S \odot N_k \quad (2)$$

式中, k 表示不同海情条件, N_k 表示对应海情条件下的乘性噪声项。因此,本文实验在不同强度噪声条件下开展,旨在模拟不同海情条件下的SAR图像。

1.2 YOLO11n模型

YOLO11n是YOLO11系列中的轻量化目标检测模型,在保持较低参数量和计算复杂度的同时,具备较强的检测精度和实时性能。得益于其优化的网络结构和高效的特征提取能力,YOLO11n在

多种目标检测任务中表现出良好的速度和精度平衡,因此被广泛作为轻量化检测算法的基准模型。

2 DFES-YOLO方法

本文在YOLO11n的基础上针对SAR图像目标检测提出一种检测舰船目标的网络算法DFES-YOLO模型,其结构如图2所示。模型主干保留了YOLO11n原有的结构。与之不同的是,本文将第一层下采样替换成DM,旨在削弱SAR图像的乘性噪声对后续特征提取的影响。在第二、第三层下采样中,为更好地进行特征提取,将原本结构替换为Convolution(Conv)、FEM、EMA的组合;第四层下采样替换为Conv、FEM、SPPF、C2EMA的组合。在颈部中,对原本PAN-FPN结构进行改进,提出SON结构。最终将其通过检测头形成实现对图像中目标位置的预测。

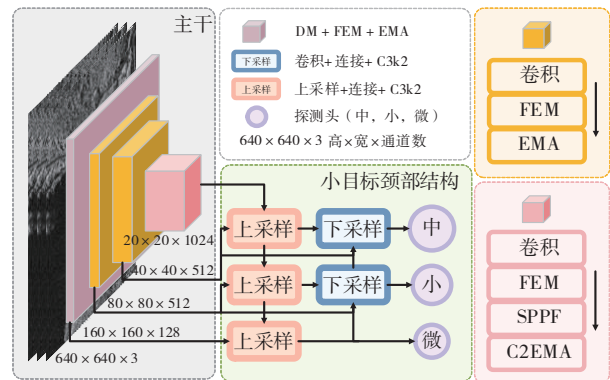


图2 DFES-YOLO结构图

2.1 去噪模块(DM)

乘性斑点噪声会显著降低图像的质量,使目标与背景的对比度下降、边缘细节变得模糊,进而导致检测模型在前向推理时容易将局部较强的噪声误判为舰船目标,同时也干扰特征提取网络对真实目标结构信息的获取。为减弱乘性噪声对检测性能的不利影响,并提高背景与目标的对比度,DM是必不可少的。

DM整体结构如图3所示。它由两个串联的小去噪(LDenoiser)模块构成。其中,LDenoiser既是去噪单元,同时承担下采样的功能。设输入特征图记为 $X \in \mathbb{R}^{B \times C \times H \times W}$,其中 B 为批次大小, C 为通

道数, H 和 W 分别为特征图的高度和宽度, 则 LDenoiser 的输出特征记为 $Y \in \mathbb{R}^{B \times 2C \times \frac{H}{2} \times \frac{W}{2}}$ 。LDenoiser 内部包含两个并行分支: 第一分支采用步长为 2 的卷积, 实现空间维度下采样, 并提取与噪声相关的残差特征, 以捕获局部高频扰动信息; 第二分支通过将噪声图像重采样为 4 个下采样子图像, 将相邻空间位置的像素重排并映射到通道维度, 在不损失像素级统计信息的前提下实现等效的尺度变换, 从而保留更多与目标结构有关的上下文信息。两个分支得到的特征在通道维度上逐元素相加, 以实现噪声残差与重排特征的互补融合, 随后通过一个 1×1 卷积进一步压缩与重整通道信息, 输出最终的下采样特征。最终 DM 的输出特征图记为 $Y_f \in \mathbb{R}^{B \times 4C \times \frac{H}{4} \times \frac{W}{4}}$ 。

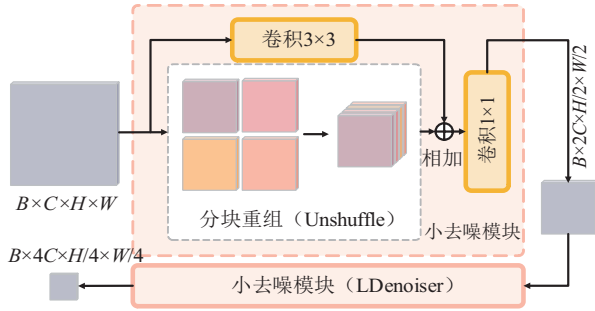


图3 DM结构图

得益于这种并行分支与融合策略, DM在完成空间分辨率缩减的同时, 将噪声抑制过程与尺度变换结合, 使网络能够在更低的分辨率但更丰富的通道空间中完成对乘性噪声的抑制, 有效提升后续检测头对舰船目标的可行性与鲁棒性。

2.2 特征提取模块(FEM)

YOLO11n用于特征提取的C3k2模块仅由不同大小卷积核的卷积来提取特征, 无法有效的针对SAR图像中目标进行特征提取。Zhou等人^[26]用分支分别提取注意力权重并交叉的方式提高了特征提取效率。但由于其模块仅由 1×1 卷积提取注意力权重图, 导致未充分考虑空间位置在全局的重要性, 故本文在此基础上改进了新的特征提取模块用于提取小目标。与之不同的是, FEM在注意力权重图的生成方面采用了平均和最大池化相结合的方式, 使得模块同时从整体和局部两个

视角来评估空间位置的重要性, 在并没有增加计算量的情况下生成信息更全面的注意力权重图。FEM结构图如图4所示。

FEM输入为 $X \in \mathbb{R}^{B \times C \times H \times W}$ 。首先, 仿照C3k2的结构, 对输入特征进行 1×1 卷积-批归一化-SiLU (Sigmoid Linear Unit), 再沿通道维度将 X_0 均分为两个子特征 $X_1, X_2 \in \mathbb{R}^{B \times (C/2) \times H \times W}$, 分别送入两条结构相同的分支。每一条分支均由 4 个串联的 3×3 卷积-批归一化-SiLU 单元构成, 并在分支内部通过残差连接, 在不显著增加参数量和计算成本的前提下, 减少特征在传递时的丢失。最终得到分支特征 $F_1, F_2 \in \mathbb{R}^{B \times (C/2) \times H \times W}$ 。

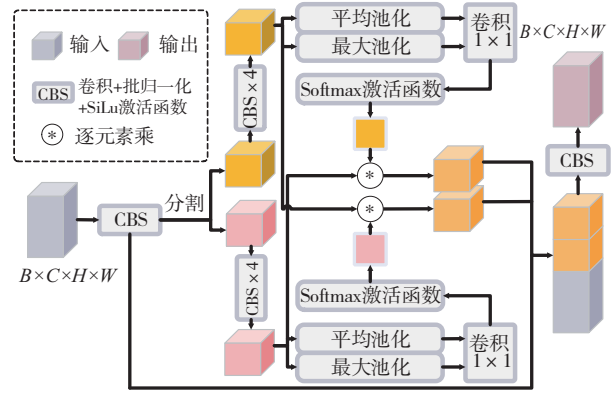


图4 FEM结构图

随后, FEM在每个分支上分别进行平均、最大池化, 每个分支得到两个单通道的注意力权重图, 再将这两个注意力权重图进行 1×1 卷积, 最终得到两个单通道注意力权重图 $A_1, A_2 \in \mathbb{R}^{B \times (C/2) \times H \times W}$, 并对其使用 Softmax 激活函数, 获得注意力权重 A'_1, A'_2 。随后, 模块两个分支进行信息交换, 即

$$F'_1 = F_1 \odot A'_2, \quad F'_2 = F_2 \odot A'_1 \quad (3)$$

式中, $\odot$ 表示逐元素乘法。

最后, FEM将两条经调制的分支特征与初始特征 X_0 在通道维度上级联, 形成中间特征

$$Z = \text{Concat}(F'_1, F'_2, X_0) \in \mathbb{R}^{B \times (2C) \times H \times W} \quad (4)$$

并通过一个 1×1 卷积将通道数缩减到与输入相同的通道数, 输出特征 $Y \in \mathbb{R}^{B \times C \times H \times W}$ 。

2.3 高效多尺度注意力机制(EMA)

注意力机制已在计算机视觉领域得到广泛应用。为了使模型在处理SAR图像时能够更有效地

解决“看什么”和“怎么看”的问题,本文在网络结构中引入了注意力模块。然而,额外模块的引入通常会增加模型在训练与推理阶段的计算开销。为在尽量保持原始模型计算复杂度的前提下引入注意力机制,本文选择了EMA^[31]注意力机制,该模块独特的并行结构在有效控制计算量的同时,提升了模型在训练与推理阶段的处理效率。

EMA包含通道和空间注意力机制,主要用于自适应重标定通道/空间响应、建立长程与多尺度依赖。EMA、EMABlock和C2EMA结构如图5所示。SAR成像具有相干成像机理带来的斑点噪声强、背景杂波复杂、目标尺寸小且散射特性多样等特点,导致目标回波往往被淹没在强杂波与结构化背景中。YOLO11n下采样所使用的卷积在固定感受野内提取的局部特征难以同时兼顾抑制杂波和突出目标散射信息。此外,SAR目标检测对多尺度表征和上下文建模尤为敏感,小目标在高分辨SAR图像中只占据极少像素,更依赖于精细的结构与纹理差异。为此,本文在主干的多个尺度特征层中引入EMA注意力模块,通过在特征通道与空间维度上进行高效的多尺度依赖建立与自适应重加权,使网络能够自动增强与目标相关的显著散射并抑制背景冗余的影响。EMA利用较低的计算开销实现对长程依赖和多尺度上下文的捕获,有利于在保持实时性的前提下扩大有效感受野、提高特征判别性。同时,将EMA嵌入到多个下采样阶段之后,可以在获得较强语义抽象能力的同时进一步突出目标与复杂背景之间的细微差异,从而提升SAR图像大中小多尺度目标和密集目标的检测精度。

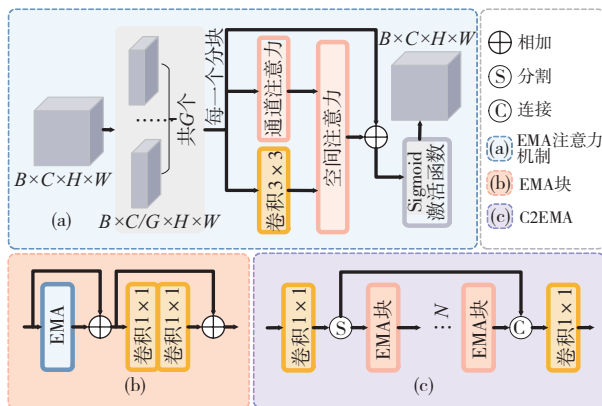


图5 EMA、EMABlock和C2EMA结构图

2.4 小目标颈部结构(SON)

在SAR图像目标检测时有一个难点就是极小目标难以检测,现有的较为通用的解决方案就是加深网络结构,在上采样时再多上采样一层,同时增加一个针对极小目标的探测头,但是这种方案会导致模型的参数量及计算量显著增加,导致模型的训练、推理速度极慢,无法用于实际边缘设备部署。为此,本文设计了SON结构,如图6所示,其中模型输入图片大小为 640×640 ,经过P1层下采样后变为 160×160 ,在经过P2、P3和P4层下采样后最终大小变为 20×20 。由于在SAR图像中的大目标占比较少甚至没有,因此本文在再往上上采样一层的基础上去掉了大目标的检测头,这样既保证了模型对于极小目标的检测能力,同时又兼顾到了模型的检测效率。与此同时,为了减少多次下采样和上采样操作对于特征图带来的信息丢失,本文参考BiFPN^[32]的做法,模型的D1层将接受来源于P2、U2和U3三层的信息,D2层将接受D1、U1和P3层的信息,这样,在促进特征融合减少信息丢失的同时因为只与同一大小的层进行连接操作,不会增加过多的计算负担。

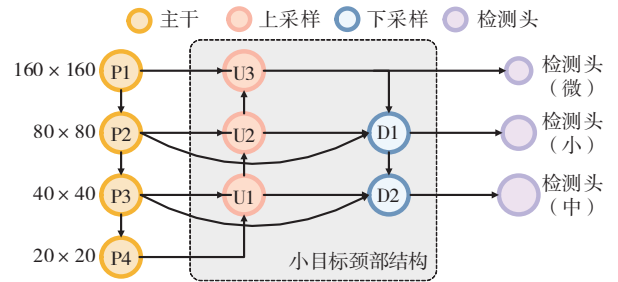


图6 SON结构图

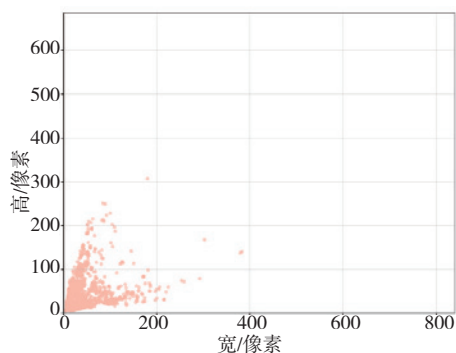
3 实验结果及分析

为验证DFES-YOLO方法的有效性和鲁棒性,本文选用两个国内外相关研究都广泛使用的SAR图像数据集对DFES-YOLO模型开展了多种实验,在此基础上,对实验结果进行详细分析评价,并与基准模型YOLO11n以及其他相关模型进行比对。

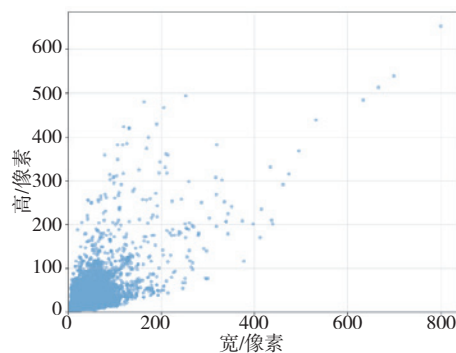
3.1 实验数据集

本文选用SSDD(SAR Ship Detection Dataset)^[33]

和 HRSID (High-Resolution SAR Images Dataset)^[34] 两个数据集对 DFES-YOLO 进行评价。SSDD 和 HRSID 数据集被 SAR 图像目标检测研究所广泛使用。SSDD 数据集包含 1 160 张来自 RadarSat-2、TerraSAR-X 和 Sentinel-1 三种卫星 HH、HV、VH 和 VV 四种极化方式的图片,一共包含了 2 540 个目标,其中小目标占比 60.20%,中目标占比 36.80%,大目标占比 3.00%。HRSID 数据集包含 5 604 张来自 Sentinel-1B、TerraSAR-X 和 TanDEM-X 三种卫星 HH、HV 和 VV 三种极化方式的图片,一共包含了 16 951 个目标,其中小目标占比 54.50%,中目标占比 43.60%,大目标占比 1.90%。两个数据集目标大小分布如图 7 所示。



(a) SSDD 数据集各目标大小分布图



(b) HRSID 数据集各目标大小分布图

图7 SSDD 和 HRSID 数据集各目标大小分布图

为验证去噪模块 DM 的有效性,本文在 SSDD 数据集基础上,加入不同强度噪声,构建了掺噪数据集。依据 Ding 等人^[35]的研究,可以通过设置截止参数量化噪声图的噪声强度。由此噪声图可以表示为

$$N = \min(\exp(\text{randn}(H, W)), \alpha) \quad (5)$$

式中, α 表示截止参数,截止参数越大,噪声越强。本文将截止参数 α 分别设置为 0.5、1.0 和 1.5,构造出 3 种不同强度的掺噪数据集,其示例图像如图 8 所示,从左到右分别为原图、 $\alpha = 0.5$ 、 $\alpha = 1.0$ 和 $\alpha = 1.5$ 。

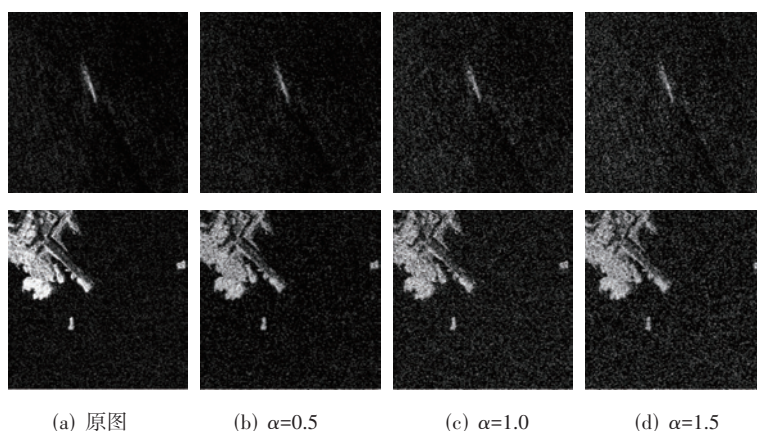


图8 掺噪数据集示例图

3.2 实验环境

本文的实验环境部署在 Windows 11 系统上,硬件配置:CPU 为 i9-13900H,显卡为 NVIDIA RTX 4060。使用的软件包括 Python 3.9.20、Pytorch 2.7.1 和 CUDA 11.8。图像初始大小设置为 640×640、批

次大小为 8、训练轮数为 300 轮、初始学习率为 0.001、使用 AdamW 优化器(其余训练参数与 YOLO11n 默认配置保持一致)。

3.3 评价指标

本文选用精确度(Precision, P)、召回率(Re-

call, R)、平均精度(mean Average Precision, mAP) mAP50 和 mAP50:95 四个指标作为模型性能的评价指标。

P 表示在所有被模型预测为正样本的目标中,真正例所占的比例;R 表示在所有真实目标中被正确检出的比例;在不同置信度阈值下可以得到一条 P-R 曲线,其下方面积为 mAP,定义为

$$mAP = \int_0^1 P(R) dR$$

(6)

mAP50 指在交并比(Intersection over Union, IoU)阈值为 0.5 时的 mAP,主要衡量“是否成功框到目标”的检测能力;mAP50:95 则在 $IoU \in [0.5, 0.95]$ 、步长为 0.05 的多个阈值下计算 mAP,能够在更严格和更宽松的定位要求下综合评价模型,在一定程度上更加反映检测与定位的整体精度。

3.4 消融实验

为了验证 DFES-YOLO 中各模块对于 SAR 图像舰船检测的作用,本文在 SSDD 数据集上进行了消融实验,并以 YOLO11n 作为基准进行比较。由表 1 可以看出,引入 DM 模块后,在参数量不变的情况下,模型精确度从 96.5% 提升至 97.9%,增长 1.4%,同时, mAP50 和 mAP50:95 分别提高 0.1% 和 1.1%,表明该模块能够有效抑制 SAR 图像中的斑点噪声干扰,从而提升检测精度。加入 FEM 后,模型召回率略微下降 0.5%,但将精确度、mAP50 和 mAP50:95 分别提升 0.5%、0.6% 和 1.6%,说明 FEM 能够增强特征表达能力,提高模型对舰船目标的判别与定位能力。此外,引入 SON 结构后,模型精确度、召回率、mAP50 和 mAP50:95 分别提升了

表 1 DFES-YOLO 消融实验结果

DM	FEM	EMA	SON	P	R	mAP50	mAP50:95	参数量
√				96.50	94.50	98.40	73.80	2.6×10 ⁶
				97.90	94.50	98.50	74.90	2.6×10 ⁶
	√			97.00	94.00	99.00	75.40	4.0×10 ⁶
				96.80	94.90	98.30	74.20	2.3×10 ⁶
		√		96.70	94.80	98.50	74.40	1.9×10 ⁶
	√	√		96.10	94.80	98.20	75.90	3.7×10 ⁶
			√	95.80	95.50	98.60	74.40	1.7×10 ⁶
	√			96.90	95.20	98.20	74.90	3.3×10 ⁶
	√	√	√	97.10	95.60	98.50	75.60	3.1×10 ⁶
√	√	√	√	98.10	95.60	98.60	75.40	3.2×10 ⁶

0.2%、0.3%、0.1% 和 0.6%,同时模型参数量从 2.6×10⁶ 降到 1.9×10⁶,降低了 37%,表明该结构在提升小目标检测能力的同时有效降低了模型复杂度。

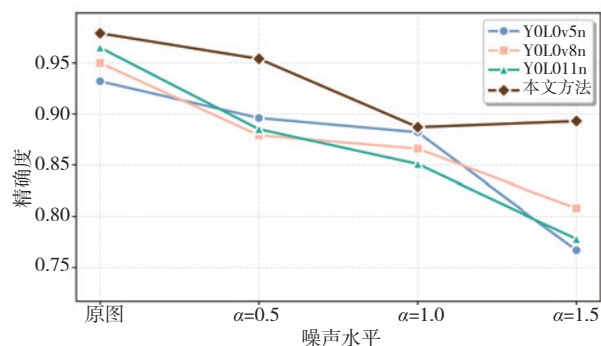
为了进一步验证 DM 在噪声环境下的有效性,本文在基于 SSDD 构建的掺噪数据集上进行了对比实验,噪声强度分为原图、 $\alpha = 0.5$ 、 $\alpha = 1.0$ 和 $\alpha = 1.5$ 。本文将加入 DM 的 YOLO11n 与 YOLOv5n、YOLOv8n 和基准模型 YOLO11n 进行对比,结果如表 2 所示。各模型 P、R、mAP50 和 mAP50:95 四个指标随噪声强度变化曲线如图 9 所示。

表 2 不同噪声水平下各方法的性能对比

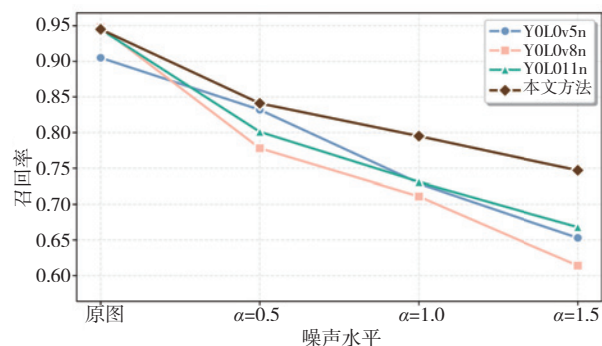
噪声强度	模型	P	R	mAP50	mAP50:95
原图	YOLOv5n	93.20	90.50	94.20	73.60
	YOLOv8n	95.00	94.80	98.30	74.20
	YOLO11n	96.50	94.50	98.40	73.80
	本文方法	97.90	94.50	98.50	74.90
$\alpha = 0.5$	YOLOv5n	89.60	83.20	88.20	56.30
	YOLOv8n	87.90	77.80	88.20	55.10
	YOLO11n	88.50	80.10	88.30	55.50
	本文方法	95.40	84.10	93.60	60.80
$\alpha = 1.0$	YOLOv5n	88.20	72.90	84.00	48.90
	YOLOv8n	86.60	71.10	80.80	47.00
	YOLO11n	85.10	73.10	82.20	47.60
	本文方法	88.70	79.50	87.20	54.30
$\alpha = 1.5$	YOLOv5n	76.70	65.30	73.50	38.90
	YOLOv8n	80.80	61.40	71.70	41.10
	YOLO11n	77.80	66.80	74.70	41.70
	本文方法	89.30	74.70	83.60	51.50

结果表明,随着噪声强度增加,各模型检测性能均有所下降,但本文方法的下降幅度最小,且在各评价指标上均明显优于对比模型。尤其在 $\alpha = 1.5$ 时,本文模型在各方面均取得最优结果。

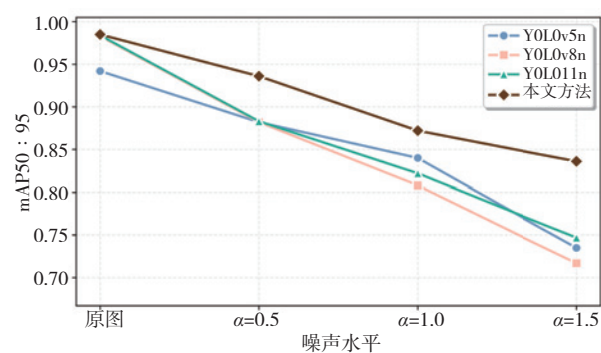
为了更直观展示 DM 的作用,本文对检测结果进行了可视化分析,如图 10 所示,其中绿色框为正确预测的目标,红色框为未预测出来的目标,黄色框为模型预测为目标(不是舰船目标)。相比 YOLOv5n、YOLOv8n 和 YOLO11n,本文方法能够在强噪声条件下检测到更多舰船目标,漏检情况明显减少,说明 DM 能够有效抑制 SAR 图像中的斑点噪声,从而提升模型在复杂噪声环境下的检测性能。



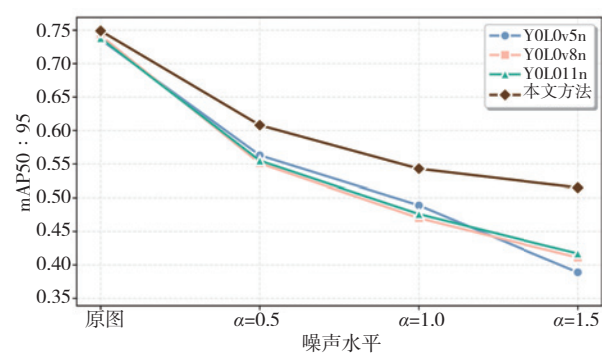
(a) 各模型精确度随噪声程度变化图



(b) 各模型召回率随噪声程度变化图

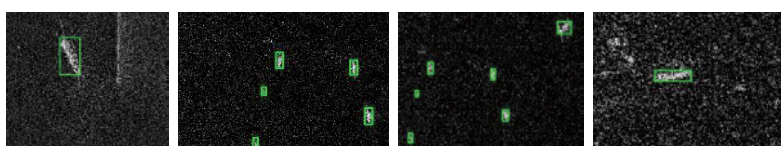


(c) 各模型 mAP50 随噪声程度变化图

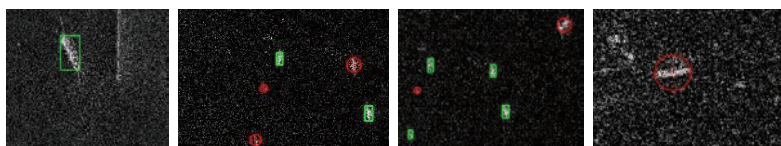


(d) 各模型 mAP50:95 随噪声程度变化图

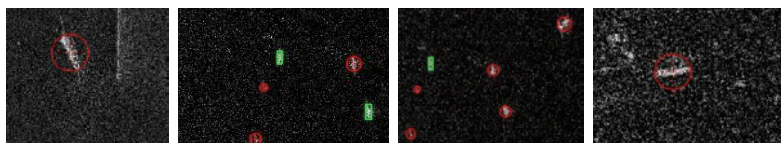
图9 本文去噪方法与其他模型在噪声数据集上的结果对比



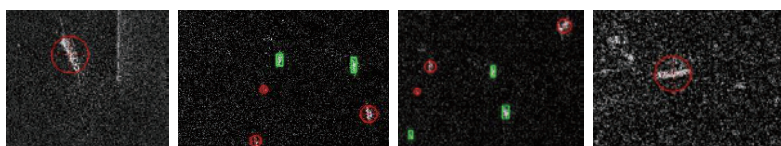
(a) 正确标注



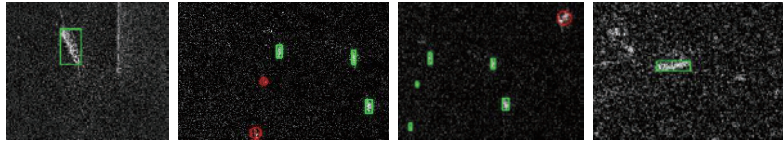
(b) YOLOv5n 预测结果



(c) YOLOv8n 预测结果



(d) YOLO11n 预测结果



(e) DFES-YOLO 预测结果

图10 基于SSDD的掺噪数据集上的模型可视化

最后,本文在模型中加入了EMA注意力机制用于专注重要位置从而实现提升检测精确度。通过对比较热门的加入注意力机制的方式,证明了本文所提出的加入注意力机制方式的有效性,结果如表3所示。实验结果表明,所提出的方法在整体检测性能上优于现有注意力机制方案。虽然精确度略低于图11(b)和图11(e),但在其他性能指标上均取得更优表现,体现出更均衡的检测能力。

表3 不同位置加入EMA实验结果

EMA位置	P	R	mAP50	mAP50:95	参数量
无	96.50	94.50	98.40	73.80	2.6×10^6
图11(a)	96.30	94.70	98.20	73.50	2.3×10^6
图11(b)	97.00	93.20	98.30	74.00	2.3×10^6
图11(c)	96.20	94.70	98.00	73.70	2.3×10^6
图11(d)	95.80	94.90	98.10	74.10	2.6×10^6
图11(e)	97.10	94.10	94.10	74.10	2.3×10^6
图11(f) (本文方法)	96.80	94.90	98.40	74.20	2.3×10^6

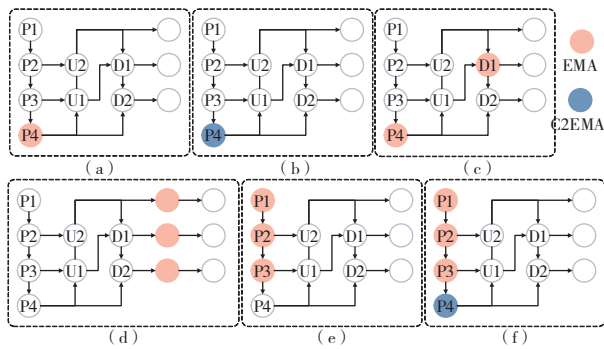


图11 EMA加入位置示意图

最终的DFES-YOLO模型相较于基准YOLO11n,在参数量仅增加了 0.6×10^6 的情况下,精确度、召回率、mAP50和mAP50:95分别提升了1.6%、1.1%、0.2%和1.6%,以最少的参数量实现了更好的检测性能。

3.5 在SSDD数据集上的实验

为了验证DFES-YOLO的性能优势,本文在

SSDD数据集上与多种检测模型进行了对比实验,结果如表4所示。对比方法包括两阶段检测器Faster R-CNN和Mask R-CNN,单阶段检测器YOLOX、YOLOv8n等。其中“*”是本文实验结果。实验结果表明,DFES-YOLO在精度和参数规模方面均具有明显优势。在参数量为3.2 M的情况下,模型取得98.10%精确度、95.60%召回率、98.60% mAP50、75.40% mAP50:95。虽然其召回率略低于RLE-YOLO、YOLO-SRB和GDB-YOLOv5s,但是在其他参数上均优于这些算法。同时,DFES-YOLO参数规模显著更小,仅为上述模型的52%、44%和15%,体现出较高的模型效率。

表4 DFES-YOLO与其他方法在SSDD数据集上的性能对比

模型	P	R	mAP50	mAP50:95	参数量
Faster R-CNN*			91.80	57.90	4.13×10^7
Mask R-CNN*	81.70	47.25	64.94		6.37×10^7
YOLOX*			96.50	68.20	2.8×10^6
YOLOv8n*	93.90	80.40	88.80	65.70	3.2×10^6
YOLOv10n*	95.70	92.30	97.50	70.60	2.3×10^6
YOLO11n*	96.50	94.50	98.40	73.80	2.6×10^6
YOLO11s*	97.60	94.90	98.30	74.20	9.2×10^6
Hyper-YOLO ^[36] *	97.50	93.00	97.90	74.10	3.1×10^6
LMSSD-YOLO ^[18]	96.50	94.10	98.00		3.5×10^6
SRM-YOLO ^[37]	96.60	95.60	98.60		3.2×10^6
RLE-YOLO ^[38]	97.60	96.80	98.40	66.40	6.2×10^6
SMA-YOLO ^[39]	95.50	94.10	97.90	69.90	
YOLO-SRB ^[40]	97.90	96.00	98.30	74.50	7.2×10^6
GDB-YOLOv5s ^[41]	96.40	96.10	98.00		2.14×10^7
DFES-YOLO (本文方法)*	98.10	95.60	98.60	75.40	3.2×10^6

为了进一步直观展示DFES-YOLO较基准模型YOLO11n的优势,本文对模型进行了不同典型场景下的可视化分析,如图12所示,其中,绿色框为正确预测的目标,红色框为未预测出来的目标,黄色框为模型预测为目标但是并不是舰船目标的

目标。所选样本包含强噪声背景(图12第1列)、小目标密集分布场景(图12第2、3、4列)及近岸复杂背景场景(图12第5、6列)。可以看出,在强噪声场景下,YOLO11n未能检测到目标,而DFES-YOLO能够成功识别,表明DM模块有效降低了噪声对检测性能的影响;在小目标场景中,DFES-YOLO能够稳定检测全部目标,而YOLOv5n、YOLOv8n和

YOLO11n均出现不同程度的漏检或误检;在近岸复杂背景场景下,受岸线、建筑及港口设施等强散射背景影响模型产生了较多的漏检,而DFES-YOLO仍保持了较好的检测结果。实验结果说明,DFES-YOLO能够有效提升在强噪声、密集小目标及近岸复杂背景场景中的检测能力,与前文定量实验结果一致。

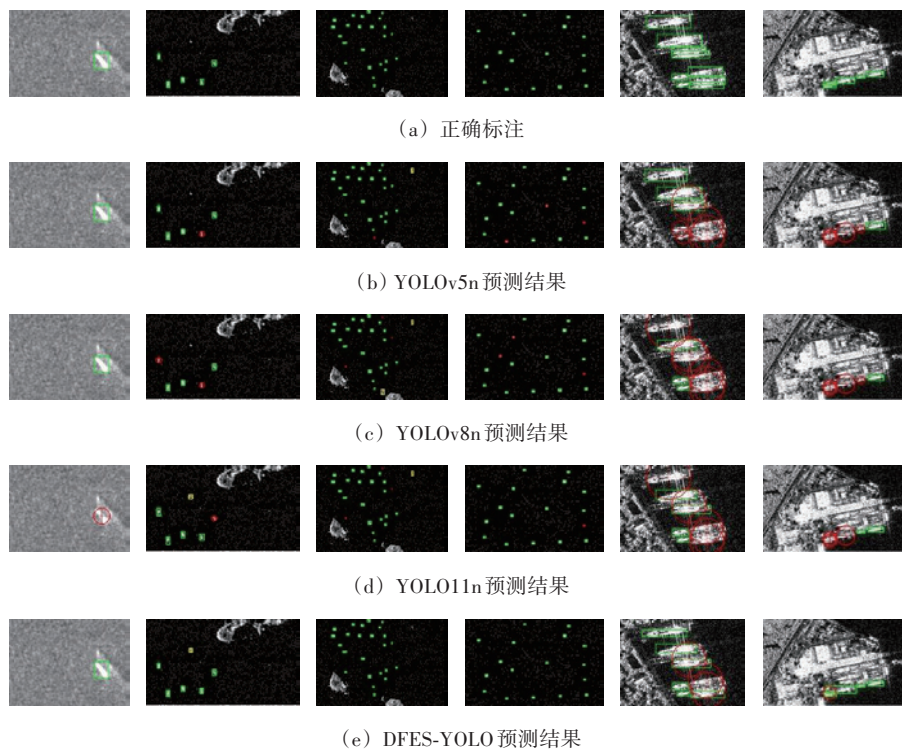


图12 SSDD数据集上的模型可视化

3.6 在HRSID数据集上的实验

为了证明DFES-YOLO的鲁棒性,本文还在HRSID数据集上做了实验,结果如表5所示。本文选择了6个模型进行对比,由结果可以看出DFES-YOLO在精确度、召回率、mAP50和mAP50:95分别比基准模型YOLO11n提高了1.6%、20%、18.2%和11.8%。虽然在召回率和mAP50:95略低于YOLO-SRBD,但是DFES-YOLO的参数量是其42%。因此,本文方法能够更高效地达到更好的检测水平。

最后,为更直观地体现DFES-YOLO较基础模型YOLO11n的提升,本文选取了5张较有代表性的小目标(如图13第1、2、3、4列所示)、复杂背景

(如图13第5列所示)和大场景(如图13第4、5列所示)场景下的图片进行可视化,其中,绿色框为正确预测的目标,红色框为未预测出来的目标,黄色框为模型预测为目标但是并不是舰船目标的目标

表5 DFES-YOLO与其他方法在HRSID数据集上的性能对比

模型	P	R	mAP50	mAP50:95	参数量
YOLOv8n*	84.70	78.40	87.50	54.00	3.2×10^6
YOLO11n*	90.20	65.20	74.60	57.20	2.6×10^6
Hyper-YOLO ^{[36]*}	89.50	82.10	90.00	57.60	3.1×10^6
DBW-YOLO ^[17]	90.00	80.50	88.80		
Enhanced YOLO ^[24]	90.40	83.70	91.00		8.5×10^6
YOLO-SRBD ^[40]	91.30	86.70	92.40	74.30	7.7×10^6
DFES-YOLO (本文方法)*	91.60	85.20	92.80	69.00	3.2×10^6

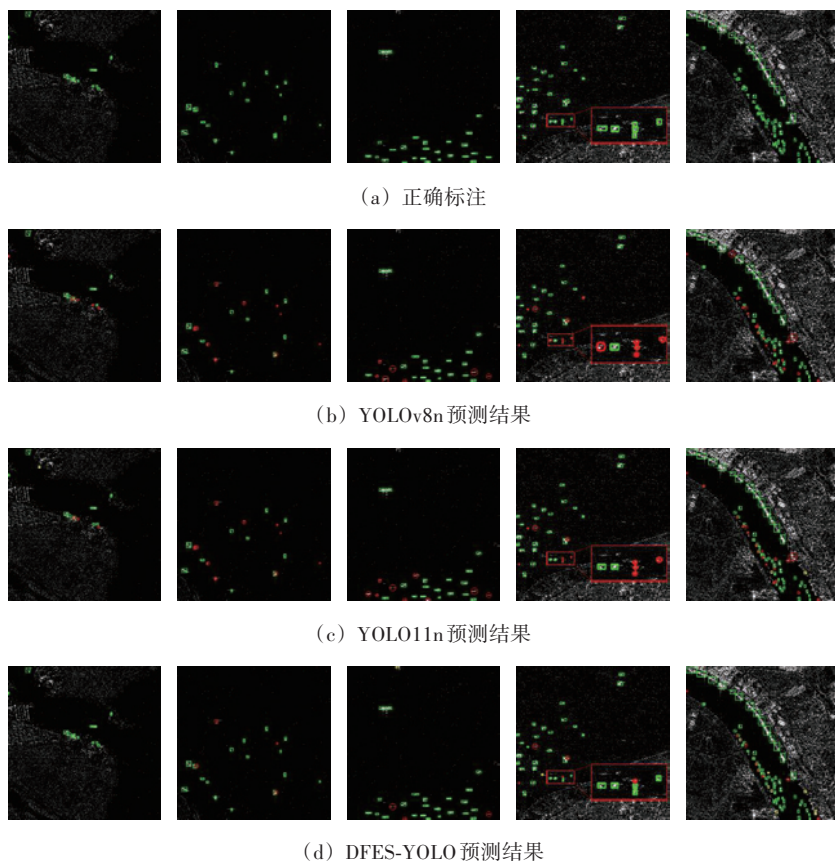


图 13 HRSID 数据集上的模型可视化

标。可以看出 DFES-YOLO 在小目标、复杂背景和大场景场景中检测均更具优势,尤其是在第 4 列图片中的极小目标检测。

4 结束语

本文提出了一种针对 SAR 图像乘性噪声和小目标的舰船检测方法 DFES-YOLO。首先,本文提出了 Denoiser 模块用于去噪以减弱噪声对模型精度的影响,其次,提出了 FEM 模块用于提高模型主干部分的特征提取能力,加入 EMA 注意力机制以建立多尺度依赖达到提升小目标检测精度的目的,最后,提出了专为小目标检测而生的颈部结构 SON,能既高效又准确地检测舰船目标。

为了验证 DFES-YOLO 的有效性和泛化能力,本文在 SSDD 和 HRSID 两个数据集上进行验证实验,在 SSDD 数据集上,DFES-YOLO 实现了在精确度、召回率、mAP50 和 mAP50:95 方面分别高于基准模型 YOLO11n 1.6%、1.1%、0.2% 和 1.6%。在

HRSID 数据集上,DFES-YOLO 实现了在精确度、召回率、mAP50 和 mAP50:95 方面分别高于基准模型 YOLO11n 1.6%、20%、18.2% 和 11.8%。此外,通过构造掺噪数据集,本文验证了 DFES-YOLO 在强噪声环境下有着更好的表现。DFES-YOLO 在 SAR 图像舰船检测任务中取得了较为理想的检测性能,但在复杂背景场景下,预测框与真实标注之间仍存在一定偏差,模型的定位精度尚有进一步提升空间。

参考文献:

- [1] AMITRANO D, DI MARTINO G, DI SIMONE A, et al. Flood Detection with SAR: A Review of Techniques and Datasets[J]. Remote Sensing, 2024, 16(4): 16040656.
- [2] ASIYABI R M, GHORBANIAN A, TAMEH S N, et al. Synthetic Aperture Radar (SAR) for Ocean: A Review[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16: 9106-9138.
- [3] YASIR M, LIU S W, PIRASTEH S, et al. YOLOShip-

- Tracker: Tracking Ships in SAR Images Using Lightweight YOLOv8 [J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2024, 134: 104137.
- [4] BUNCH J R, FIERRO R D. A Constant-False-Alarm-Rate Algorithm [J]. *Linear Algebra and its Applications*, 1992, 172: 231-241.
- [5] DI BISCEGLIE M, GALDI C. CFAR Detection of Extended Objects in High-Resolution SAR Images [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2005, 43 (4): 833-843.
- [6] 施赛楠, 马倩倩, 汪佳俊. 基于截断最大似然的恒虚警海面目标检测 [J]. *雷达科学与技术*, 2025, 23(6): 611-622.
- [7] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation [C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Columbus, OH, USA: IEEE, 2014: 580-587.
- [8] GIRSHICK R. Fast R-CNN [C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision, Santiago, Chile: IEEE, 2015: 1440-1448.
- [9] REN Shaoqing, HE Kaiming, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [10] HE Kaiming, GKIOXARI G, DOLLAR P, et al. Mask R-CNN [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy: IEEE, 2017: 2980-2988.
- [11] LIU Wei, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector [C]//European Conference on Computer Vision, Cham: Springer International Publishing, 2016: 21-37.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection [C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [13] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An Incremental Improvement [PP/OL]. *arXiv*, (2018-04-08) [2026-02-26]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [14] KHANAM R, HUSSAIN M. What is YOLOv5: A Deep Look into the Internal Features of the Popular Object Detector [PP/OL]. *arXiv*, (2024-07-30) [2026-02-15]. <https://arxiv.org/abs/2407.20892>.
- [15] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H M. YOLOv7: Trainable Bag-of-Freebies Sets New State-of-the-Art for Real-Time Object Detectors [C]//2023 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vancouver, BC, Canada: IEEE, 2023: 7464-7475.
- [16] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal Loss for Dense Object Detection [C]//2017 IEEE International Conference on Computer Vision, Venice, Italy: IEEE, 2017: 2999-3007.
- [17] TANG Xiao, ZHANG Jiufeng, XIA Yunzhi, et al. DBW-YOLO: A High-Precision SAR Ship Detection Method for Complex Environments [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 7029-7039.
- [18] GUO Yue, CHEN Shiqi, ZHAN Ronghui, et al. LMSD-YOLO: A Lightweight YOLO Algorithm for Multi-Scale SAR Ship Detection [J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(19): 14194801.
- [19] AMRANI M, BEY A, AMAMRA A. New SAR Target Recognition Based on YOLO and Very Deep Multi-Canonical Correlation Analysis [J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2022, 43(15/16): 5800-5819.
- [20] ZHAO Congxia, FU Xiongjun, DONG Jian, et al. MLC-Net: A Robust SAR Ship Detector with Speckle Noise and Multiscale Targets [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2024, 17: 19260-19273.
- [21] TANG Gang, ZHUGE Yichao, CLARAMUNT C, et al. N-YOLO: A SAR Ship Detection Using Noise-Classifying and Complete-Target Extraction [J]. *Remote Sensing*, 2021, 13(5): 13050871.
- [22] LIU Shuaiqi, LEI Yu, ZHANG Luyao, et al. MRDDANet: A Multiscale Residual Dense Dual Attention Network for SAR Image Denoising [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 5214213.
- [23] ZHANG Kai, ZUO Wangmeng, ZHANG Lei. FFDNet: Toward a Fast and Flexible Solution for CNN-Based Image Denoising [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(9): 4608-4622.
- [24] GUAN Tianyue, CHANG Sheng, WANG Chunle, et al. SAR Small Ship Detection Based on Enhanced YOLO Network [J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(5): 17050839.
- [25] WANG Simin, GAO Song, ZHOU Lun, et al. YOLO-SD: Small Ship Detection in SAR Images by Multi-Scale Convolution and Feature Transformer Module [J]. *Remote*

- Sensing, 2022, 14(20): 14205268.
- [26] ZHOU Liming, ZHANG Guochong, YANG Jiakang, et al. CSS-YOLO: A SAR Image Ship Detection Method for Complex Scenes[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2025, 18: 20636-20654.
- [27] LV D, ZHAO Chao, YE Hua, et al. GS-YOLO: A Lightweight SAR Ship Detection Model Based on Enhanced GhostNetV2 and SE Attention Mechanism[J]. IEEE Access, 2024, 12: 108414-108424.
- [28] ZHAO Liangjun, NING Feng, XI Yubin, et al. MSFA-YOLO: A Multi-Scale SAR Ship Detection Algorithm Based on Fused Attention[J]. IEEE Access, 2024, 12: 24554-24568.
- [29] 江庭辉, 刘秀清, 屠其晨. 基于深度学习的全极化SAR舰船目标检测方法[J]. 现代雷达, 2026. (2026-02-02) [2026-02-21]. <https://doi.org/10.16592/j.cnki.1004-7859.2025299>.
- [30] CHEN Guozhong, LIU Xingzhao. Wavelet-Based Despeckling SAR Images Using Neighbouring Wavelet Coefficients[C]//2005 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Seoul, Korea (South): IEEE, 2005: 1764-1766.
- [31] OUYANG Daliang, HE Su, ZHANG Guozhong, et al. Efficient Multi-Scale Attention Module with Cross-Spatial Learning [C]//2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Rhodes Island, Greece: IEEE, 2023: 1-5.
- [32] TAN Mingxing, PANG Ruoming, LE Q V. Efficientdet: Scalable and Efficient Object Detection [C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Seattle, WA, USA: IEEE, 2020: 10781-10790.
- [33] ZHANG Tianwen, ZHANG Xiaoling, LI Jianwei, et al. SAR Ship Detection Dataset (SSDD): Official Release and Comprehensive Data Analysis [J]. Remote Sensing, 2021, 13(18): 13183690.
- [34] WEI Shunjun, ZENG Xiangfeng, QU Qizhe, et al. HRSID: A High-Resolution SAR Images Dataset for Ship Detection and Instance Segmentation[J]. IEEE Access, 2020, 8: 120234-120254.
- [35] DING Jun, CHEN Bo, LIU Hongwei, et al. Convolutional Neural Network with Data Augmentation for SAR Target Recognition [J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016, 13(3): 364-368.
- [36] FENG Yifan, HUANG Jiangang, DU Shaoyi, et al. Hyper-YOLO: When Visual Object Detection Meets Hypergraph Computation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2024, 47(4): 2388-2401.
- [37] YAO Bin, ZHANG Cengkun, MENG Qingxiang, et al. SRM-YOLO for Small Object Detection in Remote Sensing Images [J]. Remote Sensing, 2025, 17(12): 17122099.
- [38] XU Yifan, XUE Xiaorong, LI Chuanlu, et al. RLE-YOLO: A Lightweight and Multiscale SAR Ship Detection Based on Improved YOLOv8 [J]. IEEE Access, 2025, 13: 46584-46600.
- [39] ZHOU Shilong, ZHOU Haijin, QIAN Lei. A Multi-Scale Small Object Detection Algorithm SMA-YOLO for UAV Remote Sensing Images [J]. Scientific Reports, 2025, 15 (1): 9255.
- [40] YU Chushi, SHIN Y. An Efficient YOLO for Ship Detection in SAR Images via Channel Shuffled Reparameterized Convolution Blocks and Dynamic Head [J]. ICT Express, 2024, 10(3): 673-679.
- [41] CHEN Dongdong, JU Rusheng, TU Chuangye, et al. GDB-YOLOv5s: Improved YOLO-Based Model for Ship Detection in SAR Images [J]. IET Image Processing, 2024, 18(11): 2869-2883.

作者简介:

陈培尧 男, 本科生, 主要研究方向为雷达图像目标检测。

张相宇 男, 本科生, 主要研究方向为雷达图像目标检测。

丁辉(通信作者) 女, 博士, 副教授, 主要研究方向为雷达图像处理、医学影像分割。

宋家齐 男, 本科生, 主要研究方向为雷达图像目标检测。



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)
2026 年 第 24 卷 第 2 期

Radar Science and Technology

(Bimonthly · Started in 2003)
Vol.24 No.2 2026

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