



中文核心期刊 中国科技核心期刊
中国电子学会雷达分会会刊

ISSN 1672-2337
CN 34-1264/TN

雷达科学与技术

RADAR SCIENCE AND TECHNOLOGY

2023 5

第21卷 第5期 Vol. 21 No.5

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》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》2020年版(即第9版)电子技术、电信技术类的核心期刊。该书由北京大学出版社出版。书中按《中国图书馆分类法》的学科体系,列出了74个学科的核心期刊表,并逐一对核心期刊进行了著录。著录项目包括:书名、并列刊名、主办单位、出版年、出版频率、中图分类号、ISSN号、CN号、邮发代号、编辑部地址、电话、网址、内容简介等。

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,研究工作量大。北京地区十几所高校图书馆、中国科学院文献情报中心、重庆维普资讯有限公司、中国人民大学书报资料中心、中国学术期刊(光盘版)电子杂志社、中国科学技术信息研究所、北京万方数据股份有限公司、国家图书馆和京世纪超星信息技术发展有限责任公司等相关单位的百余名专家和期刊工作者参加了研究。

项目组对核心期刊的评价理论、评价方法等问题进行了深入研究,进一步改进了核心期刊评价方法,使之更趋科学合理,力求使评价结果符合客观实际。对于核心期刊的评价仍采用定量评价和定性评审相结合的方法。定量评价指标体系采用了被引量(全文、摘要)、被摘率(全文、摘要)、被引量、他引量(期刊、博士论文)、影响因子、他引影响因子、5年影响因子、5年他引影响因子、特征因子、论文影响分值、论文被引指数、互引指数、获奖或被重要检索系统收录、基金论文比(国家级、省部级)、Web下载量、Web下载率16个评价指标,选作评价指标统计源的数据库及文摘刊物达48种,统计到的文献数量共计142亿余篇次,涉及期刊13764种。参加核心期刊评审的学科专家1万多位。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1990种核心期刊。

需要特别指出的是,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

《中文核心期刊要目总览》2020年版编委会

2021年3月



《雷达科学与技术》 编辑委员会

顾问 张履谦(院士) 王越(院士)
张锡祥(院士) 毛二可(院士)
张光义(院士) 黄培康(院士)
刘永坦(院士) 郭桂蓉(院士)
黄德(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)
龙腾(院士)
Mark E. Davis(美国)
Hugh Griffiths(英国)
Marc Lesturgie(法国)
Don Sinnott(澳大利亚)
Hermann Rohling(德国)

编辑委员会

主任 吴剑旗(院士)

常务副主任 张成伟

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

委员 (以姓氏笔画为序)

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

主编 吴剑旗(院士)

执行主编 朱庆明 苏纪娟

副主编 松炳超

编辑部主任 王莉

编辑部 松炳超 王莉 张新昀

目次

数据缺失情况下基于 M-SPICE 的低空风切变风速估计方法	李海, 许婷, 严忠平, 张强(473)
IRS辅助的无源双基地雷达直达波干扰抑制	邹鲲, 杨宾锋, 来磊, 李伟(482)
基于频域信息融合和稀疏贝叶斯学习的高分辨 ISAR 成像	景鑫磊, 张宇, 蒋忠进(489)
雷达功放组件输出功率预测	费太勇, 孙知建, 曲智国, 李静明(498)
天线阵列近场 FDA 技术研究	赵研, 陶海红, 畅鑫(505)
基于微多普勒信号分离和 SqueezeNet 的人体身份识别	孙廷鹏, 贺韶枫, 屈乐乐(511)
一种改进窗函数非线性组合法的旁瓣抑制性能研究	韦旺, 汪洁, 朱琪, 缪文杰, 葛俊祥(517)
基于 CLEAN 算法的自适应旁瓣对消技术	柴许杨, 赵志国, 岳政君, 刘野(526)
基于毫米波雷达感知的 CNN-ConvLSTM 多时刻阻塞预测方法	罗文宇, 钟云开, 邵霞, 段臣续(531)
基于胸腔信号样本的 FMCW 雷达身份验证	漆晶, 汪正东, 谢广智(539)
一种基于阵风锋时空变化特征的大风识别算法研究	吴奕霄, 王珂清, 程婷, 项瑛, 周学东, 徐芬(547)
地面战场侦察雷达穿树衰减试验研究	王胜国, 周鹏, 王兰, 吴霞飞(555)
利用低数据率 HRRP 序列进行弹道中段目标识别	袁雪, 韦楠楠, 张兴敢(559)
一种航天器实时外测数据处理软件设计与算法	淡鹏, 何晓松, 王丹(568)
基于 BLUE 的雷达/红外异步融合算法研究	盛琥, 汪海兵(575)
一种车载毫米波 TDM-MIMO 雷达高精度成像方法	磨良升, 晋良念(581)

Radar Science and Technology

(Bimonthly)

Vol.21 No.5

October 2023

CONTENTS

Estimation of Windshear Wind Speed at Low-Altitude Based on M-SPICE with Missing Data	
.....	<i>LI Hai, XU Ting, YAN Zhongping, ZHANG Qiang</i> (473)
Direct Path Interference Suppression for IRS-Assisted Passive Bistatic Radar	
.....	<i>ZOU Kun, YANG Binfeng, LAI Lei, LI Wei</i> (482)
High Resolution ISAR Imaging Based on Frequency Domain Information Fusion and Sparse Bayesian Learning	
.....	<i>JING Xinlei, ZHANG Yu, JIANG Zhongjin</i> (489)
Output Power Prediction of Radar Power Amplifier Module	
.....	<i>FEI Taiyong, SUN Zhijian, QU Zhiguo, LI Jingming</i> (498)
Research on Near-Field FDA Technology in Antenna Arrays	<i>..... ZHAO Yan, TAO Haihong, CHANG Xin</i> (505)
Human Identity Recognition Based on Micro-Doppler Signal Separation and SqueezeNet	
.....	<i>SUN Yanpeng, HE Shaofeng, QU Lele</i> (511)
Research on Sidelobe Suppression Performance of an Improved Window Function Nonlinear Grouping Method	
.....	<i>WEI Wang, WANG Jie, ZHU Qi, MIAO Wenjie, GE Junxiang</i> (517)
Adaptive Side-Lobe Cancellation Technique Based on CLEAN Algorithm	
.....	<i>CHAI Xuyang, ZHAO Zhiguo, YUE Meijun, LIU Ye</i> (526)
Multi-Time Blocking Prediction Method of CNN-ConvLSTM Based on Millimeter Wave Radar Perception	
.....	<i>LUO Wenyu, ZHONG Yunkai, SHAO Xia, DUAN Chenxu</i> (531)
FMCW Radar Authentication Based on Chest Cavity Signal Samples	
.....	<i>QI Jing, WANG Zhengdong, XIE Guangzhi</i> (539)
Research on a Gale Identification Algorithm Based on Temporal and Spatial Variation Characteristics of Gust Front	
.....	<i>WU Yixiao, WANG Keqing, CHENG Ting, XIANG Ying, ZHOU Xuedong, XU Fen</i> (547)
An Experimental Research on Tree Penetration Attenuation of Ground Battlefield Reconnaissance Radar	
.....	<i>WANG Shengguo, ZHOU Peng, WANG Lan, WU Xiafei</i> (555)
Ballistic Midcourse Target Recognition Based on Low Data Rate HRRP Sequence	
.....	<i>YUAN Xue, WEI Nannan, ZHANG Xinggan</i> (559)
Design and Algorithm of a Real-Time Data Processing Software of Exterior Measurement for Spacecraft	
.....	<i>DAN Peng, HE Xiaosong, WANG Dan</i> (568)
Asynchronous Fusion Algorithm Research Based on BLUE for Netted System of Radar/IR Sensors	
.....	<i>SHENG Hu, WANG Haibing</i> (575)
A High Precision Imaging Method for Vehicular Millimeter Wave TDM-MIMO Radar	
.....	<i>MO Liangsheng, JIN Liangnian</i> (581)

数据缺失情况下基于M-SPICE的低空风切变风速估计方法

李海¹, 许婷¹, 严忠平², 张强¹

(1. 中国民航大学天津市智能信号与图像处理重点实验室, 天津 300300;
2. 中国航空工业集团公司雷华电子技术研究所, 江苏无锡 214063)

摘要: 针对机载气象雷达回波数据缺失的情况下, 低空风切变风速估计失准这一问题, 本文提出了一种基于缺失数据稀疏迭代协方差估计(Missing Sparse Iterative Covariance-based Estimation, M-SPICE)的低空风切变风速估计方法。该方法首先构造数据缺失模型, 然后根据协方差拟合准则计算估计算子, 并不断迭代更新得到最终所需的估计算子, 进而恢复得到缺失的风切变数据, 最后将恢复得到的数据重构得到完整的风切变数据, 实现对风场速度的准确估计。仿真结果表明, 该方法能够有效实现缺失数据的重建并精确地估计风速。

关键词: 机载气象雷达; 缺失数据稀疏迭代协方差估计; 低空风切变; 风速估计

中图分类号: TN959.4

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0473-09

Estimation of Windshear Wind Speed at Low-Altitude Based on M-SPICE with Missing Data

LI Hai¹, XU Ting¹, YAN Zhongping², ZHANG Qiang¹

(1. Tianjin Key Lab for Advanced Signal Processing, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China;
2. AVIC Leihua Electronic Technology Research Institute, Wuxi 214063, China)

Abstract: Aiming at the problem of inaccurate wind speed estimation of low-altitude windshear in the absence of airborne weather radar echo data, a missing sparse iterative covariance-based estimation (M-SPICE) method for low-altitude wind speed estimation is proposed in this paper. This method first constructs the data missing model, then calculates the estimation operator according to the covariance fitting criterion, and iteratively updates the final estimation operator to recover the missing windshear data, and finally reconstructs the recovered data to obtain the complete windshear data, so as to achieve the accurate estimation of wind field velocity. The experimental results show that the method can reconstruct the missing data effectively and estimate the wind speed accurately.

Key words: airborne weather radar; missing sparse iterative covariance-based estimation; low-altitude wind-shear; wind speed estimation

0 引言

低空风切变作为极端恶劣天气中危险系数极高的一种大气现象, 具有变化时间短、作用范围小、强度大等特点^[1], 严重威胁了民航的飞行安全。低空风切变现象多半发生在飞机的起飞和降落阶段, 尤其降落阶段最为危险。降落阶段飞机准备降落跑道, 由于飞机距离地面的高度较低, 如果遭遇低空风切变, 驾驶员反应不及极易容易发生飞

行事故, 对待低空风切变这一危险气象我们只能尽量规避。因此, 研究低空风切变检测, 给飞机及时提供预警信息以避免飞行事故就非常有必要。低空风切变的检测流程一般可分为杂波抑制、低空风切变风速估计、平均 F 因子计算、低空风切变危险性判决这四个步骤^[2], 低空风切变风速估计是其中至关重要的一步, 若风速估计失准, 就会直接导致低空风切变检测结果不准确, 因而准确估计低空风切变风速具有重要意义。

收稿日期: 2023-02-05; 修回日期: 2023-03-31

基金项目: 国家重点研发计划项目(No.2021YFB1600600); 民机项目(No.MJ-2018-S-28); 中央高校基本科研业务费项目(No.3122015B002); 中国民航大学蓝天教学名师培养经费

机载气象雷达是用于实时警戒和预报危险气象的主要探测工具之一^[3],在其探测低空风切变时,地杂波回波信号因其广而强的特征掩盖了低空风切变回波信号,因此首先需要抑制杂波,杂波抑制之后才能进行低空风切变风速的估计。在抑制杂波过程中,当抑制掉与其重叠的低空风切变信号时,低空风切变信号发生缺失,使得风速估计结果的准确性大大降低。因此研究数据缺失情况下的低空风切变风速估计具有重要意义。

目前,已有多种低空风切变风速估计方法被提出^[4-6],但所提方法均没有考虑数据缺失的情况。迄今为止,谱估计非参数化法是一种主流的缺失数据恢复方法。CLEAN算法是最早被提出的一种常用于缺失数据的谱估计方法,该算法以迭代的方式对数据进行拟合并去除正弦波^[7],被广泛应用于图像重建问题;缺失数据振幅相位估计(Gapped-data APES, GAPES)算法是基于APES对缺失数据的最小二乘准则的最小化^[8],被应用于合成孔径雷达(SAR)成像问题;缺失数据迭代自适应(Iterative Adaptive Approach, M-IAA)算法使用IAA频谱估计来检索丢失的数据,通过时域的方法对缺失数据进行了恢复^[9],适用于IID样本数较少甚至单个样本的情况,多被应用于雷达成像领域。上述缺失数据恢复算法普遍运算量较大,且应用于数据缺失情况下的低空风切变风速估计中未有相关文献报道。

基于上述问题,本文提出了一种数据缺失情况下基于M-SPICE的低空风切变风速估计方法。该方法首先构造数据缺失模型,然后通过M-SPICE算法求解目标函数,不断迭代更新得到估计算子和协方差矩阵,最后恢复得到缺失数据重构出完整的风切变数据,进而估计风场速度。该方法能很好地提高缺失数据的恢复精度,实现了数据缺失情况下低空风切变风速的准确估计。

1 信号模型

机载气象雷达探测低空风切变示意图如图1所示,天线阵列呈线性排列,由 N 个阵元等间隔组成,载机平台在高度为 H 处以速度 V 匀速直线运动,其中 θ_0 和 φ_l 分别表示低空风切变风场目标的

方位角和俯仰角。则第 $l(l=1,2,\dots,L)$ 个距离单元雷达回波数据 $\mathbf{y}(l)$ 表示为

$$\mathbf{y}(l) = \mathbf{s}(l) + \mathbf{c}(l) + \mathbf{n}(l) \quad (1)$$

式中, $\mathbf{s}(l)$ 为第 l 个距离单元内低空风切变风场产生的雷达回波信号, $\mathbf{c}(l)$ 为第 l 个距离单元内的地杂波信号, $\mathbf{n}(l)$ 为第 l 个距离单元的高斯白噪声。

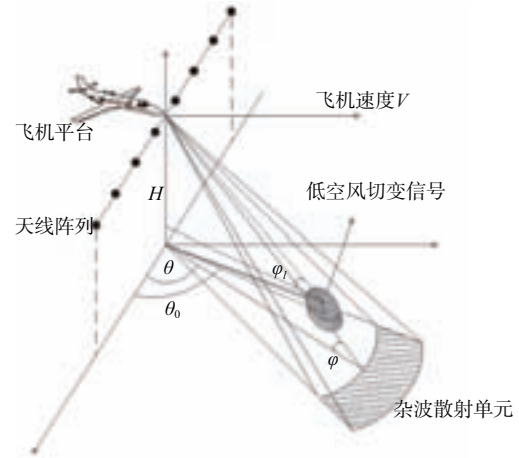


图1 机载气象雷达探测低空风切变示意图

低空风切变是一种分布式目标,单个距离单元的低空风切变回波信号中包含多个散射粒子,将每个散射粒子的幅度、相位相加,得到一个距离单元的低空风切变回波信号 $\mathbf{s}(l)$:

$$\mathbf{s}(l) = \alpha \cdot \mathbf{A}(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} = \alpha \cdot \left[\mathbf{A}_t(f_d)_{K \times 1} \otimes \mathbf{A}_s(\psi_0)_{N \times 1} \right] \quad (2)$$

式中, $\otimes$ 为Kronecker积, α 为低空风切变信号的复幅度, f_d 为低空风切变信号的多普勒频率, ψ_0 为低空风切变信号的空间锥角,且 $\cos \psi_0 = \cos \theta_0 \cos \varphi_l$, $\mathbf{A}(f_d, \psi_0)_{NK \times 1}$ 为低空风切变信号的空时导向矢量,其中时域导向矢量 $\mathbf{A}_t(f_d)_{K \times 1}$ 和空域导向矢量 $\mathbf{A}_s(\psi_0)_{N \times 1}$ 的表达式^[10]分别为

$$\mathbf{A}_t(f_d)_{K \times 1} = \left[1, e^{j\pi 4\pi f_d / \lambda}, \dots, e^{j\pi (K-1) 4\pi f_d / \lambda} \right]^T \odot \mathbf{g}(\sigma_{f_d}) \quad (3)$$

$$\mathbf{A}_s(\psi_0)_{N \times 1} = \left[1, e^{j2\pi d \cos \theta_0 \cos \varphi_l / \lambda}, \dots, e^{j2\pi d (N-1) \cos \theta_0 \cos \varphi_l / \lambda} \right]^T \odot \mathbf{g}(\sigma_{\psi_0}) \quad (4)$$

式中, $\odot$ 为Hadamard积,T为转置, $\mathbf{g}(\sigma_{f_d})$ 和 $\mathbf{g}(\sigma_{\psi_0})$

分别为低空风切变信号的频率扩展函数和角度扩展函数^[11]。

地杂波信号仿真采用的是Ward模型,其仿真原理为:首先依据雷达参数确定距离分辨率,然后再根据角度分辨率将雷达辐射范围进行角度划分,最后根据角度和距离分辨率将第 l 个距离单元的地杂波划分为 M 个杂波散射单元,将所有杂波散射单元的信号叠加就得到一个距离单元内的地杂波信号。则第 l 个距离单元的地杂波信号 $\mathbf{c}(l)$ 可表示为

$$\mathbf{c}(l) = \sum_{m=1}^M \frac{\sqrt{P c_{\text{RCS}}}}{R_l^2} F(\theta_{l,m}) \mathbf{a}(f_{d,m}, \psi_{s,m})_{NK \times 1} \quad (5)$$

式中, M 为杂波散射单元总数, P 为雷达接收功率, c_{RCS} 为杂波散射单元的反射系数, R_l 为第 l 个距离单元的杂波散射单元与载机平台之间的斜距, $F(\theta_{l,m})$ 为雷达天线方向图, $\mathbf{a}(f_{d,m}, \psi_{s,m})$ 为杂波散射单元 $NK \times 1$ 维的空时导向矢量,可表示为

$$\mathbf{a}(f_{d,m}, \psi_{s,m})_{NK \times 1} = [1, e^{j\pi f_{d,m}}, \dots, e^{j\pi(K-1)f_{d,m}}]_{K \times 1}^T \otimes [1, e^{j2\pi d \cos \psi_{s,m}/\lambda}, \dots, e^{j2\pi(N-1)d \cos \psi_{s,m}/\lambda}]_{N \times 1}^T \quad (6)$$

2 基于M-SPICE的低空风切变风速估计方法

基于M-SPICE的低空风切变风速估计方法首先抑制杂波,然后通过M-SPICE算法迭代得到估计算子,再利用估计算子计算协方差矩阵,进而恢复得到缺失的风切变数据,最后将恢复出来的缺失数据重构成完整的风切变数据,实现风场速度的准确估计。该方法可主要分为杂波抑制、缺失风切变数据的恢复和低空风切变风速估计三部分,下面将进行详细阐述。

2.1 基于正交投影STAP的杂波抑制

通过雷达接收到的不同距离单元回波数据可计算得到其协方差矩阵,则第 l 个距离单元的协方差为

$$\hat{\mathbf{R}}(l) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L \mathbf{y}(l) \mathbf{y}^H(l) \quad (7)$$

式中, L 为距离单元总数, H 表示共轭转置, $\mathbf{y}(l)$ 为雷达接收到的第 l 个距离单元的回波数据。将 $\hat{\mathbf{R}}(l)$ 进行特征分解^[12],可得

$$\hat{\mathbf{R}}(l) = \mathbf{U} \mathbf{\Lambda} \mathbf{U}^H = \sum_{i=1}^D \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H + \sum_{i=D+1}^L \lambda_i \mathbf{u}_i \mathbf{u}_i^H \quad (8)$$

式中: λ_i 为 $\hat{\mathbf{R}}(l)$ 的特征值, $\mathbf{u}_i$ 为其对应的特征向量, $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_{NK}]$, $\mathbf{\Lambda}$ 为各特征值构成的对角矩阵, $\mathbf{\Lambda} = \text{diag}[\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_{NK}]$; D 为杂波协方差矩阵中的前 D 个较大特征值,其对应的特征向量构成杂波子空间,剩余 $L - D$ 个较小特征值对应的特征向量构成噪声子空间^[13]。

然后构建与杂波子空间正交的投影矩阵对消杂波,可以表示为

$$\mathbf{P}_c = \mathbf{I} - \mathbf{U}(\mathbf{U}^H \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U}^H \quad (9)$$

投影矩阵 $\mathbf{P}_c$ 对雷达回波数据 $\mathbf{y}(l)$ 进行投影变换后得到剩余数据 $\tilde{\mathbf{y}}(l)$,可以表示为

$$\tilde{\mathbf{y}}(l) = \mathbf{P}_c^H \mathbf{y}(l) \quad (10)$$

同时投影矩阵 $\mathbf{P}_c$ 对风切变信号的空时导向矢量 $\mathbf{G}(l)$ 进行投影变换后变为

$$\tilde{\mathbf{G}}(l) = \mathbf{P}_c^H \mathbf{G}(l) \quad (11)$$

则第 l 个距离单元的协方差矩阵变为

$$\tilde{\mathbf{R}}(l) = \frac{1}{L} \sum_{i=1}^L (\mathbf{P}_c^H \tilde{\mathbf{y}}(l) \tilde{\mathbf{y}}^H(l) \mathbf{P}_c) = \mathbf{P}_c^H \hat{\mathbf{R}}(l) \mathbf{P}_c \quad (12)$$

投影变换后求解STAP权矢量,即在线性约束准则下转化为求解最优权矢量问题:

$$\begin{cases} \min \omega_l^H \tilde{\mathbf{R}}(l) \omega_l \\ \text{s.t. } \omega_l^H \tilde{\mathbf{G}}(l) = 1 \end{cases} \quad (13)$$

通过最小均方误差准则求解式(13),即可得到最优权矢量:

$$\omega_l = \mu \tilde{\mathbf{R}}^{-1}(l) \tilde{\mathbf{G}}(l) \quad (14)$$

式中, μ 为常数, ω_l 为正交投影STAP算法求得的最优权矢量,且将用于后面低空风切变风速的估计中。

2.2 基于M-SPICE算法的缺失风切变数据恢复

在2.1节进行杂波抑制后,部分低空风切变信号发生了缺失,这将会导致低空风切变风速估计准确性大大降低,因此有必要将缺失的低空风切变信号恢复出来,再估计低空风切变的场速度。

雷达回波信号可以看作由不同方向和不同多普勒频率信号的叠加,将表示回波信号方向的角度域均匀离散化为 $N_s = \rho_s N$ 个网格、多普勒域均匀离散化为 $N_t = \rho_t K$ 个网格(ρ_s 和 ρ_t 分别表示离散

化系数),则整个空时域被离散化为 $Q = N_s N_t$ 个网格,第 l 个待检测单元的信号可表示为

$$\tilde{\mathbf{y}}(l) = \sum_{q=1}^Q \alpha_{l,q} \mathbf{a}(f_{d,q}, \psi_{s,q}) + \mathbf{n} = \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{n} \quad (15)$$

式中: Q 为划分的网格总数; $\alpha_{l,q}$ 为第 l 个距离单元、第 q 个单元网格信号的幅度值; $\mathbf{n}$ 为噪声向量,其协方差矩阵为 $\sigma_n^2 \mathbf{I}$; 空时字典 $\mathbf{A}$ 由多个单元网格的空时导向矢量 $\mathbf{a}(f_{d,q}, \psi_{s,q})$, ($q = 1, 2, \dots, N_t, q = 1, 2, \dots, N_s$) 构成,表示为

$$\mathbf{A} = [\mathbf{a}(f_{d,1}, \psi_{s,1}), \dots, \mathbf{a}(f_{d,1}, \psi_{s,N_s}), \dots, \mathbf{a}(f_{d,N_t}, \psi_{s,1}), \dots, \mathbf{a}(f_{d,N_t}, \psi_{s,N_s})] \quad (16)$$

将空时字典写成向量形式表示为 $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_2, \dots, \mathbf{a}_Q]$ 。

基于 M-SPICE 算法恢复缺失的风切变数据,首先需要进行数据缺失模型的建立,然后根据 M-SPICE 算法求解估计算子,用求得的估计算子计算出协方差矩阵,进而利用有效数据和缺失数据在时域具有相同谱成分的关系恢复得到缺失数据^[14]。下面分别介绍缺失数据恢复的模型建立、估计算子和协方差矩阵的求解及缺失数据时域恢复的详细过程。

1) 建立数据缺失模型

根据杂波抑制之后的信号建立数据缺失模型,用 L_g 表示有效单元数, L_m 表示缺失单元数, $L = L_g + L_m$ 为完整单元数。构造 $L_g \times 1$ 有效数据选择矩阵 $\mathbf{S}_g$, 从 $\tilde{\mathbf{y}}(l)$ 中选择出有效数据组合成一个 $L_g \times K$ 维矩阵,表示为有效数据矩阵 $\mathbf{y}_g$, 构造 $L_m \times 1$ 缺失数据选择矩阵 $\mathbf{S}_m$, 将缺失的数据矩阵组合成 $L_m \times K$ 维矩阵,表示为缺失数据矩阵 $\mathbf{y}_m$, 有效数据矩阵 $\mathbf{y}_g$ 表达式及其对应的空时导向矢量表达式可表示为

$$\begin{cases} \mathbf{y}_g = \mathbf{S}_g \tilde{\mathbf{y}}(l) = \mathbf{S}_g (\mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{n}) = \mathbf{S}_g \mathbf{A}\boldsymbol{\alpha} + \mathbf{S}_g \mathbf{n} \\ \mathbf{A}_g(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} = \mathbf{S}_g \mathbf{A}(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} \end{cases} \quad (17)$$

则第 l 个距离单元的有效数据协方差矩阵可以表示为

$$\begin{aligned} \mathbf{R}_g(l) &= \mathbf{E}(\mathbf{y}_g(l) \mathbf{y}_g^H(l)) = \\ &= \sum_{q=1}^Q |\alpha_{l,q}|^2 \mathbf{A}_g(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} \mathbf{A}_g^H(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} + \text{diag}\{\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n\} = \\ &= \sum_{q=1}^Q p_{l,q} \mathbf{A}_g(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} \mathbf{A}_g^H(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} + \sigma_n \mathbf{I}_{NK \times NK} \end{aligned} \quad (18)$$

式中: $|\alpha_{l,q}|^2 = p_{l,q}$, $p_{l,q}$ 被称为估计算子,是未知量; $\mathbf{A}_g(f_d, \psi_0)_{NK \times 1}$ 为每个网格对应的空时导向矢量; σ_n 为接收机噪声功率,视为已知量。

2) 利用 M-SPICE 算法求解估计算子和协方差矩阵

为了求解得到估计算子 $p_{l,q}$, 可通过 M-SPICE 算法,优化求解其目标函数的最小值,其目标函数及约束条件如下^[15]:

$$\begin{cases} \min f = \left\| \mathbf{R}_g^{-\frac{1}{2}}(l) (\hat{\mathbf{R}}_g(l) - \mathbf{R}_g(l)) \right\|_F^2 \\ \text{s.t.} \quad \frac{\left\| (\text{diag}(p_{l,q}))^{t+1} - (\text{diag}(p_{l,q}))^t \right\|_2^2}{\left\| (\text{diag}(p_{l,q}))^t \right\|_2^2} \leq \kappa \end{cases} \quad (19)$$

式中, $\text{diag}(p_{l,q})$ 为由估计算子 $p_{l,q}$ 构成的空时二维谱的功率对角矩阵。为方便表示,将 $\text{diag}(p_{l,q})$ 记为 $\mathbf{B}$, 则式(19)可以表示为

$$\begin{cases} \min f = \left\| \mathbf{R}_g^{-\frac{1}{2}}(l) (\hat{\mathbf{R}}_g(l) - \mathbf{R}_g(l)) \right\|_F^2 \\ \text{s.t.} \quad \frac{\left\| \mathbf{B}^{t+1} - \mathbf{B}^t \right\|_2^2}{\left\| \mathbf{B}^t \right\|_2^2} \leq \kappa \end{cases} \quad (20)$$

式中: f 为 M-SPICE 算法的目标函数; 权矩阵 $\mathbf{R}_g^{-\frac{1}{2}}$ 为 $\mathbf{R}_g^{-1}$ 的平方根矩阵; κ 为 M-SPICE 算法精度水平的阈值; $\hat{\mathbf{R}}_g(l)$ 为第 l 个距离单元有效数据矩阵的最大似然估计,其表达式为

$$\hat{\mathbf{R}}_g(l) = \mathbf{y}_g(l) \mathbf{y}_g^H(l) \quad (21)$$

将式(21)代入式(20)的目标函数中,并将 Frobenius 范数展开化简得到

$$\begin{aligned} f &= \left\| \mathbf{R}_g^{-\frac{1}{2}}(l) (\hat{\mathbf{R}}_g(l) - \mathbf{R}_g(l)) \right\|_F^2 = \\ &= \text{Tr} \left[\mathbf{R}_g^{-\frac{1}{2}}(l) (\mathbf{y}_g(l) \mathbf{y}_g^H(l) - \mathbf{R}_g(l)) (\mathbf{R}_g^{-\frac{1}{2}}(l))^H (\mathbf{y}_g(l) \mathbf{y}_g^H(l) - \mathbf{R}_g(l))^H \right] = \\ &= \text{Tr} \left[\mathbf{R}_g^{-1}(l) (\mathbf{y}_g(l) \mathbf{y}_g^H(l) - \mathbf{R}_g(l))^2 \right] = \\ &= \text{Tr}(\mathbf{R}_g(l)) + \text{Tr}(\mathbf{y}_g(l) \mathbf{y}_g^H(l)) \mathbf{y}_g^H(l) \mathbf{R}_g^{-1}(l) \mathbf{y}_g(l) - 2 \left\| \mathbf{y}_g(l) \right\|_2^2 = \\ &= \left\| \mathbf{y}_g(l) \right\|_2^2 \mathbf{y}_g^H(l) \mathbf{R}_g^{-1}(l) \mathbf{y}_g(l) + \mathbf{E} \left[\left\| \mathbf{y}_g(l) \right\|_2^2 \right] - 2 \left\| \mathbf{y}_g(l) \right\|_2^2 \end{aligned} \quad (22)$$

由于第 l 个距离单元的有效数据矩阵 $\mathbf{y}_g(l)$ 是由低空风切变目标和噪声叠加而成的,所以 $\mathbf{y}_g(l)$

的L2范数平方的数学期望可以表示为

$$E[\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2] = \sum_{q=1}^Q p_{l,q} \|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2 + NK\sigma_n \quad (23)$$

于是,进一步将目标函数 f 写为

$$f = \|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2 \mathbf{y}_g^H(l) \mathbf{R}_g^{-1}(l) \mathbf{y}_g(l) + \sum_{q=1}^Q p_{l,q} \|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2 + NK\sigma_n - 2\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2 \quad (24)$$

由于 $\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2$ 是已知的,可视为常数,为了简化计算,将式(24)两边同时除以 $\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2$ 得到

$$\frac{f}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} = \mathbf{y}_g^H(l) \mathbf{R}_g^{-1}(l) \mathbf{y}_g(l) + \sum_{q=1}^Q p_{l,q} \frac{\|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} + NK \frac{\sigma_n}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} - 2 \quad (25)$$

式(25)中后一项为常数,不影响求解式(24)最小值问题的结果,即可以忽略,从而将目标函数 f 写成 f_1 ,表达式为

$$f_1 = \mathbf{y}_g^H(l) \mathbf{R}_g^{-1}(l) \mathbf{y}_g(l) + \sum_{q=1}^Q p_{l,q} \frac{\|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} + NK \frac{\sigma_n}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} \quad (26)$$

目标函数 f_1 是一个凸优化问题,根据Rojas等人^[16]的研究可知,求解式(26)的最小值问题可以转换为等式约束最优化问题:

$$\begin{cases} \min \mathbf{y}_g^H(l) (\mathbf{R}_g(l))^{-1} \mathbf{y}_g(l) \\ \text{s.t.} \sum_{q=1}^Q p_{l,q} \frac{\|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} + NK \frac{\sigma_n}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} \leq 1 \end{cases} \quad (27)$$

为了求解式(27),将式(27)中的有效数据协方差矩阵 $\mathbf{R}_g(l)$ 表示为^[17]

$$\mathbf{R}_g(l) = \boldsymbol{\Theta}^H \mathbf{B} \boldsymbol{\Theta} \quad (28)$$

式中, $\boldsymbol{\Theta} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{I}_{NK}]$ 为一个由风切变信号和噪声组成的 $NK \times (Q + NK)$ 维空时字典,则将式(28)代入到式(27)中,可以写为

$$\begin{cases} \min \mathbf{y}_g^H(l) (\boldsymbol{\Theta}^H \mathbf{B} \boldsymbol{\Theta})^{-1} \mathbf{y}_g(l) \\ \text{s.t.} \sum_{q=1}^Q p_{l,q} \frac{\|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} + NK \frac{\sigma_n}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} \leq 1 \end{cases} \quad (29)$$

为了方便求解式(29)的最小值问题,引入一个新的矩阵 $\boldsymbol{\Psi}$:

$$\boldsymbol{\Psi} = (\boldsymbol{\Theta}^{-1})^H \quad (30)$$

即

$$\begin{cases} \boldsymbol{\Theta} = (\boldsymbol{\Psi}^H)^{-1} \\ \boldsymbol{\Psi}^H \boldsymbol{\Theta} = \mathbf{I}_{NK} \end{cases} \quad (31)$$

将式(31)代入式(29)得

$$\begin{cases} \min \mathbf{y}_g^H(l) (\mathbf{R}_g(l))^{-1} \mathbf{y}_g(l) = \min \mathbf{y}_g^H(l) \boldsymbol{\Theta}^{-1} \mathbf{B}^{-1} (\boldsymbol{\Theta}^H)^{-1} \mathbf{y}_g(l) = \min \mathbf{y}_g^H(l) \boldsymbol{\Psi}^H \mathbf{B}^{-1} \boldsymbol{\Psi} \mathbf{y}_g(l) \\ \text{s.t.} \boldsymbol{\Psi}^H \boldsymbol{\Theta} = \mathbf{I}_{NK} \\ \sum_{q=1}^Q p_{l,q} \frac{\|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} + NK \frac{\sigma_n}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2} \leq 1 \end{cases} \quad (32)$$

根据拉格朗日乘子法^[18]和柯西瓦茨不等式^[19],可得到该最小值问题的解为

$$p_{l,q} = \frac{|\boldsymbol{\Psi} \mathbf{y}_g(l)|}{w_{l,q}^{1/2} \rho} \quad (33)$$

式中, $\boldsymbol{\Psi} = \mathbf{B}_{(t)} \boldsymbol{\Theta} (\mathbf{R}_g(l))^{-1}$, $\rho = \sum_{q=1}^Q w_{l,q}^{1/2} |\boldsymbol{\Psi} \mathbf{y}_g(l)| +$

$$\sum_{n=Q+1}^{Q+NK} \frac{|\boldsymbol{\Psi} \mathbf{y}_g(l)|}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2}, w_{l,q} = \frac{\|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2}{\|\mathbf{y}_g(l)\|_2^2}.$$

具体求解 $(\mathbf{R}_g(l))_{(t)}$ 和 $\mathbf{B}_{(t)}$ 的过程可以表示为

$$\begin{cases} (\mathbf{R}_g(l))_{(t)} = \sum_{q=1}^Q \frac{|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})^H \mathbf{y}_g(l)|}{\|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2} \mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q}) (\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q}))^H + \sigma_n \mathbf{I}_{NK \times NK}, & t = 0 \\ \mathbf{B}_{(t)} = \text{diag} \left(\frac{|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})^H \mathbf{y}_g(l)|}{\|\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q})\|_2^2} \right), & t = 0 \end{cases} \quad (34)$$

$$\begin{cases} (\mathbf{R}_g(l))_{(t)} = \sum_{q=1}^Q p_{l,q(t-1)} \mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q}) (\mathbf{a}_g(f_{d,q}, \psi_{s,q}))^H + \sigma_n \mathbf{I}_{NK \times NK}, & t = 1, 2, \dots, N \\ \mathbf{B}_{(t)} = \text{diag}(p_{l,q(t-1)}), & t = 1, 2, \dots, N \end{cases} \quad (35)$$

M-SPICE 算法首先通过式(34)计算得到初始值 $(R_g(l))_{(0)}$ 和 $B_{(0)}$, 然后根据式(33)得到 $p_{l,q(0)}$; 其次判断 $p_{l,q(0)}$ 是否满足式(19)的约束条件, 若满足则 $p_{l,q(0)}$ 为最终的估计算子, 若不满足, 则通过式(35)进行迭代, 直到满足式(19)的约束条件终止迭代, 即最后一次迭代得到的值 $p_{l,q(i-1)}$ 为所需的 $p_{l,q}$; 最后将 $p_{l,q}$ 代入式(18)得到有效数据协方差矩阵。

3) 缺失数据时域恢复

有效数据和缺失数据在时域具有相同的谱成分, 利用有效数据通过 2.2 节优化目标函数不断迭代求解有效数据协方差矩阵, 只需要用最后一次迭代值恢复缺失数据:

$$\begin{aligned} y_m(l) &= A_m(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} Z_s = \\ & A_m(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} \rho^i A_g(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} R_g^{-1}(l) y_g(l) \end{aligned} \quad (36)$$

式中, $A_m(f_d, \psi_0)_{NK \times 1}$ 是由缺失导向矢量构成的矩阵, 可表示为 $A_m(f_d, \psi_0)_{NK \times 1} = S_m A(f_d, \psi_0)_{NK \times 1}$; ρ^i 是式(33)中 ρ 第 i 次迭代得到的值。

将恢复出来的缺失数据补全到缺失的距离单元, 然后根据有效数据选择矩阵 S_g 和缺失数据选择矩阵 S_m 之间的关系 $S_g^T S_g + S_m^T S_m = I_{NK \times NK}$, 得到重建全数据 $\hat{y}$ 。

$$\begin{aligned} \hat{y} &= (S_g^T S_g + S_m^T S_m) \hat{y} = \\ & S_g^T S_g \hat{y} + S_m^T S_m \hat{y} = \\ & S_g^T y_g + S_m^T y_m \end{aligned} \quad (37)$$

2.3 低空风切变风速估计

根据式(14)知, 已经得到了抑制杂波后的最优权矢量 ω_l , 发生缺失的低空风切变信号经过 2.2 节恢复后得到了完整的低空风切变信号, 因此可以由以下表达式计算得到各个距离单元内的归一化多普勒频率:

$$\hat{f}_l = \arg \max \omega_l^H \hat{y}(l) \quad (38)$$

第 l 个距离单元的低空风切变风速估计结果为

$$\hat{v}_l = \frac{\lambda \hat{f}_l f_r}{4} \quad (39)$$

3 方法流程

数据缺失情况下基于 M-SPICE 的低空风切变风速估计方法流程图如图 2 所示。

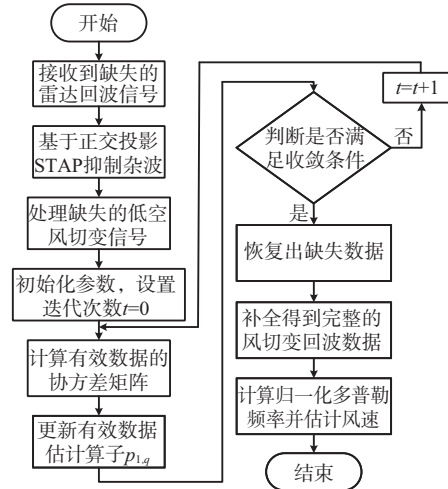


图 2 数据缺失情况下基于 M-SPICE 的低空风切变风速估计方法流程图

4 仿真结果及分析

4.1 仿真条件描述

假设低空风切变场位于载机前方 12.5 km 处, 风场的水平风速范围为 -50~50 m/s, 实验仿真中其他参数如表 1 所示。

表 1 载机和雷达主要仿真参数

参数名称	参数值
载机高度/m	600
载机速度/(m·s ⁻¹)	87.5
距离分辨率/m	150
波长/m	0.032
脉冲重复频率/Hz	7 000
阵元个数	16
采样脉冲数	64
主瓣方向/(°)	(60, 0)
信噪比/dB	5
杂噪比/dB	40

4.2 仿真结果分析

图 3 为机载气象雷达回波信号的空时二维谱。从图 3 可以看出, 地杂波回波信号在空时域呈半椭圆形分布, 且地杂波回波信号功率强烈, 主瓣方向

尤为明显;低空风切变信号呈一条窄带分布于杂波主瓣位置处,分布范围小。由此可知,低空风切变回波信号相较于地杂波回波信号分布十分微弱,低空风切变回波信号多普勒信息几乎被地杂波回波信号所淹没,所以必须将地杂波回波信号完全消除,才能实现后续的低空风切变风速估计。

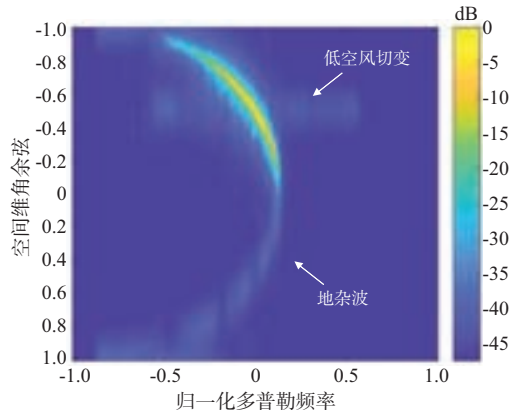


图3 机载气象雷达回波信号空时二维谱

图4所示为杂波抑制后的低空风切变信号距离多普勒。由图4可知,在零多普勒频率处形成明显的凹口,地杂波信号被完全抑制。低空风切变信号具有显著的反“S”型变化特征,但反“S”形状不连续,这意味着在抑制杂波时也抑制掉了部分低空风切变信号,导致部分距离单元的低空风切变数据缺失。

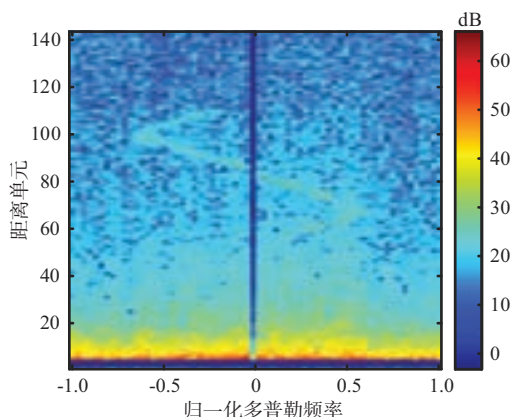


图4 杂波抑制后的低空风切变信号距离多普勒

图5所示为低空风切变数据缺失的风速估计结果图。从图5可以看出,与低空风切变信号的原始速度分布结果相比,部分距离单元的低空风切变信号发生缺失,进而导致风速估计的准确性大大降低,所以应该通过数据恢复方法,将缺失的数

据恢复出来才能准确估计低空风切变风速。

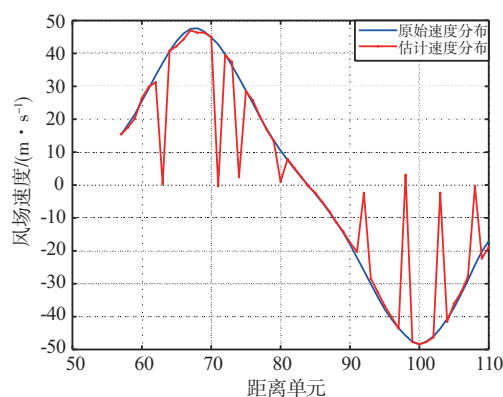


图5 低空风切变数据缺失的风速估计结果

图6为基于M-SPICE方法恢复缺失数据后的风速估计结果。可以看出缺失数据恢复后的风速估计值较贴合原始速度分布值,说明本文所提方法恢复精度高,风速估计结果较好。图7所示为第92号距离单元缺失数据恢复后的频谱图,从图7中能够直观看出,缺失的数据可以被完整恢复出来。

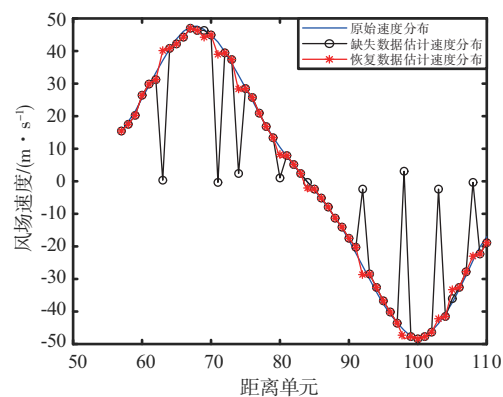


图6 基于M-SPICE方法恢复缺失数据后的风速估计结果

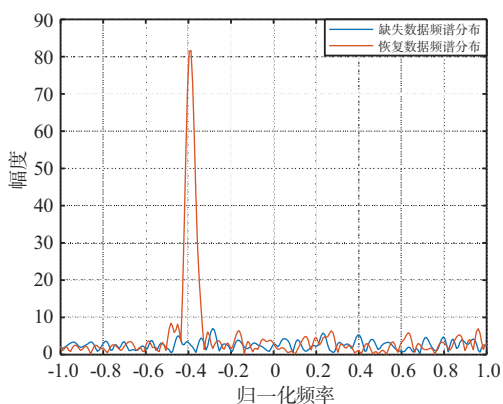


图7 第92号距离单元缺失数据恢复后的频谱分布

图8所示为本文方法、GAPES、MIAA方法在同

一数据缺失条件下的风速估计对比图。从图 8 可以看出本文方法恢复缺失数据表现出良好的性能,可以准确估计风速且数据恢复精度更高。而 GAPES、MIAA 方法恢复缺失数据的精度低,没有准确恢复出个别距离单元缺失的风切变信号,从而导致风速估计不准确。

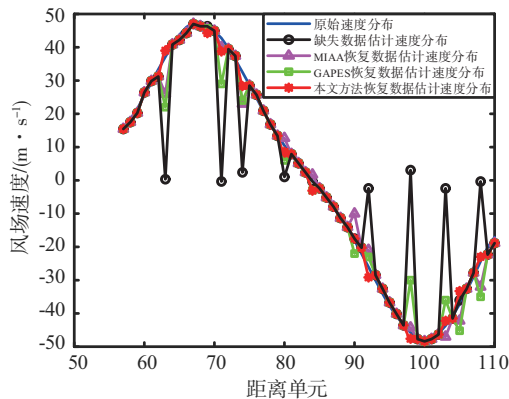


图 8 不同恢复方法的低空风切变风速估计对比

表 2 所示为本文方法与 GAPES、MIAA 方法完成缺失数据恢复后风速估计的运行时间对比,从表中可以看出其他两种方法由于迭代收敛速度慢,导致整个运行时间较慢,而本文方法因其循环最小化优势具有更快的迭代收敛速度,大大减少

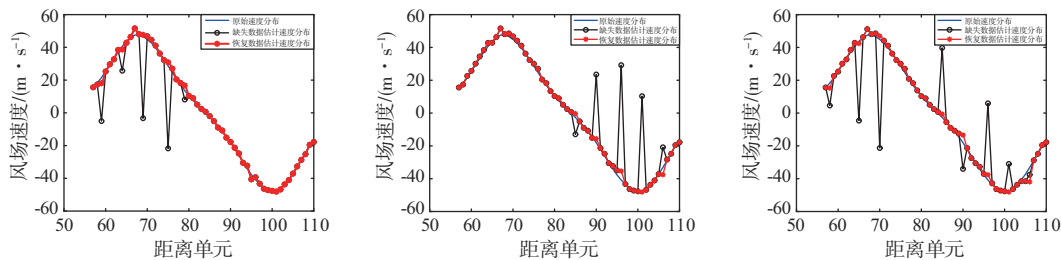
了运行时间。

表 2 不同恢复方法运行时间对比

方法	运行环境	计算机配置	运行时间/s
GAPES		CPU:2.10 GHz	1 021
MIAA	MATLAB R2018b	Inter(R) Silver 4216,	986
M-SPICE		内存:384 GB	189

基于实际风速数据缺失分别对数据缺失的位置和不同缺失率这两种情况进行实验验证,并使用均方根误差和相对误差两个指标来评估 M-SPICE 方法的恢复性能,每组实验重复 100 次,取均方根误差和相对误差的平均值。

图 9 为风场数据在不同位置缺失时基于 M-SPICE 算法恢复结果图,其中图 9(a)为风场前半部分位置数据缺失恢复结果图,图 9(b)为风场后半部分位置数据缺失恢复结果图,图 9(c)为整个风场数据随机缺失恢复结果图。表 3 为风场数据在不同位置缺失恢复后的均方根误差对比和相对误差对比,从表中可以看出,风场数据在不同位置缺失时,M-SPICE 方法的均方根误差和相对误差变化较小,可以说明 M-SPICE 方法在风场数据任何位置缺失情况下都能够较好地恢复出缺失数据。



(a) 风场前半部分缺失数据恢复结果 (b) 风场后半部分缺失数据恢复结果 (c) 整个风场数据随机缺失恢复结果

图 9 风场数据在不同位置缺失时基于 M-SPICE 算法恢复结果

表 3 风场数据在不同位置缺失时基于 M-SPICE 算法的误差比较

风场数据缺失位置	均方根误差/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)	相对误差/($\text{m}\cdot\text{s}^{-1}$)
风场前半部分	1.258 3	0.179 6
风场后半部分	1.260 1	0.180 2
整个风场	1.258 9	0.179 9

图 10 为风场数据不同缺失率时基于 M-SPICE 算法恢复结果图,其中图 10(a)为风场数据缺失率

为 5% 时的恢复结果图,图 10(b)为风场数据缺失率为 10% 时的恢复结果图,图 10(c)为风场数据缺失率为 20% 时的恢复结果图。表 4 为风场数据不同缺失率时恢复后的均方根误差对比和相对误差对比,从表中可以看出,随着数据缺失率的升高,M-SPICE 方法的均方根误差和相对误差逐渐增大,但该方法仍能有效恢复出缺失数据,具有良好的数据恢复性能。

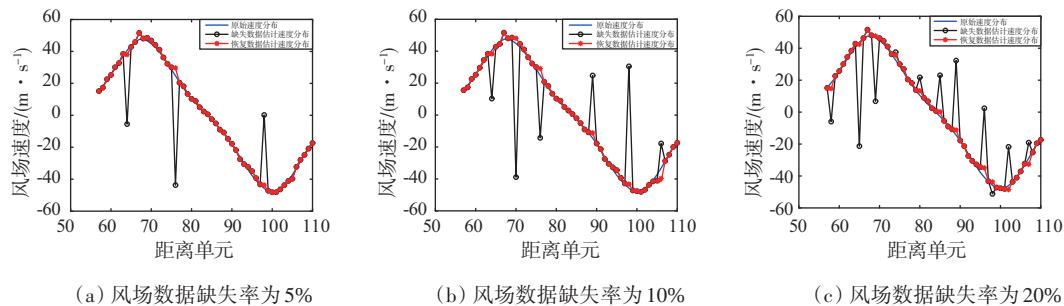


图10 风场数据不同缺失率时基于M-SPICE算法恢复结果

表4 风场数据不同缺失率时基于M-SPICE算法的误差比较

风场数据缺失率	均方根误差/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)	相对误差/($\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$)
5%	1.208 3	0.172 0
10%	1.255 7	0.179 4
20%	1.348 4	0.192 3

5 结束语

本文将稀疏迭代协方差算法应用到机载气象雷达缺失数据处理中,针对雷达回波数据缺失导致低空风切变风速估计不准问题,提出了一种基于缺失数据稀疏迭代协方差估计的低空风切变风速估计方法。该方法利用已知有效数据,通过不断迭代得到的估计算子,恢复得到缺失的低空风切变信号,进而对风场速度进行精确估计。实验结果证明该方法可以高精度恢复出缺失的低空风切变信号,并且运算量小,相较于GAPES、MIAA两种恢复方法具有更少的运行时间。本文方法在雷达回波数据发生缺失的情况下,对于准确估计低空风切变风速具有实际意义。

参考文献:

- [1] LI Hai, ZHENG Lei, MENG Fanwang. Low-Altitude Wind-shear Estimation Method Based on Four-Dimensional Frequency Domain Compensation for Fuselage Frustum Conformal Array[J]. Sensors, 2023, 23(1):371.
- [2] 宋迪. 基于RD-STAP的线性调频连续波低空风切变检测方法研究[D]. 天津: 中国民航大学, 2020.
- [3] 刘琴, 李明磊, 汪玲, 等. 机载气象雷达目标的三维建模方法研究[J]. 雷达科学与技术, 2022, 20(4):435-441.
- [4] 李海, 谢伶俐, 张志宁. 复杂地形环境下基于CL-KA-STAP的低空风切变风速估计方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(12):3647-3655.
- [5] 李海, 雍从建, 范懿, 等. 幅相误差下基于CMCAP-JDL的

低空风切变风速估计[J]. 信号处理, 2020, 36(4):502-510.

- [6] 李海, 宋迪, 呼延泽, 等. LFM CW体制下基于TDPC-JDL的低空风切变风速估计方法[J]. 系统工程与电子技术, 2020, 42(7):1504-1509.
- [7] SCHWARZ U J. Mathematical-Statistical Description of the Iterative Beam Removing Technique (Method CLEAN) [J]. Astronomy and Astrophysics, 1978, 65:345.
- [8] LARSSON E G, STOICA P, LI Jian. Amplitude Spectrum Estimation for Two-Dimensional Gapped Data [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2002, 50(6):1343-1354.
- [9] STOICA P, LI Jian, LING Jun. Missing Data Recovery via a Nonparametric Iterative Adaptive Approach [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2009, 16(4):241-244.
- [10] BRINGI V N, CHANDRASEKAR V. Polarimetric Doppler Weather Radar: Principles and Applications [M]. UK: Cambridge University Press, 2005.
- [11] BOYER E, LARZABAL P, ADNET C, et al. Parametric Spectral Moments Estimation for Wind Profiling Radar [J]. IEEE Trans on Geoscience & Remote Sensing, 2003, 41(8):1859-1868.
- [12] 黄凤青. 基于子空间方法杂波抑制的慢动目标检测[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2020.
- [13] 时艳玲, 王磊, 李君豪. 基于投影空间下奇异值分解的海面小目标CFAR检测[J]. 系统工程与电子技术, 2022, 44(2):512-519.
- [14] STOICA P, LARSSON E G, LI Jian. Adaptive Filter-Bank Approach to Restoration and Spectral Analysis of Gapped Data [J]. The Astronomical Journal, 2000, 120(4):2163-2173.
- [15] STOICA P, BABU P, LI Jian. SPICE: A Sparse Covariance-Based Estimation Method for Array Processing [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(2):629-638.
- [16] ROJAS C R, KATSELIS D, HJALMARSSON H. A Note on the SPICE Method [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2013, 61(18):4545-4551.
- [17] 熊丹丹, 刘剑锋, 赵红景天, 等. 基于稀疏迭代协方差

(下转第488页)

IRS辅助的无源双基地雷达直达波干扰抑制

邹 鲲, 杨宾锋, 来 磊, 李 伟

(空军工程大学信息与导航学院, 陕西西安 710077)

摘要: 无源双基地雷达(Passive Bistatic Radar, PBR)利用外辐射源发射的信号实现对目标的探测,而在回波数据中,外辐射源的直达波干扰(Direct Path Interference, DPI)信号具有较强的功率,容易对弱目标的检测带来影响,因此对直达波的抑制是PBR信号处理的重要内容。智能反射表面(Intelligent Reflect Surface, IRS)可以控制入射波的反射方向,实现对电磁波传播的控制。为此本文将IRS应用于PBR的DPI的抑制,在雷达接收机附近放置IRS,通过优化IRS各个单元的离散相位,将回波中的DPI功率约束在一定范围内,并最大化目标回波的功率。该优化问题是非凸的二次约束二次规划,利用坐标上升法,可以得到较为满意的结果。计算机仿真分析表明,在接收机附近放置中等尺寸的IRS,信干噪比(Signal to Interference plus Noise Ratio, SINR)可以提升8 dB左右。

关键词: 无源双站雷达; 直达波干扰; 智能反射表面; 坐标上升法; 信干噪比

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0482-07

Direct Path Interference Suppression for IRS-Assisted Passive Bistatic Radar

ZOU Kun, YANG Bin Feng, LAI Lei, LI Wei

(School of Information and Navigation, Air Force Engineering University, Xi'an 710077, China)

Abstract: Passive bistatic radar (PBR) uses the signals transmitted by external emitters to detect targets. In the echo data, the direct path interference (DPI) of external emitters has strong power, which will affect the detection of weak targets. Therefore, the suppression of DPI is an important part of PBR signal processing. The intelligent reflection surface (IRS) can control the reflection direction of the incident wave and realize the control of electromagnetic wave propagation. For this reason, this paper applies IRS to the suppression of PBR direct wave. By placing IRS near the radar receiver and optimizing the discrete phase of each element of the IRS, the DPI power is constrained within a certain range to maximize the power of the target echo. The optimization problem is a nonconvex quadratic constrained quadratic programming. Using the coordinate ascent method, a satisfactory result can be obtained. Computer simulation shows that the signal to interference plus noise ratio (SINR) can be improved by 8 dB when a medium size IRS is placed near the receiver.

Key words: passive bistatic radar; DPI; IRS; coordinate ascent method; SINR

0 引言

无源双基地雷达(Passive Bistatic Radar, PBR)利用外辐射源发射的电磁波实现目标的探测^[1],其工作过程中不发射电磁波,具有电磁隐蔽性,因此对PBR的探测与干扰是较为困难的。其次PBR本身没有电磁波发射装置,相比于常规的有源雷达,其体积更小,机动性更强,造价更便宜。而针对电磁频谱拥挤环境下,PBR工作不占用有限的频谱资源,是一种“绿色”雷达,近些年来,受到了广泛

的关注^[2]。

PBR一般具备了两个通道,分别是参考通道和监视通道^[3]。参考通道可以用于接收外辐射源发射的信号,而监视通道则用于接收经目标反射的回波信号。将参考通道的数据与监视通道的数据进行互模糊函数的计算,可以实现目标在距离延迟-多普勒频率二维平面上的检测^[4]。监视通道中不可避免地会接收到外辐射源发射的信号,该信号传播距离短,且没有经过目标的反射,其功率常常远大于目标回波信号,从而构成了直达波干

扰(Direct Path Interference, DPI)。若监视通道中存在DPI,在利用参考通道的数据进行互模糊函数计算中,会在距离延迟-多普勒频率二维平面上存在较大的干扰分量,极大影响了周围弱目标的检测性能。因此DPI的抑制一直是PBR信号处理中的重要问题^[4-7]。

针对DPI的抑制问题,目前有三种途径:一种是物理遮蔽法^[8],其是在外辐射源与接收机之间构建遮挡物,降低DPI进入监视通道的功率;第二种是空域滤波法^[9-11],其是在接收端采用阵列天线,通过控制接收波束,减弱进入接收机的DPI功率;第三种是时域滤波法^[12-14],其是以参考通道信号为期望信号,通过构建自适应滤波器对DPI及其多径信号进行滤除。每种途径都能在一定程度上实现DPI的抑制,而本文提出了一个新的DPI抑制途径,即采用架设在接收机附近的智能反射表面(Intelligent Reflect Surface, IRS)实现接收通道中DPI的功率约束,并最大化反射回波功率。

智能反射表面^[15]是一种无源低功耗器件,其最为突出的特色是能够通过低功耗的控制电路,实现对入射电磁波的反射方向的控制,目前针对智能反射面的应用主要面向6G无线通信领域^[16],用来提高频谱利用效率^[17]、物理层安全^[18]、用户的感知与定位等方面^[19-20]。在雷达通信一体化方向^[21],利用IRS可以保证用户通信质量的前提下实现目标的探测。IRS也可以用于提高雷达的探测性能^[22],特别是在无视线(Non-Line of Sight, NLOS)情况下的目标探测问题引起了人们的重视^[23]。截至目前,尚未见到相关公开文献将IRS应用于无源雷达的性能的改善。

本文的主要贡献是提出将IRS应用于无源雷达中的直达波抑制的新技术途径,通过在监视通道附近放置一个无源IRS,可以将DPI约束在一定范围内,最大化反射回波的功率。在本文第1节对IRS辅助的PBR的回波信号进行了建模。在第2节将DPI抑制问题转换为一个非凸的二次约束二次规划(Quadratic Constrained Quadratic Programming, QCQP)问题,对于该问题采用坐标上升法^[24],将DPI功率约束在指定范围内,最大化接收反射回波的功率。在第3节对算法的性能进行了

仿真分析,分析结果表明,在接收机附近放置中等尺寸的IRS, SINR可以提升8 dB左右。最后给出了全文的结论,并指出下一步研究的内容。

1 数据模型

考虑如图1所示的场景,外辐射源 T 向空间发射电磁波信号,并假定该空间内存在目标 P ,监视通道接收机 R 和智能反射表面 S 用于目标的探测。监视通道接收机获得的信号主要是由外辐射源发射的信号经过4条路径获得的:第1条是直接从外辐射源 T 到达监视通道接收机 R 的直达波信号①,该信号也称之为直接路径干扰,其未经过反射,且传播路径端,路径损耗小。第2条是经过目标反射的回波信号②,该信号可用于目标的探测,由于该路径经过了一次反射,路径损耗较大,其功率远低于直接路径干扰。第3条是经过智能反射表面反射的直接路径干扰信号③。第4条首先经过目标反射后,再经过智能反射表面反射的回波信号④。这里假定IRS放置在监视通道接收机附近,考虑到路径损耗,忽略了首先经过IRS反射,再经目标反射的回波。

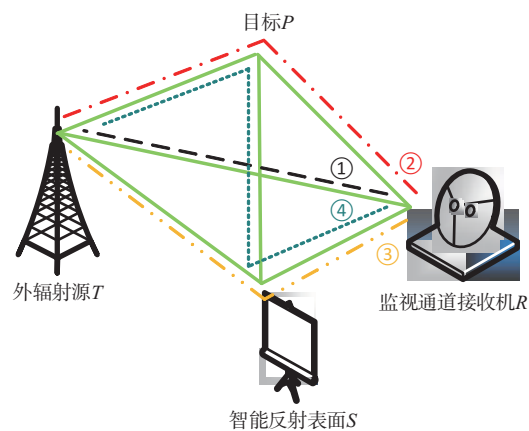


图1 IRS辅助PBR直达波抑制示意图

在上述考虑的场景中,信号③和信号④来自IRS的反射信号,可以通过改变IRS各个单元的相位实现对反射信号的控制。要进行DPI的抑制,可以通过优化IRS各个单元的相位,控制反射波的方向,使得IRS反射信号③能够在一定程度上抵消直达波信号①的同时,IRS反射信号④能够与回波信号②通过相参累积得到增强。

结合上述分析,监视通道接收信号经过下变

频后的基带信号可以表示为

$$r(t) = r_1(t) + r_2(t) + r_3(t) + r_4(t) + n(t) \quad (1)$$

式中下标分别对应接收的 4 种类型的信号, $n(t)$ 为噪声信号。现对每个类型的信号进行分析。

对于信号①是直达波信号,其可以表示为

$$r_1(t) = \alpha_0 s\left(t - \frac{r_{TR}}{c}\right) \quad (2)$$

式中 $s(t)$ 为外辐射源发射的信号基带形式, r_{TR} 表示外辐射源 T 到监视通道接收机 R 的距离, c 表示电磁波传播速度, 该信号的复幅度 α_0 可以利用雷达方程计算得到:

$$\alpha_0 = e^{j2\pi \frac{r_{TR}}{\lambda}} \sqrt{\frac{P_t G_t G_r \lambda^2}{(4\pi)^2 r_{TR}^2}} \quad (3)$$

式中 P_t 为外辐射源发射机输出功率, G_t 为外辐射源天线增益, 这里假定外辐射源为全向天线, G_r 为监视通道接收机天线增益, 这里也假定为全向接收, λ 表示雷达工作波长。

外辐射源发射的信号经过目标反射的回波信号②可以表示为

$$r_2(t) = \beta_0 s\left(t - \frac{r_{TP} + r_{PR}}{c}\right) \quad (4)$$

式中 r_{TP} 和 r_{PR} 分别是外辐射源 T 到目标 P 的距离, 以及目标 P 到监视通道接收机 R 的距离。该信号的复幅度可以表示为

$$\beta_0 = e^{j2\pi \frac{r_{TP} + r_{PR}}{\lambda}} \sqrt{\frac{P_t G_t \sigma_p G_r \lambda^2}{(4\pi)^3 r_{TP}^2 r_{PR}^2}} \quad (5)$$

式中 σ_p 表示目标的雷达散射截面积。

外辐射源辐射的信号经过 IRS 反射后进入接收机的信号③可以表示为

$$r_3(t) = \sum_{k=1}^K \alpha_k e^{j\left(2\pi \frac{r_{TS_k} + r_{S_k R}}{\lambda} + \theta_k\right)} s\left(t - \frac{r_{TS_k} + r_{S_k R}}{c}\right) \quad (6)$$

其中假定 IRS 由 K 个相位可控的单元构成, r_{TS_k} 和 $r_{S_k R}$ 分别是外辐射源 T 到 IRS 的第 k 个单元的距离, 以及 IRS 的第 k 个单元到监视通道接收机的距离, θ_k 表示 IRS 第 k 个单元的相位值, 信号幅度 α_k 可以表示为

$$\alpha_k = \sqrt{\frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma_s}{(4\pi)^2 r_{TS_k}^2 r_{S_k R}^2}} \quad (7)$$

式中 σ_s 表示 IRS 每个单元的雷达散射截面积。

外辐射源发射的信号经过目标后, 再经过 IRS 反射进入监视通道接收机的信号④可以表示为

$$r_4(t) = \sum_{k=1}^K \beta_k e^{j\left(2\pi \frac{r_{TP} + r_{PS_k} + r_{S_k R}}{\lambda} + \theta_k\right)} s\left(t - \frac{r_{TP} + r_{PS_k} + r_{S_k R}}{c}\right) \quad (8)$$

式中 r_{PS_k} 表示目标 P 到 IRS 的第 k 个单元的距离, 该信号幅度 β_k 可以表示为

$$\beta_k = \sqrt{\frac{P_t G_t G_r \lambda^2 \sigma_p \sigma_s}{(4\pi)^4 r_{TP}^2 r_{PS_k}^2 r_{S_k R}^2}} \quad (9)$$

本文假定 IRS 放置在靠近监视通道接收机附近, 而且外辐射源发射的信号为窄带信号, 经过 IRS 不同单元反射信号的时间延迟对信号包络的幅度和时延的影响都可以忽略, 那么经过 IRS 的反射信号③可以进一步表示为

$$r_3(t) \approx \bar{\alpha} s\left(t - \frac{r_{TR}}{c}\right) \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{TS} \quad (10)$$

式中 $\bar{\alpha}$ 表示 α_k 的平均值, 并假定已知, 且

$$\mathbf{v}_{TS} = \begin{bmatrix} e^{j\left(2\pi \frac{r_{TS_1}}{\lambda}\right)} & e^{j\left(2\pi \frac{r_{TS_2}}{\lambda}\right)} & \cdots & e^{j\left(2\pi \frac{r_{TS_K}}{\lambda}\right)} \end{bmatrix}^T \quad (11)$$

$$\mathbf{v}_{SR} = \begin{bmatrix} e^{-j\left(2\pi \frac{r_{S_1 R}}{\lambda}\right)} & e^{-j\left(2\pi \frac{r_{S_2 R}}{\lambda}\right)} & \cdots & e^{-j\left(2\pi \frac{r_{S_K R}}{\lambda}\right)} \end{bmatrix}^T \quad (12)$$

$$\mathbf{A} = \begin{bmatrix} e^{j\theta_1} & & & \\ & e^{j\theta_2} & & \\ & & \ddots & \\ & & & e^{j\theta_K} \end{bmatrix} \quad (13)$$

同理, 信号④也可以进一步表示为

$$r_4(t) \approx \bar{\beta} s\left(t - \frac{r_{TP} + r_{PR}}{c}\right) \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{PS} \quad (14)$$

式中 $\bar{\beta}$ 表示 $\beta_k e^{j2\pi \frac{r_{TP}}{\lambda}}$ 的平均值, 并假定已知, 以及

$$\mathbf{v}_{PS} = \begin{bmatrix} e^{j\left(2\pi \frac{r_{PS_1}}{\lambda}\right)} & e^{j\left(2\pi \frac{r_{PS_2}}{\lambda}\right)} & \cdots & e^{j\left(2\pi \frac{r_{PS_K}}{\lambda}\right)} \end{bmatrix}^T \quad (15)$$

综上所述, 监视通道接收的基带信号可以表示为

$$r(t) = \left(\alpha_0 + \bar{\alpha} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{TS}\right) s\left(t - \frac{r_{TR}}{c}\right) + \left(\beta_0 + \bar{\beta} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{PS}\right) s\left(t - \frac{r_{TP} + r_{PR}}{c}\right) + n(t) \quad (16)$$

该信号由3项构成,其中第1项指的是DPI分量,第2项指的是有用信号分量。虽然两个分量在时间上存在区别,但是考虑到DPI的功率较强,即便经过互模糊计算,DPI的影响仍不能忽略。

2 DPI抑制

将IRS放置在监视通道接收机附近,使得监视通道的数据包包含了可控分量,因此可以通过设计IRS的相位矩阵 $\mathbf{A}$ 减少DPI的分量,即优化问题为

$$P_1: \min_{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K} \left| \alpha_0 + \bar{\alpha} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{TS} \right|^2 \quad (17)$$

该方法虽然可以保证监视通道接收数据中的DPI分量最小化,但同时可能导致有用信号分量功率损失。因此本文考虑在保持DPI功率一定的约束条件下,有用信号分量的最大化问题。并进一步还考虑到IRS的相位并不能连续可调,因此相位值来自离散集合 Ω :

$$\Omega = \left\{ 0, \frac{2\pi}{M}, \dots, \frac{2\pi}{M}(M-1) \right\} \quad (18)$$

式中 M 为相位的离散程度,如 $M=2$ 表示相位只能取0或 π 。由此可以得到如下的优化问题:

$$P_2: \begin{cases} \min_{\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_K \in \Omega} \left| \beta_0 + \bar{\beta} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{PS} \right|^2 \\ \text{s.t.} \quad \left| \alpha_0 + \bar{\alpha} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{TS} \right|^2 \leq \gamma \\ \left| \mathbf{A}_{k,k} \right| = 1; \forall k = 1, 2, \dots, K \end{cases} \quad (19)$$

式中 γ 表示约束值。该优化问题是二次约束二次规划问题,但是优化变量被约束为模1,因此该问题是一个非凸问题,常规的有效优化方法并不能直接适用。解决该问题的方法途径之一就是采用半定规划松弛(Semidefinite Relaxation, SDR)方法^[25],其基本思路是去掉对变量的模1的约束,得到的最优解就是一个 K 维方阵。如果该矩阵秩为1,那么就很容易得到最优解,但通常情况下最优解的秩大于1,需要进行秩1分解,通常的解决办法是采用高斯随机化方法求得。得到的最终值还需要量化为离散的相位。第二种可行的方法是采用流形优化(Manifold Optimization, MO)的思路^[26],这是因为优化变量的模1约束实际上定义了一个斜流形,通过计算该流形上的黎曼梯度,就可以确定搜索方向,再通过一定的操作,可以将更新的权值拉回(retraction)到流形上。本文结合IRS的相位取

离散值的特点,采用坐标上升(Coordinate Ascent, CA)法进行计算。

由于问题(19)是一个带有约束的优化问题,采用CA方法也能得到较好的解决。CA方法首先要在可行域内找到一个可行解,考虑到矩阵 $\mathbf{A}$ 是对角矩阵,可以利用

$$\alpha_0 + \bar{\alpha} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{TS} = \alpha_0 + \bar{\alpha} \boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{v}_{SR}^* \odot \mathbf{v}_{TS}) \quad (20)$$

式中 $\boldsymbol{\lambda} = [e^{j\theta_1} \ e^{j\theta_2} \ \dots \ e^{j\theta_K}]^T$,符号 $\odot$ 表示Hadamard乘积,即对应元素相乘。为了更快找到一个可行解 $\boldsymbol{\lambda}^{(0)}$,可以利用投影矩阵构造:

$$\boldsymbol{\lambda}^{(0)} = \exp \left[\mathbf{j} \left[\arg \left(\left[\mathbf{I}_K - \frac{(\mathbf{v}_{SR}^* \odot \mathbf{v}_{TS})(\mathbf{v}_{SR}^* \odot \mathbf{v}_{TS})^T}{\|\mathbf{v}_{SR}^* \odot \mathbf{v}_{TS}\|^2} \right] \mathbf{g} \right) \right] \right]_{\Omega} \quad (21)$$

式中 $\mathbf{g}$ 是一个单位协方差的零均值复高斯随机矢量。其基本思路是构造一个随机矢量,将其投影到与 $(\mathbf{v}_{SR}^* \odot \mathbf{v}_{TS})$ 正交的子空间上,从而使得 $\boldsymbol{\lambda}^T (\mathbf{v}_{SR}^* \odot \mathbf{v}_{TS})$ 最小。 $\mathbf{I}_K$ 是 $K \times K$ 的单位矩阵, $\arg$ 算子表示计算复数的角度, $[\]_{\Omega}$ 表示将相取集合 Ω 中最接近的值。在获得初始解 $\boldsymbol{\lambda}^{(0)}$ 后,还需代入到式(19)中约束条件进行验算,如果不满足约束条件,还需重新计算,直到获得一个初始可行解。

利用初始可行解 $\boldsymbol{\lambda}^{(0)}$,可以采用迭代的方法对可行解进行更新。具体而言就是对第 n 次得到的可行解 $\boldsymbol{\lambda}^{(n)}$ 的第 k 个元素的相位分别取集合 Ω 的值,然后代入到优化问题(19)中的约束条件中,如果满足可行解条件,就比较优化目标函数值,取最大值作为第 k 个元素的更新值,否则不对该分量进行更新。上述过程实际上就是求解如下优化问题:

$$P_k^{(n)}: \begin{cases} \min_{\theta_k \in \Omega} \left| \beta_0 + \bar{\beta} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A}^{(n)} \mathbf{v}_{PS} \right|^2 \\ \text{s.t.} \quad \left| \alpha_0 + \bar{\alpha} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A}^{(n)} \mathbf{v}_{TS} \right|^2 \leq \gamma \end{cases} \quad (22)$$

由于集合 Ω 是离散的,因此很容易得到更新的可行解 $\boldsymbol{\lambda}^{(n+1)}$,当无法获得更好的可行解之后,可行解任何分量都不再更新,那么就得到了优化问题(19)的一个最优解。需要指出的是,坐标上升法得到的最优解不能保证是全局最优,其受初始可

行解的影响较大,因此在实际操作中,往往需要随机化多个初始可行解进行分别计算,取目标函数值最大值对应的解作为最优解,从而可以获得更为稳定的性能。

3 仿真分析

在计算机仿真中,假设外辐射源辐射功率为 200 W,发射天线增益为 20 dB,监视通道天线采用全向接收,接收增益为 0 dB,系统工作波长为 0.1 m,目标的雷达散射截面积为 1 m²,IRS 的每个单元的雷达散射截面积为 0.01 m²。在距离设置上,外辐射源到监视通道接收机和 IRS 距离均为 10 km,到目标的距离为 8 km;目标到接收机和 IRS 的距离为 8 km。在缺省情况下,IRS 与监视通道接收机的距离为 1 m,IRS 由 $K=50$ 个可控单元构成,每个可控单元的相位离散取值,离散程度 $M=30$ 。在优化算法中,初始可行解随机取 10 个值分别进行迭代计算,噪声功率假定为 P_n ,信号包络 $s(t)$ 的功率为 P_s 。

为了评估优化效果,定义了信干噪声比:

$$SINR = \frac{|\beta_0 + \bar{\beta} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{PS}|^2 P_s}{P_n + |\alpha_0 + \bar{\alpha} \mathbf{v}_{SR}^H \mathbf{A} \mathbf{v}_{TS}|^2 P_s} \quad (23)$$

作为对比,考虑无 IRS 辅助情况下的信噪比作为基准:

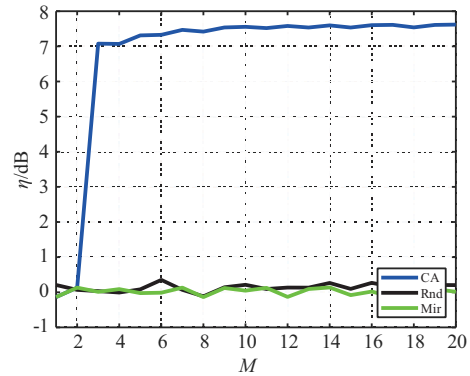
$$SINR_0 = \frac{|\beta_0|^2 P_s}{P_n + |\alpha_0|^2 P_s} \quad (24)$$

由此可以得到 SINR 改善因子 $\eta = \frac{SINR}{SINR_0}$ 。考虑另

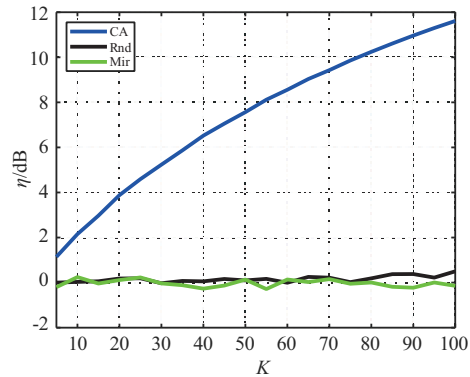
外两种反射面,一种是假定 IRS 各个相位是随机分布的情况(Rnd),从而可以模拟漫反射情况。另一种假定 IRS 各个相位都为 0,这样可以模拟镜面反射情况(Mir)。

首先分析 IRS 的两个主要参数对 SINR 改善因子的影响。考虑 IRS 的各个阵元相位离散程度 M 的取值,从图 2(a)可以看出,当 $M>4$ 之后,再增加 M 的值, η 的变化趋于平稳,并且稳定在 7~8 dB 附近。这说明在应用 IRS 进行 DPI 抑制时,IRS 并不需要连续的相位调整,而仅仅取少量几个离散的相位值就可以达到较好的效果,从而有利于简化控制电路,降低 IRS 的设计成本。IRS 的尺寸越大,

可以有更多的自由度控制 DPI,为此图 2(b)给出了仿真结果。可以看出,随着阵元个数 K 的增大, η 也得到了显著的增大。作为对比,即便阵元个数足够大,对于漫反射和镜面反射而言,对 η 的贡献几乎可以忽略。这是因为增大阵元个数 K ,可以增加回波的强度,但如果不对 IRS 的阵元相位进行控制, DPI 的强度也会增大。



(a) IRS 的相位量化个数 M 对 η 的影响



(b) IRS 阵元个数 K 对 η 的影响

图 2 IRS 的主要参数对 SINR 改善因子的影响

本文假定 IRS 靠近监视通道接收机放置,为此需要分析 IRS 与监视通道接收机的距离 r_{SR} 对 SINR 改善因子的影响,其主要通过路径损耗产生了影响。仿真结果如图 3 所示。分析结果表明,IRS 越靠近接收机,获得的 SINR 改善因子就越大。需要指出的是,对于漫反射表面,如果距离接收机足够近,也能获得少许的增益,但随着 r_{SR} 的增大,会迅速衰减。镜面反射表面的放置不受 r_{SR} 的影响,其主要与放置的方向有关。当然通过对 IRS 的优化,其改善因子明显优于其他两种情况。

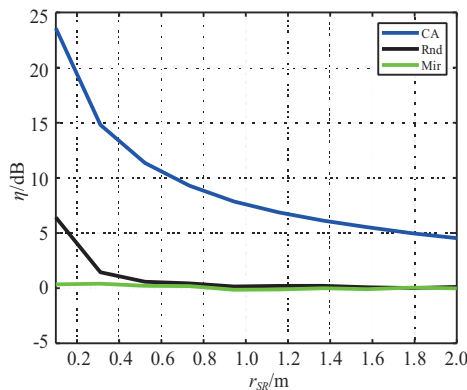


图3 IRS放置距离对SINR改善因子的影响

4 结束语

无源双基地雷达的直达波干扰的抑制是其信号处理的一项重要内容。本文提出了一种IRS辅助的直达波干扰抑制方法,其本质上还是属于空域滤波方法。通过设置在监视通道附近的IRS,可以约束DPI分量的同时,最大化接收信号分量。从计算机仿真来看,对于中等尺寸的IRS,SINR改善因子可以得到8 dB。如果进一步增大IRS的阵元个数,或者进一步将IRS靠近接收端,改善因子还可以进一步的提升。

需要指出的是,将IRS应用于无源双基地雷达的DPI抑制目前还处于初步研究阶段,因此文中考虑的都是些理想条件下的情况,例如没有考虑到IRS的实际的物理特性^[27],如相位的控制与反射信号幅度之间可能存在关联。进一步采用有源IRS^[28],可以通过控制放大器增益调整反射信号的强度,可以为优化问题提供更多的自由度。

参考文献:

- [1] GRIFFITHS H, BAKER C J. An Introduction to Passive Radar[M]. Norwood: Artech House, 2017.
- [2] MELVIN W L, SCHEER J A. Principles of Modern Radar [M]. London: Scitech Publishing, 2014.
- [3] KUSCHEL H, CRISTALLINI D, OLSEN K E. Tutorial: Passive Radar Tutorial [J]. IEEE Aerospace and Electronic Systems Magazine, 2019, 34(2):1-19.
- [4] MALANOWSKI M. Signal Processing for Passive Bistatic Radar[M]. Norwood: Artech House, 2019.
- [5] ZHANG Xin, LI Hongbin, HIMED B. A Direct-Path Interference Resistant Passive Detector[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(6):818-822.
- [6] FAZLOLLAHPOOR M, DERAKHTIAN M, KHORSHIDI S. Rao Detector for Passive MIMO Radar with Direct-Path Interference[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2020,56(4):2999-3009.
- [7] JING Tong, HUANG Gaoming, TIAN Wei, et al. Cramér-Rao Lower Bound Analysis for Stochastic Model Based Target Parameter Estimation in Multistatic Passive Radar with Direct-Path Interference [J]. IEEE Access, 2019, 7: 106761-106772.
- [8] WATSON B C, GUERCI J R. Non-Line-of-Sight Radar [M]. Norwood: Artech House, 2019.
- [9] GAO Yongchan, LI Hongbin, HIMED B. Joint Transmit and Receive Beamforming for Hybrid Active-Passive Radar[J].IEEE Signal Processing Letters, 2017,24(6):779-783.
- [10] CHABRIEL G, BARRÈRE J. Adaptive Target Detection Techniques for OFDM-Based Passive Radar Exploiting Spatial Diversity [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2017,65(22):5873-5884.
- [11] SHEN Ji, YI Jianxin, WAN Xianrong, et al. Robust DOA Estimation for Passive Radar with Target Signals Mixed in the Reference Channel[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2021,18(3):456-460.
- [12] GARRY J L, BAKER C J, SMITH G E. Evaluation of Direct Signal Suppression for Passive Radar [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2017,55(7): 3786-3799.
- [13] MELLER M. Cheap Cancellation of Strong Echoes for Digital Passive and Noise Radars[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2012,60(5):2654-2659.
- [14] MA Yahui, SHAN Tao, ZHANG Yimin, et al. A Novel Two-Dimensional Sparse-Weight NLMS Filtering Scheme for Passive Bistatic Radar[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2016,13(5):676-680.
- [15] ZHANG Hongliang, DI Boya, SONG Lingyang. Reconfigurable Intelligent Surface-Empowered 6G [M]. Berlin: Springer, 2022.
- [16] 崔铁军,金石,章嘉懿,等.智能超表面技术研究报告[R]. IMT-2030(6G)推进组,2021.
- [17] MONDAL A, AL JUNAEDI A M, SINGH K, et al. Spectrum and Energy-Efficiency Maximization in RIS-Aided IoT Networks[J]. IEEE Access, 2022, 10:103538-103551.
- [18] WEI Lai, WANG Kezhi, PAN Cunhua, et al. Secrecy Performance Analysis of RIS-Aided Communication System with Randomly Flying Eavesdroppers[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2022, 11(10):2240-2244.

- [19] PAN Cunhua, ZHOU Gui, ZHI Kangda, et al. An Overview of Signal Processing Techniques for RIS/IRS-Aided Wireless Systems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2022, 16(5):883-917.
- [20] ZHANG Hongliang. Joint Waveform and Phase Shift Design for RIS-Assisted Integrated Sensing and Communication Based on Mutual Information [J]. IEEE Communications Letters, 2022, 26(10):2317-2321.
- [21] LIU Rang, LI Ming, LIU Yang, et al. Joint Transmit Waveform and Passive Beamforming Design for RIS-Aided DFRC Systems [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2022, 16(5):995-1010.
- [22] BUZZI S, GROSSI E, LOPS M, et al. Foundations of MIMO Radar Detection Aided by Reconfigurable Intelligent Surfaces [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2022, 70:1749-1763.
- [23] SOLOMITCHKI D, HEINO M, BUDDAPPAGARI S, et al. Radar Scheme with Raised Reflector for NLOS Vehicle Detection [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(7):9037-9045.
- [24] ZHANG Dingcai, WU Qingqing, CUI Miao, et al. Throughput Maximization for IRS-Assisted Wireless Powered Hybrid NOMA and TDMA [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(9):1944-1948.
- [25] WANG Fangzhou, LI Hongbin, FANG Jun. Joint Active and Passive Beamforming for IRS-Assisted Radar [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29:349-353.
- (上接第 481 页)
- 矩阵的谐波参数快速估计方法 [J]. 信号处理, 2021, 37(8):1419-1429.
- [18] STOICA P, BABU P, LI Jian. New Method of Sparse Parameter Estimation in Separable Models and Its Use for Spectral Analysis of Irregularly Sampled Data [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2010, 59(1):35-47.
- [19] 欧阳顺湘. 协方差不等式的若干证明及其注记——兼论大学数学各学科教学的融合 [J]. 大学数学, 2022, 38(5):81-88.
- [26] JIANG Zhengming, RIHAN M, ZHANG Peichang, et al. Intelligent Reflecting Surface Aided Dual-Function Radar and Communication System [J]. IEEE Systems Journal, 2022, 16(1):475-486.
- [27] ÖZDOĞAN Ö, BJÖRNSON E, LARSSON E G. Intelligent Reflecting Surfaces: Physics, Propagation, and Path-loss Modeling [J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2020, 9(5):581-585.
- [28] RIHAN M, GROSSI E, VENTURINO L, et al. Spatial Diversity in Radar Detection via Active Reconfigurable Intelligent Surfaces [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2022, 29:1242-1246.

作者简介:



邹 鲲 男, 1976 年 10 月出生, 湖北黄冈人, 博士, 副教授, 主要从事雷达信号处理方面的研究工作。

杨宾锋 男, 1976 年 11 月出生, 陕西西安人, 博士, 副教授, 主要从事导航信息处理方面的研究工作。

来 磊 男, 1983 年 1 月出生, 陕西西安人, 博士, 副教授, 主要从事智能信息处理方面的研究工作。

李 伟 男, 1978 年 5 月出生, 山东济宁人, 博士, 副教授, 主要从事雷达信号处理方面的研究工作。



许 婷 女, 1996 年生, 甘肃庆阳人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为机载气象雷达信号处理。



严忠平 男, 1981 年生, 江苏丹阳人, 高级工程师, 主要研究方向为雷达系统总体。



张 强 男, 1996 年生, 安徽芜湖人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为机载气象雷达信号处理。

作者简介:



李 海 男, 1976 年生, 天津人, 博士, 中国民航大学教授、硕士生导师, 主要研究方向为机载气象雷达信号处理、分布式目标检测与参数估计。

基于频域信息融合和稀疏贝叶斯学习的高分辨ISAR成像

景鑫磊, 张宇, 蒋忠进

(东南大学毫米波国家重点实验室, 江苏南京 210096)

摘要: 为了在ISAR成像中更好地压制噪声, 消除条纹干扰, 提高成像分辨率, 本文提出一种基于双向插值处理和频域信息融合的稀疏贝叶斯学习算法, 称之为BI-FF SBL算法。该方法首先对回波信号分别进行径向和横向插值预处理, 将预处理得到的两份数据通过LA-VB算法进行ISAR成像; 然后将得到的两幅ISAR图像通过二维傅里叶变换进入频域, 并将两个二维频谱进行信息融合处理, 以消除噪声和条纹干扰的相关信息并保留目标结构信息; 最后对融合处理后的频谱进行二维傅里叶逆变换, 得到最终的ISAR图像。为了验证BI-FF SBL算法的ISAR成像效果, 本文进行了基于仿真数据和实测数据的成像实验, 并将实验结果与R-D算法、L1-BP算法、LA-VB算法进行对比, 发现BI-FF SBL算法在压制噪声和去除条纹干扰方面具有明显的优势, 且能提供分辨率更高的ISAR图像。当实验数据信噪比降到0 dB时, BI-FF SBL算法依然能够提供清晰的ISAR图像, 明显优于其他三种算法。测试超分辨重构误差的实验结果表明, 相比于L1-BP算法和LA-VB算法, BI-FF SBL算法的重构误差更低, 在实验数据信噪比为0 dB时, 重构信噪比可以达到13.55 dB。

关键词: 超分辨ISAR成像; 稀疏贝叶斯学习; 双向插值处理; 频域信息融合

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0489-09

High Resolution ISAR Imaging Based on Frequency Domain Information Fusion and Sparse Bayesian Learning

JING Xinlei, ZHANG Yu, JIANG Zhongjin

(State Key Laboratory of Millimeter Waves, Southeast University, Nanjing 210096, China)

Abstract: Aiming at suppressing noise, eliminating stripe interference and improving the resolution of ISAR image, a sparse Bayesian learning algorithm based on bidirectional interpolation and information fusion in frequency domain is proposed in this paper, named BI-FF SBL algorithm here. Firstly, radial and transverse interpolations are respectively performed on the echo signal. Secondly, the preprocessed data are put in parameter reconstruction using the LA-VB algorithm to obtain two ISAR images. Thirdly, the two ISAR images are transferred into the frequency domain by two-dimensional Fourier transform. Subsequently, through two-dimensional spectra fusion, the information related to noise and streak interference is eliminated and the structure information of the target is retained. Finally, the fused spectrum is inversely transformed by two-dimensional Fourier transform to obtain the final ISAR image. To verify the effectiveness of the BI-FF SBL algorithm, imaging experiments based on both simulated and measured data are performed in this paper. Compared with the R-D, L1-BP, and LA-VB algorithms, the experimental results indicate that the BI-FF SBL algorithm has obvious advantages in suppressing noise, removing stripe interference, and providing higher resolution in ISAR image. When the SNR of the experimental data drops to 0 dB, the BI-FF SBL algorithm can still provide clarified ISAR images, which is significantly better than the other three algorithms. The experimental results based on the super-resolution reconstruction error show that the reconstruction error of the BI-FF SBL algorithm is lower than that of the L1-BP and LA-VB algorithms, and the reconstruction SNR can reach 13.55 dB when the SNR of the experimental data is 0 dB.

Key words: super-resolution ISAR imaging; sparse Bayesian learning; bidirectional interpolation processing; frequency domain information fusion

0 引言

逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Ra-

dar, ISAR)成像作为一种重要的侦测手段, 可以全天候、全时段对非合作机动性目标进行成像^[1-2]。但是, 因为非合作目标的运动补偿建模比较复杂,

积累转角和回波多普勒带宽受限,传统的 ISAR 成像算法,如 Range Doppler(RD)算法,其成像分辨率受到限制,因此研究超分辨 ISAR 成像算法具有重要意义。

MUSIC 算法和 ESPRIT 算法是两种传统的参数化 ISAR 成像算法。但 MUSIC 算法的分辨率不是很高,而 ESPRIT 算法是一种超分辨算法,但该算法只能在距离维或者方向维实现超分辨,无法在两个维度同时实现超分辨成像^[3]。

压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论适合于稀疏参数的高分辨重构^[4],并且 ISAR 图像中的强散射点满足稀疏分布特性,所以 CS 在超分辨 ISAR 成像中得到越来越多的研究和应用。稀疏信号恢复的出发点是在 L_0 范数最小化的基础上进行参数重构,但这是一个 NP 难问题,压缩感知理论在一定条件下,可以将 L_0 范数最小化约束放宽为 L_1 范数最小化约束,于是涌现出 BP 算法^[5]、梯度下降算法^[6]以及迭代 ISTA 算法^[7]等参数重构算法,但是这些算法在感知矩阵列相关性强的时候性能会出现下降,影响 ISAR 成像效果。文献[8]采用光滑函数来近似 L_0 范数并进行稀疏参数重构,但该算法中的正则参数需要人为手动设置,影响了算法的实用性。

文献[9]提出了基于稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)框架的 ISAR 成像算法,取得了不错的效果。相比于传统的 SMV 模型^[10],MMV-SBL 模型避免了 Kron 内积导致的感知矩阵尺寸过大问题,以及大尺寸逆矩阵计算问题^[11]。文献[12]提出一种 BI-MSBL 算法,该算法利用冗余信息的融合去除径向插值带来的条纹,获得更清晰的 ISAR 图像。文献[13]则提出一种 LS-SBL 算法,利用目标自身的结构特征构建结构化先验模型和参数化字典,对旋转运动目标进行 ISAR 成像,取得较为理想的成像效果。文献[14]引入 LSM(Laplace Scale Mixture)尺度混合先验模型,并通过拉普拉斯估计(Laplace Approximation, LA)和变分贝叶斯(Variational Bayesian, VB)算法求解散射系数的后验分布,以此得到更稀疏更精确的 ISAR 图像。

为了在 ISAR 成像中更好地压制噪声,消除条

纹干扰,提高成像分辨率,本文提出一种基于双向插值处理(Bidirectional Interpolation Process)和频域信息融合(Information Fusion in Frequency Domain)的稀疏贝叶斯学习算法,简称 BI-FF SBL 算法。该算法引入 LSM 先验来为回波信号构建 MMV SBL 模型,并采用 LA-VB 算法进行目标散射系数的重构。首先对回波信号分别进行径向和横向插值预处理,将预处理得到的两份数据通过 LA-VB SBL 算法进行 ISAR 成像;然后将得到的两幅 ISAR 图像通过二维傅里叶变换进入频域,并将两个二维频谱进行信息融合处理,以消除噪声和条纹干扰的相关信息并保留目标结构信息;最后对融合处理后的频谱进行二维傅里叶逆变换,得到最终的 ISAR 图像。

1 信号模型

假设已对雷达回波信号作平动补偿,则 ISAR 成像模型可视为转台模型,ISAR 成像的原理图如图 1 所示,其中雷达向目标发射线性频率调制(LFM)脉冲。由于雷达到目标中心的距离远远大于目标的尺寸,因此雷达电磁波被视为以平面波的形式照射到目标上,并假定目标以恒定的角速度旋转。

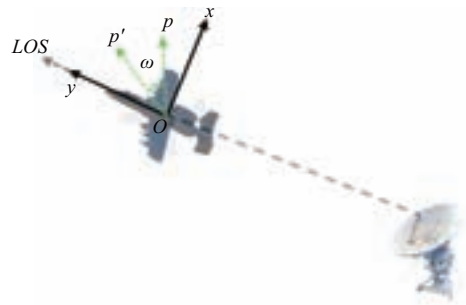


图1 ISAR 转台模型

回波 HRRP 数据是通过对接接收信号进行径向脉冲压缩得到的,其理想点散射中心模型可以表示为

$$s(\theta, f) = \iint w(y, x) \exp \left\{ \frac{-j4\pi f}{c} (R_0 + x \sin \theta + y \cos \theta) \right\} dx dy \quad (1)$$

式中: $s(\theta, f)$ 表示进行径向傅里叶变换后的 HRRP 数据, θ 表示收发信号的目标转角, f 表示脉冲发射频率; $w(y, x)$ 表示目标散射系数; c 表示电磁波速

度; R_0 表示从雷达到目标中心的远场距离。

对成像的角度和频率,以及二维场景进行离散化处理。在以目标中心为原点的局部坐标系中,散射区域被离散为 P 行和 Q 列,得到

$$s(\theta_m, f_n) = \sum_{p=1}^P \sum_{q=1}^Q w(y_p, x_q) \times \exp \left[-j4\pi \left(f_n + f_c \right) \frac{x_q \cos \theta_m + y_p \sin \theta_m}{c} \right] \quad (2)$$

式中: f_c 为载波频率; f_n 为第 n 个离散频率, $n=1, 2, \dots, N$; θ_m 为第 m 个脉冲对应的目标转角, $m=1, 2, \dots, M$; $w(y_p, x_q)$ 代表坐标 (y_p, x_q) 处的散射系数,其中 $p=1, 2, \dots, P$, $q=1, 2, \dots, Q$ 。

将上式经过一系列的推导和化简,并添加环境噪声 U ,可得到回波信号的矩阵表达式为

$$S = \Phi_c W \Phi_r + U \quad (3)$$

式中, $S \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示回波信号矩阵, $W \in \mathbb{C}^{P \times Q}$ 表示散射系数矩阵, $U \in \mathbb{C}^{M \times N}$ 表示复高斯白噪声, $\Phi_c \in \mathbb{C}^{M \times P}$ 和 $\Phi_r \in \mathbb{C}^{Q \times N}$ 分别表示方向维和距离维的部分傅里叶矩阵,可将其展开为

$$\Phi_c = \begin{bmatrix} e^{-j4\pi f_c \theta_1 \frac{y_1}{c}} & e^{-j4\pi f_c \theta_1 \frac{y_2}{c}} & \dots & e^{-j4\pi f_c \theta_1 \frac{y_P}{c}} \\ e^{-j4\pi f_c \theta_2 \frac{y_1}{c}} & e^{-j4\pi f_c \theta_2 \frac{y_2}{c}} & \dots & e^{-j4\pi f_c \theta_2 \frac{y_P}{c}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e^{-j4\pi f_c \theta_M \frac{y_1}{c}} & e^{-j4\pi f_c \theta_M \frac{y_2}{c}} & \dots & e^{-j4\pi f_c \theta_M \frac{y_P}{c}} \end{bmatrix}_{M \times P} \quad (4)$$

$$\Phi_r = \begin{bmatrix} e^{-j4\pi f_1 \frac{x_1}{c}} & e^{-j4\pi f_2 \frac{x_1}{c}} & \dots & e^{-j4\pi f_N \frac{x_1}{c}} \\ e^{-j4\pi f_1 \frac{x_2}{c}} & e^{-j4\pi f_2 \frac{x_2}{c}} & \dots & e^{-j4\pi f_N \frac{x_2}{c}} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ e^{-j4\pi f_1 \frac{x_Q}{c}} & e^{-j4\pi f_2 \frac{x_Q}{c}} & \dots & e^{-j4\pi f_N \frac{x_Q}{c}} \end{bmatrix}_{Q \times N}$$

2 BI-FF SBL算法

本文提出一种基于双向插值处理和频域信息融合的稀疏贝叶斯学习算法,此处简称BI-FF SBL算法,并将其用于高分辨ISAR成像。

2.1 径向插值预处理

为了得到回波信号的MMV模型,对式(3)两边同时右乘 Φ_r^H 矩阵(即对距离维作FFT操作),回波方程改写为

$$Y_1 = \Phi_c W + N_1 \quad (5)$$

式中, $Y_1 = S \times \Phi_r^H$, $N_1 = U \times \Phi_r^H$ 。事实上,式(5)的操作完成了对 S 从 N 列插值到 Q 列的径向(频域)插值和傅里叶逆变换。从式中 Y_1 的表达可以发现, Y_1 第 q 列只来自于 W 第 q 列的回波叠加,所以 Y_1 和 W 形成列与列的对应关系。

2.2 横向插值预处理

除此之外,对式(3)两边同时左乘 Φ_c^H 矩阵(即对方向维作FFT操作),回波方程改写为

$$Y_2 = W \Phi_r + N_2 \quad (6)$$

式中, $Y_2 = \Phi_c^H \times S$, $N_2 = \Phi_c^H \times U$ 。式(6)的操作完成了对 S 从 M 行插值到 P 行的横向(多普勒域)插值和傅里叶逆变换。将上式的等号两边均进行转置,得到

$$Y_2^T = \Phi_r^T W^T + N_2^T \quad (7)$$

可以发现, Y_2 的第 p 行只来自于 W 的第 p 行的回波叠加,所以 Y_2^T 的第 p 列对应于 W^T 的第 p 列,二者形成列与列的对应关系。

2.3 基于LA-VB算法的参数重构

在传统的MMV-SBL算法中,回波信号的MMV模型可以表示为

$$Y = \Phi W + N \quad (8)$$

式中, $Y \in \mathbb{C}^{M \times Q}$, $\Phi \in \mathbb{C}^{M \times P}$, $W \in \mathbb{C}^{P \times Q}$ 与 $N \in \mathbb{C}^{M \times Q}$ 分别表示回波信号矩阵、感知矩阵、散射系数矩阵和噪声矩阵。

在稀疏贝叶斯统计模型中,令加性噪声 $n_{\cdot q}$ 服从零均值复高斯先验 $n_{\cdot q} \in \mathcal{CN}(n_{\cdot q} | 0, \beta^{-1} I)$,其中, $n_{\cdot q}$ 为矩阵 N 的第 q 列元素; β 为方差的倒数(噪声精确度),服从伽马分布 $\mathcal{G}(\beta; a, b)$,模型参数 a, b 一般设置为 10^{-4} 。

令矩阵 Y 的列与列之间统计独立,则 Y 的似然函数可写为

$$p(Y|W, \beta) = \prod_{q=1}^Q \mathcal{CN}(y_{\cdot q} | \Phi w_{\cdot q}, \beta^{-1} I) = \prod_{q=1}^Q (2\pi)^{-M} \beta^M \exp \left(-\beta \|y_{\cdot q} - \Phi w_{\cdot q}\|_2^2 \right) = (2\pi)^{-MQ} \beta^{MQ} \exp \left(-\beta \|Y - \Phi W\|_F^2 \right) \quad (9)$$

式中, $w_{\cdot q}$ 为矩阵 W 的第 q 列元素, $\|\cdot\|_F$ 表示Frobenius范数。

nus 范数。

令 $\mathbf{W}$ 任一元素 $w_{p,q}$ 服从拉普拉斯分布 $\mathcal{L}(w_{p,q}|\lambda_{p,q})$, 则 $\mathbf{w}_q$ 服从 $\prod_{p=1}^P \mathcal{L}(w_{p,q}|\lambda_{p,q})$ 。令 $\mathbf{A}$ 为 P 行 Q 列矩阵, 其第 p 行第 q 列元素为 $\lambda_{p,q}$ 。矢量 λ_q 表示 $\mathbf{A}$ 的第 q 列, 且服从逆伽马分布 $\prod_{p=1}^P \mathcal{IG}(\lambda_{p,q}; c, d)$, 模型参数 c, d 一般设置为 10^{-4} 。

在 VB 算法中, 根据平均场理论, 后验分布被认为是可分解的。因为各个隐变量是相互独立的, 由此它们的后验分布也是相互独立的:

$$p(\mathbf{w}_q, \lambda_q, \beta | \mathbf{Y}) \approx \mathcal{D}(\mathbf{w}_q, \lambda_q, \beta) = \mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\lambda_q) \mathcal{D}(\beta) \quad (10)$$

式中 $\mathcal{D}(\cdot)$ 表示后验概率密度估计。

$\mathbf{w}_q$ 的对数后验概率分布如下:

$$\begin{aligned} \log \mathcal{D}(\mathbf{w}_q) &= \left\langle \log p(\mathbf{y}_q, \mathbf{w}_q, \lambda_q, \beta) \right\rangle_{\mathcal{D}(\lambda_q) \mathcal{D}(\beta)} + \text{const} = \\ &= \left\langle \log [p(\mathbf{y}_q | \mathbf{w}_q, \beta) p(\mathbf{w}_q | \lambda_q)] \right\rangle_{\mathcal{D}(\lambda_q) \mathcal{D}(\beta)} + \text{const} = \\ &= \left\langle \log p(\mathbf{y}_q | \mathbf{w}_q, \beta) \right\rangle_{\mathcal{D}(\lambda_q) \mathcal{D}(\beta)} + \left\langle \log p(\mathbf{w}_q | \lambda_q) \right\rangle_{\mathcal{D}(\lambda_q) \mathcal{D}(\beta)} + \\ &= \text{const} = -\frac{\langle \beta \rangle}{2} \|\mathbf{y}_q - \Phi \mathbf{w}_q\|^2 - \sum_{p=1}^P \left\langle \frac{1}{\lambda_{p,q}} \right\rangle |w_{p,q}| + \\ &= \text{const} \end{aligned} \quad (11)$$

式中, $\langle \beta \rangle$ 和 $\left\langle \frac{1}{\lambda_{p,q}} \right\rangle$ 分别为 $\langle \beta \rangle_{\mathcal{D}(\lambda_q) \mathcal{D}(\beta)}$ 和 $\left\langle \frac{1}{\lambda_{p,q}} \right\rangle_{\mathcal{D}(\lambda_q) \mathcal{D}(\beta)}$

的简写, $\langle \cdot \rangle_{\mathcal{D}(\cdot)}$ 表示关于 $\mathcal{D}(\cdot)$ 的期望。由于拉普拉斯先验 $p(\mathbf{w}_q | \lambda_q)$ 和高斯似然函数 $p(\mathbf{y}_q | \mathbf{w}_q, \beta)$ 不是共轭分布, 很难通过积分方法计算得到 $\mathcal{D}(\mathbf{w}_q)$ 的解析解。

此处通过拉普拉斯近似, 将 $\mathbf{w}_q$ 在最大后验估计 $\hat{\mathbf{w}}_q^{\text{MAP}}$ 上进行二阶 Taylor 展开:

$$\log \mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \approx \log \mathcal{D}(\hat{\mathbf{w}}_q^{\text{MAP}}) + \frac{1}{2} (\mathbf{w}_q - \hat{\mathbf{w}}_q^{\text{MAP}})^T H(\hat{\mathbf{w}}_q^{\text{MAP}}) (\mathbf{w}_q - \hat{\mathbf{w}}_q^{\text{MAP}}) \quad (12)$$

式中, $H(\hat{\mathbf{w}}_q^{\text{MAP}}) = \nabla_{\mathbf{w}}^2 \log \mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \approx -\left(\langle \beta \rangle \Phi^T \Phi + \frac{1}{2} \Xi\right)$,

$$\Xi = \text{diag} \left[\left\langle \frac{1}{\lambda_q} \right\rangle \odot \frac{1}{|\mathbf{w}_q|} \right], \odot \text{ 表示点乘运算。}$$

由于 $\hat{\mathbf{w}}_q^{\text{MAP}}$ 是 $\hat{\mathbf{w}}_{\text{MAP}} = \arg \nabla_{\mathbf{w}} \log \mathcal{D}(\mathbf{w}) = 0$ 的解,

由式(11)对 $\log \mathcal{D}(\mathbf{w}_q)$ 求梯度可得

$$\nabla_{\mathbf{w}} \log \mathcal{D}(\mathbf{w}_q) = -\left(\langle \beta \rangle \Phi^T \Phi + \frac{1}{2} \Xi\right) \mathbf{w}_q + \langle \beta \rangle \Phi^T \mathbf{y}_q \quad (13)$$

根据式(12)及相关推导, $\mathbf{w}_q$ 的后验分布服从高斯分布 $\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \approx \mathcal{CN}(\mathbf{w}_q | \mu_q, \Sigma_q)$, 其中:

$$\begin{cases} \Sigma_q = \left(\langle \beta \rangle \Phi^H \Phi + \frac{1}{2} \Xi\right)^{-1} \\ \mu_q = \hat{\mathbf{w}}_q^{\text{MAP}} = \langle \beta \rangle \Sigma_q \Phi^H \mathbf{y}_q \end{cases} \quad (14)$$

在 VB 算法中, 尺度因子 λ_q 的后验概率密度的对数表示如下:

$$\begin{aligned} \log \mathcal{D}(\lambda_q) &= \left\langle \log p(\mathbf{y}_q, \mathbf{w}_q, \lambda_q, \beta) \right\rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\beta)} + \text{const} = \\ &= \left\langle \log [p(\mathbf{w}_q | \lambda_q) p(\lambda_q)] \right\rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\beta)} + \text{const} = \\ &= \left\langle \log p(\mathbf{w}_q | \lambda_q) \right\rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\beta)} + \left\langle \log p(\lambda_q) \right\rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\beta)} + \text{const} = \\ &= [- (c + 1) - 1] \sum_{p=1}^P \log \lambda_{p,q} - \sum_{m=1}^M (d + \langle |w_m| \rangle) \frac{1}{\lambda_{p,q}} + \text{const} \end{aligned} \quad (15)$$

式中 $\langle |w_m| \rangle$ 为 $\langle |w_m| \rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\beta)}$ 的简写。由式(15)可知, $\mathcal{D}(\lambda_q)$ 同样服从逆伽马分布:

$$\mathcal{D}(\lambda_q) = \prod_{p=1}^P \mathcal{IG}(\lambda_{p,q}; c + 1, d + \langle |w_{p,q}| \rangle) \quad (16)$$

噪声精确度 β 的后验概率密度函数的对数表示如下:

$$\begin{aligned} \log \mathcal{D}(\beta) &= \left\langle \log p(\mathbf{y}_q, \mathbf{w}_q, \lambda_q, \beta) \right\rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\lambda_q)} + \text{const} = \\ &= \left\langle \log [p(\mathbf{y}_q | \mathbf{w}_q, \beta) p(\beta)] \right\rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\lambda_q)} + \text{const} = \\ &= \left\langle \log p(\mathbf{y}_q | \mathbf{w}_q, \beta) \right\rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\lambda_q)} + \left\langle \log p(\beta) \right\rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\lambda_q)} + \text{const} = \\ &= (a + MQ - 1) \log \beta - \left(\langle \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{W}\|_F^2 \rangle + b\right) \beta + \text{const} \end{aligned} \quad (17)$$

式中 $\langle \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{W}\|_F^2 \rangle$ 为 $\langle \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{W}\|_F^2 \rangle_{\mathcal{D}(\mathbf{w}_q) \mathcal{D}(\beta)}$ 的简写。由式(17)可知, $\mathcal{D}(\beta)$ 同样服从伽马分布:

$$\mathcal{D}(\beta) = \mathcal{G}(\beta; a + MQ, b + \langle \|\mathbf{Y} - \Phi \mathbf{W}\|_F^2 \rangle) \quad (18)$$

由完全贝叶斯推导得出的近似后验概率分布的期望可以用来作为未知参数的后验估计, 因此超参数 $\lambda_{p,q}$ 和 β 的 MAP 估计可通过推导得出:

$$\begin{cases} \left\langle \frac{1}{\lambda_{p,q}} \right\rangle = \frac{c+1}{d + \langle |w_{p,q}| \rangle} \\ \langle \beta \rangle = \frac{a + MQ}{b + \langle \|Y - \Phi W\|_F^2 \rangle} \end{cases} \quad (19)$$

式中, $\langle |w_{p,q}| \rangle$ 和 $\langle \|Y - \Phi W\|_F^2 \rangle$ 仍为未知期望, 需要进一步推导得出。 $\langle |w_{p,q}| \rangle$ 为高斯分布一阶绝对矩:

$$\langle |w_{p,q}| \rangle = \sqrt{\frac{2}{\pi}} \Sigma_q^{p,p} {}_1F_1\left(-\frac{1}{2}, \frac{1}{2}, -\frac{1}{2} \frac{\mu_{p,q}}{\Sigma_q^{p,p}}\right) \quad (20)$$

式中, $\Sigma_q^{p,p}$ 表示 Σ_q 的第 p 行第 p 列元素, $\mu_{p,q}$ 表示矢量 μ_q 的第 p 个元素, ${}_1F_1[a, b, z] = \sum_{n=0}^{+\infty} \frac{a^{(n)}}{b^{(n)}} \frac{z^n}{n!}$ 为库默尔合流超几何函数, $x^{(n)} \triangleq x(x+1)(x+2)\cdots(x+n-1)$ 为阶乘幂。而 $\langle \|Y - \Phi W\|_F^2 \rangle$ 则计算如下^[15]:

$$\langle \|Y - \Phi W\|_F^2 \rangle = \|Y - \Phi \mu\|_F^2 + \sum_{q=1}^Q \text{trace}(\Phi^H \Phi \Sigma_q) \quad (21)$$

2.4 频域融合

在本文提出的 BI-FF SBL 算法中, 首先对回波信号矩阵 S 分别进行径向插值预处理和横向插值预处理, 得到 Y_1 和 Y_2^T 。然后利用 LA-VB 算法对矩阵 Y_1 和 Y_2^T 分别进行参数重构, 得到散射系数矩阵 $\hat{W}_1$ 与 $\hat{W}_2$ 。最后对 $\hat{W}_1$ 与 $\hat{W}_2$ 进行频域融合处理, 得到最终的 ISAR 图像。频域融合算法的步骤如下:

(a) 首先将 $\hat{W}_1$ 与 $\hat{W}_2$ 归一化处理, 得到两幅归一化图像。

(b) 然后将 $\hat{W}_1$ 与 $\hat{W}_2$ 分别进行二维傅里叶变换得到频域图像 Z_1 与 Z_2 , 并且通过平移变换将低频分量移动至图像中心。

(c) 融合 Z_1 与 Z_2 而得到最终的频率图像 Z :

$$\begin{aligned} & \text{if } (P/2 + P/\eta < p \leq P/2 - P/\eta) \& \& (q < Q/2 + Q/\eta \& \& q > Q/2 - Q/\eta) \\ & (P/2 + P/\eta < q \leq P/2 - P/\eta) \& \& (p < Q/2 + Q/\eta \& \& p > Q/2 - Q/\eta) \\ & z(p, q) = \min[z_1(p, q), z_2(p, q)] \\ & \text{else} \end{aligned}$$

$$z(p, q) = \max[z_1(p, q), z_2(p, q)]$$

其中, $z(p, q)$, $z_1(p, q)$ 和 $z_2(p, q)$ 分别为矩阵 Z , Z_1 和 Z_2 的第 p 行第 q 列元素, η 为自适应稀疏, 取值 $16 \times \langle \beta \rangle$ 。

(d) 对频率图像 Z 作二维傅里叶逆变换得到最终的 ISAR 图像 $\hat{W}$ 。

3 实验结果与对比分析

为了验证 BI-FF SBL 算法的有效性, 本文基于电磁仿真数据和实测数据完成了 ISAR 成像实验。在实验中测试了 4 种不同的算法, 包括 R-D(Range-Doppler)算法、L1-BP 算法、LA-VB 算法以及本文提出的 BI-FF SBL 算法, 并将不同算法的 ISAR 成像结果进行对比。

为了检验不同算法抑制噪声的能力, 在仿真数据和实测数据中加入复高斯噪声, 合成了信噪比分别为 0, 5 和 10 dB 的实验数据。

3.1 仿真数据实验

在基于仿真数据的实验中, ISAR 成像目标是 A-10 攻击机, 其 CAD 模型如图 2(a) 和 (b) 所示。回波信号由高频电磁仿真代码生成, 入射频率为 9.5~10.5 GHz, 中心频率为 10.0 GHz, 带宽为 1 GHz, 共扫描 128 个频率点。入射俯仰角为 94° , 入射中心方位角为 135° , 方位角宽度为 5.7296° , 共扫描 128 个方位角点。得到的回波信号矩阵尺寸为 128×128 。径向和横向分辨率均为 0.15 m, 成像面积为 $19.2 \text{ m} \times 19.2 \text{ m}$ 。



(a) 俯视图



(b) 侧视图

图2 A-10攻击机CAD模型图

实验采用前文所述的 4 种算法, 每种算法均在

0, 5 和 10 dB 三个信噪比下进行 ISAR 成像, 成像结果如图 3 所示。

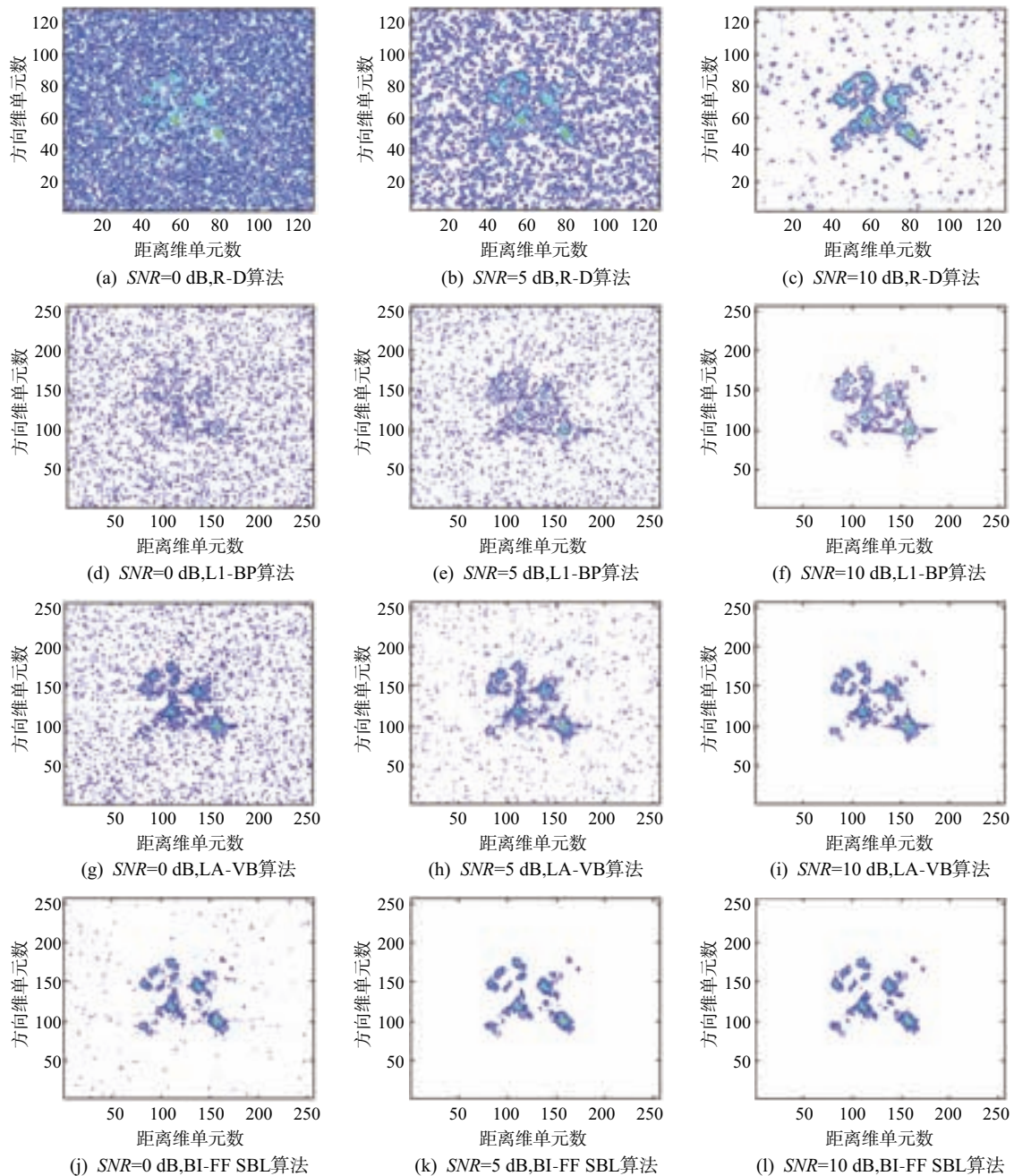


图 3 不同信噪比下各类算法的仿真 ISAR 成像效果图

从图 3 可以看出, 在信噪比为 0 dB 时, 由于噪声的影响, 传统 R-D 算法和 L1-BP 算法已经近乎失效; LA-VB 算法虽然可以粗略重构出飞机的几何结构, 但是 ISAR 图像受噪点影响严重, 只能模糊地重构出机头和机身处部分强散射点; 本文的 BI-FF SBL 算法可以给出较为清晰的 ISAR 图像, 虽然图像中也分布有一些噪点, 但仍然很好地保留了

飞机的几何结构特征。

在信噪比为 5 dB 时, 各类算法的成像效果均有所提升, 但 R-D 算法所成 ISAR 图像仍较为模糊, 由 L1-BP 算法和 LA-VB 算法重构的 ISAR 图像中存在较多噪点, 而 BI-FF SBL 算法则可以给出清晰的 ISAR 图像。

在信噪比为 10 dB 时, 各类算法所成 ISAR 图

像均能清晰地体现飞机的几何结构特征。但是R-D算法所成图像分辨率很低,图中仍然存在较多噪点;L1-BP算法所成图像分辨率低于LA-VB算法和BI-FF SBL算法。

3.2 实测数据实验

实测数据为ISAR成像系统录取的Yak-42飞机回波信号,中心频率为5.52 GHz,发射带宽为

400 MHz,脉冲重复频率为400 Hz。实验采用的回波信号矩阵的尺寸为 128×128 ,通过添加复高斯白噪声以获取信噪比分别为0,5和10 dB的实验数据。

实验采用前文所述的4种算法,每种算法均在0,5和10 dB三个信噪比下进行ISAR成像,成像结果如图4所示。

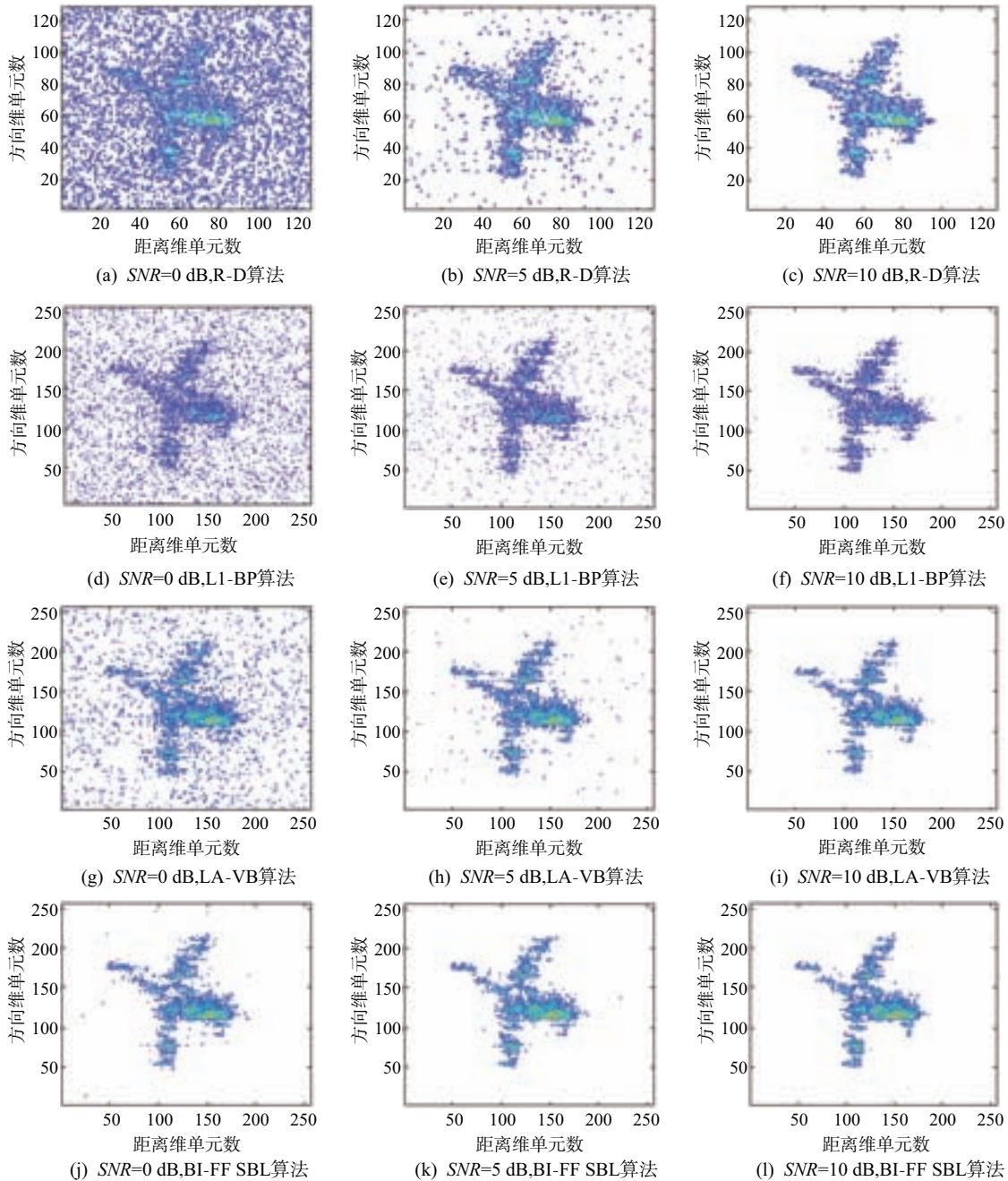


图4 不同信噪比下各类算法的实测ISAR成像效果图

如图 4 所示,信噪比为 0 dB 时,4 种算法的 ISAR 成像结果中都存在不同程度的噪点,其中 R-D 算法的成像效果最差;L1-BP 算法和 LA-VB 算法所成图像受噪点影响严重,导致机尾处部分结构特征缺失;本文的 BI-FF SBL 算法所成图像中虽然存在少量噪点,但依然能较好地体现飞机结构特征。

信噪比为 5 dB 时,4 种算法的 ISAR 成像效果都有所提高,L1-BP 算法和 LA-VB 算法均好于 R-D 算法。BI-FF SBL 算法效果最好,图像中只有少量噪点且飞机结构特征清晰。

在信噪比为 10 dB 时,4 种算法都能给出清晰的 ISAR 图像,但 3 种超分辨率算法的分辨率明显高于 R-D 算法。在 L1-BP 算法和 LA-VB 算法结果中,均存在较明显的条纹干扰,而 BI-FF SBL 算法则很好地去除了条纹干扰,在提高分辨率的同时很好地保留了飞机的几何结构特征。

3.3 图像重构误差实验

传统 ISAR 成像算法,如 R-D 算法和 MUSIC 算法等,其回波数据的尺寸和 ISAR 成像的尺寸是一致的,即 $M=P, N=Q$ 。在超分辨 ISAR 成像中,ISAR 成像的尺寸可以远大于回波数据的尺寸,即 $M<P, N<Q$ 。超分辨 ISAR 成像可以重构出目标更多的几何结构特征,但也可能导致超分辨重构误差。

本文采用重构信噪比 (Reconstruction Signal to Noise Ratio, RSNR) 作为指标,来评价超分辨 ISAR 成像算法的重构误差,其定义如下:

$$\begin{aligned} MSE &= \frac{1}{P \cdot Q} \left\| |\hat{\mathbf{W}}| - |\mathbf{W}| \right\|_F^2 \\ RSNR &= 10 * \lg \left(\frac{\sigma_{|\mathbf{W}|}^2}{MSE} \right) \end{aligned} \quad (22)$$

式中: $\mathbf{W}$ 表示原尺寸 ISAR 图像,其尺寸与回波数据尺寸相同; $\sigma_{|\mathbf{W}|}^2$ 表示原尺寸图像 $\mathbf{W}$ 的幅值方差; $\hat{\mathbf{W}}$ 表示超分辨算法重构的 ISAR 图像,其尺寸大于回波数据尺寸。

在该实验中,以 A-10 攻击机为 ISAR 成像目标,通过高频电磁仿真得到相关回波信号。然后向回波信号中添加高斯白噪声,得到信噪比分别为 0, 5 和 10 dB 的实验数据。该实验对比了 BI-FF

SBL 算法、L1-BP 算法和 LA-VB 算法的 RSNR, 对比结果如表 1 所示。对于其中每一种算法,在获取原尺寸图像 $\mathbf{W}$ 时, $M=N=256, P=Q=256$; 在获取超分辨图像 $\hat{\mathbf{W}}$ 时, $M=N=128, P=Q=256$ 。

表 1 不同超分辨 ISAR 成像算法的 RSNR 对比

算法	0 dB	5 dB	10 dB
L1-BP	9.645 7	14.810 7	14.943 8
LA-VB	12.419 2	14.959 6	14.990 1
BI-FF SBL	13.554 5	14.977 2	15.014 4

由表 1 可知,3 种超分辨 ISAR 成像算法在实验数据信噪比由 5 dB 降为 0 dB 时,RSNR 都有明显的下降,其中 L1-BP 算法最为明显,RSNR 下降至 10 dB 以下。BI-FF SBL 算法在信噪比为 10 dB 时,RSNR 可以达到 15.01 dB,且在信噪比下降至 0 dB 时,RSNR 依旧可以保持在 13 dB 以上。由此可见 BI-FF SBL 算法的重构误差明显低于 L1-BP 算法和 LA-VB 算法。

4 结束语

为了在 ISAR 成像中更好地压制噪声,消除条纹干扰,提高成像分辨率,本文提出一种基于双向插值处理和频域信息融合的稀疏贝叶斯学习算法,即 BI-FF SBL 算法。为了验证 BI-FF SBL 算法的效果,本文进行了基于仿真数据和实测数据的 ISAR 成像实验,并将实验结果与其他 3 种 ISAR 成像算法进行对比,发现 BI-FF SBL 算法在压制噪声和去除条纹干扰方面具有明显的优势,且能提供更高的 ISAR 成像分辨率。重构误差实验结果表明,相比于其他两种超分辨 ISAR 成像算法,BI-FF SBL 算法的重构误差更低。

本文 BI-FF SBL 算法的不足是需要更多的计算时间。跟利用 EM 算法进行参数重构的传统 SBL 算法相比,LA-VB 算法在参数重构时,需要计算高斯一阶绝对矩,其中包括多次计算库默尔函数,导致运算量增加。本文的 BI-FF SBL 算法为了增强压制噪声的能力,进行了两次插值预处理,再基于 LA-VB 算法进行两次参数重构,导致计算时间增加。后续工作将探索计算复杂度更低的 ISAR 成像算法,在保留 ISAR 成像效果的同时力求降低运算时间。

参考文献:

- [1] 曾涛,温育涵,王岩,等.合成孔径雷达参数化成像技术进展[J].雷达学报,2021,10(3):327-341.
- [2] 周子铂,王鑫奎,蔡万勇,等.联合时频分析和谱估计的机动目标ISAR成像[J].雷达科学与技术,2021,19(4):393-402.
- [3] 冯德军,王雪松,陈志杰,等.酉ESPRIT超分辨ISAR成像方法[J].电子学报,2005,33(12):2097-2100.
- [4] DONOHO D L. Compressed Sensing[J]. IEEE Trans on Information Theory, 2006, 52(4):1289-1306.
- [5] TANAY S, SHWETABH S, SWANAND K, et al. An Improved Algorithm for Basis Pursuit Problem and Its Applications[J]. Applied Mathematics and Computation, 2019, 355:385-398.
- [6] RONG Jiajia, WANG Yong, HAN Tao. Iterative Optimization-Based ISAR Imaging with Sparse Aperture and Its Application in Interferometric ISAR Imaging[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 19(19):8681-8693.
- [7] ROSEBROCK F, ROSEBROCK J, CERUTTI-MAORI D, et al. ISAR Imaging by Integrated Compressed Sensing, Range Alignment and Autofocus[C]// 13th European Conference on Synthetic Aperture Radar, Online: VDE, 2021: 1-5.
- [8] YIN Zhiping, LU Xinfei, CHEN Weidong. Echo Preprocessing to Enhance SNR for 2D CS-Based ISAR Imaging Method[J]. Sensors, 2018, 18(12):4409.
- [9] LIU Hongchao, JIU Bo, LIU Hongwei, et al. Super-Resolution ISAR Imaging Based on Sparse Bayesian Learning[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(8):5005-5013.
- [10] WU Kejiang, CUI Wei, XU Xiaojian. Superresolution Radar Imaging via Peak Search and Compressed Sensing[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19:1-5.
- [11] DING Yacong, CHIU Sungen, RAO B D. Sparse Recovery with Quantized Multiple Measurement Vectors[C]// 2017 51st Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers, Pacific Grove, CA, USA:IEEE, 2017:845-849.
- [12] JIANG Zhongjin, ZHAO Shumin, CHEN Xing, et al. A Novel MMV Based SBL Algorithm for High Resolution ISAR Imaging[J]. Digital Signal Processing, 2021, 117(3):103162.
- [13] XU Gang, YANG Lei, BI Guoan, et al. Enhanced ISAR Imaging and Motion Estimation with Parametric and Dynamic Sparse Bayesian Learning[J]. IEEE Trans on Computational Imaging, 2017, 3(4):940-952.
- [14] ZHANG Shuanghui, LIU Yongxiang, LI Xiang, et al. Variational Bayesian Sparse Signal Recovery with LSM Prior[J]. IEEE Access, 2017, 5:26690-26702.
- [15] ZHANG Shuanghui, LIU Yongxiang, LI Xiang. Fast Sparse Aperture ISAR Autofocusing and Imaging via AD-MM Based Sparse Bayesian Learning[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2020, 29:3213-3226.

作者简介:



景鑫磊 男,1998年生,江苏南通人,硕士研究生,主要研究方向为基于信号处理和机器学习的逆合成孔径雷达成像。



张宇 男,1998年生,安徽宣城人,硕士研究生,主要研究方向为基于信号处理和机器学习的阵列信号处理。



蒋忠进 男,1973年生,四川中江人,博士,副教授,主要研究方向为雷达目标电磁散射特性、高分辨雷达成像、SAR图像自动解译、目标识别与抗干扰。

雷达功放组件输出功率预测

费太勇, 孙知建, 曲智国, 李静明

(空军预警学院, 湖北武汉 430019)

摘要: 输出功率是衡量固态雷达发射机功放组件是否故障的重要指标, 对其预测可为维护中预先更换功放组件提供决策依据, 对雷达的预测性维护具有重要意义。本文利用 ARIMA 模型和 LSTM 模型对某型雷达功放组件输出功率预测进行了研究, 根据实际监测到的输出功率劣化趋势将功放组件的工作阶段分为平稳工作期、缓慢劣化工作期和快速劣化工作期, 并分别进行了输出功率预测实验, 给出了不同预测时长下的 RMSE、MAPE。研究结果表明, 平稳工作期的预测效果好, 长期预测和短期预测效果差别不大; 当预测时长较短且监测值变化平缓时缓慢劣化工作期预测效果好, 否则难以预测; 快速劣化工作期难以进行满足预测性维护要求的输出功率预测。

关键词: 雷达; 功放组件; 功率预测; 故障预测; 健康管理

中图分类号: TN95

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0498-07

Output Power Prediction of Radar Power Amplifier Module

FEI Taiyong, SUN Zhijian, QU Zhiguo, LI Jingming

(Air Force Early Warning Academy, Wuhan 430019, China)

Abstract: The output power is an important indicator to measure whether the power amplifier module of the solid-state radar transmitter is faulty. Its prediction can provide a decision basis for replacing the power amplifier module in advance during maintenance, and is of great significance to the predictive maintenance of the radar. In this paper, the ARIMA model and LSTM model are used to study the output power prediction of a certain radar power amplifier module. According to the actual monitored output power degradation trend, the work stages of the power amplifier module are divided into stable work period, slow deterioration work period and fast deterioration work period. The output power prediction experiments are carried out separately, and the RMSE and MAPE under different prediction time are given. The results show that the prediction effect is good in the stable work period, and the difference between the long-term prediction and short-term prediction is not significant. When the prediction duration is short and the monitoring value changes slowly, the prediction effect of the slow deterioration work period is good, otherwise it is difficult to predict. It is difficult to predict the output power that meets the requirements of predictive maintenance during the rapid deterioration period.

Key words: radar; power amplifier module; power prediction; fault prediction; health management

0 引言

雷达是信息化战争中的重要预警装备, 常年担负着战斗值班, 时刻守卫着国土安全, 平时即是战时。为了提高雷达的任务执行率和作战性能完好性, 雷达预测性维护在雷达维修中越来越受重视。雷达功放组件是固态雷达发射机的重要组成部分, 相较雷达其他现场可更换单元 (Local Replaceable Unit, LRU) 故障率高, 是预测性维护的主要内容之一。目前雷达功放组件的维修主要以换件修理为主。若能在雷达的日、周、月等维护中提

前更换即将故障的功放组件, 即实现功放组件的预测性维护必将大大提升维护的针对性和有效性。为此, 需要对功放组件的参数进行监测和预测。对于现代雷达系统, 要监测和预测每个 LRU 的所有参数几乎是不可能的, 若能找出一个或几个可直接测量的参数进行监测及预测, 就可将监测节点降低到可接受程度的同时可靠地预测雷达各部分出现的故障, 并在维护中预先更换备件^[1]。输出功率是衡量功放组件是否故障的重要指标, 很多雷达以输出功率的大小来设置功放组件故障阈值, 故对功放组件的输出功率预测进行研究对

雷达的预测性维护具有重要意义。

从公开发表的成果来看,部分文献对雷达指标和性能参数预测进行了研究^[2-6]。其中,文献[2]利用一种改进的灰色模型预测了雷达的备件消耗;文献[3]和[4]分别利用差分整合移动平均自回归模型(Autoregressive Integrated Moving Average model, ARIMA)和长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)模型预测了某船用雷达的发射功率;文献[5]利用ARIMA模型和径向基函数神经网络(Radial Basis Function Neural Network, RBF-NN)模型预测了某雷达的发射功率;文献[6]利用离散输入过程神经网络(Discrete Process Neural Network, DPNN)模型预测了某雷达激光测距机的相关参数。但上述研究的样本数据变化趋势平缓,与本文实际监测到的雷达功放组件输出功率变化特征不符,且预测时长偏短没有考虑保障实际对预测时长的要求。为此,本文通过多个功放组件全寿命周期输出功率监测数据,重点研究不同变化趋势下预测时长与预测精度的关系,旨在为实现功放组件的预测性维护提供一定的参考。由于功放组件输出功率数据是典型的时间序列,而ARIMA模型和神经网络中的深度学习模型LSTM在预测时间序列上具有优势,故本文采用ARIMA模型和LSTM模型进行功放组件输出功率预测。

1 预测模型

1.1 ARIMA模型

ARIMA(p, d, q)模型是自回归(Auto Regression, AR)模型、移动平均模型(Moving Average, MA)和差分法的结合,包含 p, d, q 三个参数,其中 p 为AR模型参数, d 为对数据进行差分的阶数, q 为MA模型参数。

1) AR模型

AR模型可描述当前值与历史值之间的关系,用变量自身的历史时间数据对自身进行预测,一个 p 阶AR模型可写为

$$X_t = \alpha_1 X_{t-1} + \alpha_2 X_{t-2} + \cdots + \alpha_p X_{t-p} + u_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i} + u_t \quad (1)$$

式中: X_t 为 t 时刻的值; p 为AR模型的阶数,表示用几期的历史值来预测当前值; α_i 为模型参数; u_t 为

随机扰动项。

AR模型要求时间序列数据必须具有平稳性且预测值与前期历史值具有相关性。

2) MA模型

如果AR模型中的随机扰动项 u_t 是白噪声,则称AR(p)为一个纯自回归过程;如果 u_t 不是一个白噪声,则通常认为它是一个 q 阶的移动平均,即为

$$u_t = \varepsilon_t + \beta_1 \varepsilon_{t-1} + \beta_2 \varepsilon_{t-2} + \cdots + \beta_q \varepsilon_{t-q} = \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} \quad (2)$$

式中: ε_t 为白噪声; q 为MA模型的阶数; β_j 为模型参数。

当AR模型中 $X_t = u_t$,表示时间序列的当前值与历史值没有关系,只依赖历史白噪声的线性组合,此时AR模型就变为MA模型。

3) ARIMA模型

将AR(p)模型和MA(q)模型进行组合就得到了一个自回归移动平均模型ARMA(p, q):

$$X_t = \sum_{i=1}^p \alpha_i X_{t-i} + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q \beta_j \varepsilon_{t-j} \quad (3)$$

式(3)表示:一个随机时间序列可通过一个ARMA(p, q)模型来表示,即该序列可由其自身的过去或者滞后值以及随机扰动项来解释;如果时间序列是平稳的,即它的行为不会随着时间的推移而变化,则可通过该序列的过去行为来预测未来。

当需要预测的时间序列不满足平稳性时,可以通过差分法得到平稳序列,即对于非平稳时间序列可先进行 d 阶差分,转化为平稳时间序列后再利用ARMA(p, q)模型进行预测。故ARIMA(p, d, q)模型就是AR(p)模型、MA(q)模型和 d 阶差分法的结合。

1.2 LSTM模型

LSTM是一种特殊的循环神经网络(Recurrent Neural Network, RNN)。典型的RNN模型结构如图1所示,左边为RNN模型折叠结构,右边为RNN模型展开结构。RNN模型的特殊之处在于同一层各个节点之间也存在连接关系,即隐藏层中各个节点的输入由两部分组成:前一时刻的状态和现在时刻的输入,这种特殊的结构使得RNN具有使用

和挖掘序列间信息特征的能力,可以用公式表示为

$$h_t = f(Uh_{t-1} + Wx_t) \quad (4)$$

式中: h_t 为隐藏层节点当前状态值; f 为非线性激活函数,通常为线性整流函数 $\text{relu}(x)=\max(0, x)$ 或双曲正切函数 $\tanh(x)=(e^x - e^{-x}) / (e^x + e^{-x})$; U 为隐藏层到隐藏层之间的权重连接矩阵; W 为输入层到隐藏层之间的权重连接矩阵。

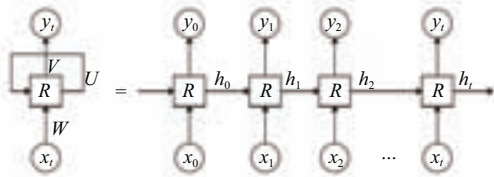


图1 RNN模型结构

RNN各节点的输出为

$$y_t = g(Vh_t) \quad (5)$$

式中: y_t 为节点输出值; g 为非线性激活函数,通常为sigmoid函数,即 $\text{sigmoid}(x)=1/(1+e^{-x})$; V 为隐藏层到输出层之间的权重连接矩阵。

U 、 V 、 W 在每次循环步骤中都是相同的,即参数共享。

虽然理论上RNN已经可解决时间序列中的“依赖”问题,但是实践中当时间序列较长时,RNN的学习和训练会出现梯度消失或梯度爆炸的问题,进而导致模型无法更新或收敛。为了解决上述问题,可对RNN的神经元节点进行重新设计,并引入“门”机制。这种RNN的变体就是LSTM神经网络,其神经元节点的结构如图2所示。

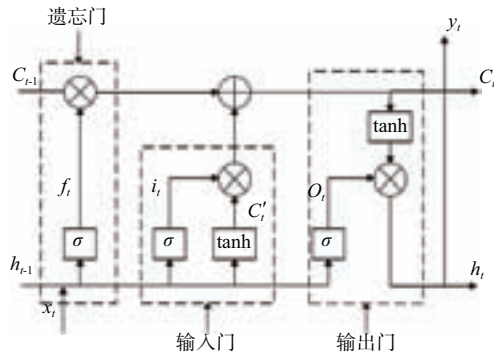


图2 LSTM网络神经元节点结构

图2的上方有一条水平贯穿线 C_t ,它代表“长期记忆”,上面的数据信息会在整个网络中传递。图2的下方也有一条水平线 h_{t-1} ,它不贯穿整个网络,只在相邻两个神经元节点之间传递,代表“短

期记忆”。长短期记忆之间通过遗忘门、输入门和输出门进行控制。

遗忘门的数学表达式为

$$f_t = \text{sigmoid}(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (6)$$

输入门的数学表达式为

$$i_t = \text{sigmoid}(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (7)$$

$$C'_t = \tanh(W_c \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_c) \quad (8)$$

$$C_t = f_t \times C_{t-1} + i_t \times C'_t \quad (9)$$

输出门的数学表达式为

$$o_t = \text{sigmoid}(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (10)$$

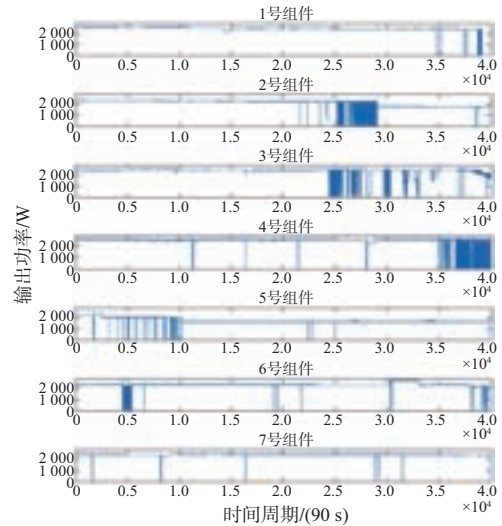
$$y_t = h_t = o_t \times \tanh(C_t) \quad (11)$$

式(6)~(11)中, W_f 、 W_i 、 W_c 、 W_o 是对应于遗忘门 f_t ,输入门 i_t 、 C_t 和输出门 o_t 的权重; b_f 、 b_i 、 b_c 、 b_o 是相应的偏置参数。

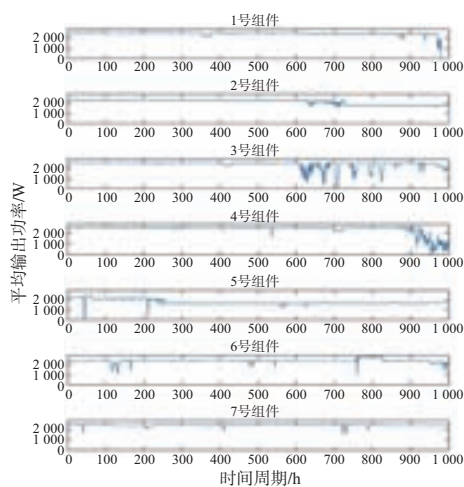
2 预测实验与结果分析

2.1 数据样本说明

数据样本来自某型雷达2020年10月至2022年8月的功放组件输出功率监测数据。在此期间共有7个功放组件发生故障(编号为1~7号),选取该7个功放组件被更换前1 000 h内的输出功率数据进行预测实验。7个功放组件的输出功率数据如图3所示。其中图3(a)为直接采样数据,每隔90 s采样一次,即每小时采样40次,每个功放组件共有40 000个输出功率原始数据,时间单位为90 s;图3(b)为对每小时的输出功率求平均后的数据,共有1 000个数据,时间单位为h。



(a) 直接采样输出功率



(b) 每小时平均输出功率

图3 功放组件输出功率监测数据

通过图3可知,7个雷达功放组件都有长时间的平稳工作期;其中,3号和4号组件有比较明显的缓慢劣化工作期;1号和6号组件的劣化工作期很短,可称为快速劣化工作期;2号、5号和7号组件无明显劣化工作期,表现为突发性故障,这是难以预测的。下面将在MATLAB 2019a平台上分别对雷达功放组件的平稳工作期、缓慢劣化工作期和快速劣化工作期的输出功率进行预测实验。

2.2 建模过程和参数设置

2.2.1 ARIMA 建模过程

ARIMA 建模过程如图4所示。首先,对时间序列数据进行平稳性检验并确定差分阶数。这里选择了两种常用的互补平稳性测试方法,即 Augmented Dickey-Fuller(ADF)和 Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin (KPSS)。只有当 ADF 的返回值为 1 且 KPSS 为 0 时,历史测量数据才是平稳序列,而其余的返回值则被判断为非平稳序列。若数据为非平稳性序列则进行差分运算直至通过 ADF 和 KPSS 准则的平稳性测试。其次,确定 ARMA 模型阶数。利用自相关函数(ACF)和偏自相关函数(PACF)法,确定 ARIMA 模型阶数。最后,为了检验模型的参数是否合适,还要进行残差检验。残差为原始数值减掉模型拟合出的数值后的残余值。如果残差为随机正态分布、不自相关,则说明残差是一段白噪声,有用的信号已经都被提取到 ARIMA 模型中了。此时建模完毕,可以进行预测。

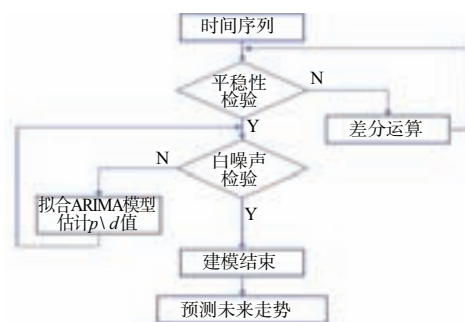


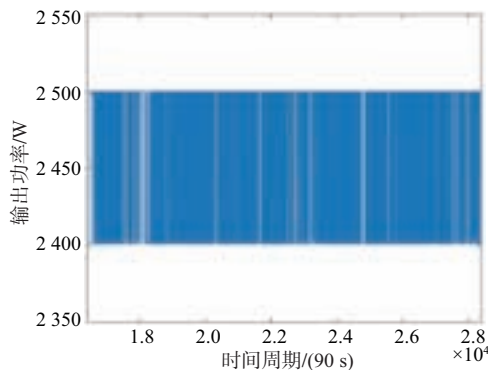
图4 ARIMA 程序设计流程

2.2.2 LSTM 参数设置

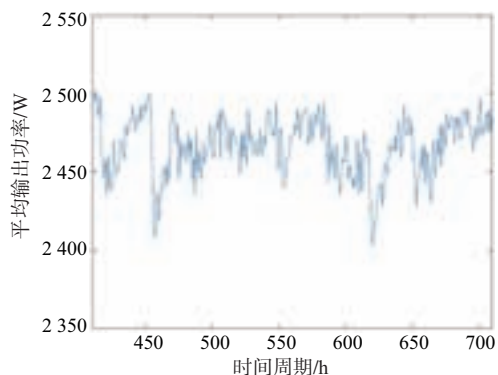
利用 MATLAB 2019a 平台自带的深度学习工具箱(Deep Learning Toolbox)进行 LSTM 网络的建模、训练和预测。相关参数设置如下:指定 LSTM 层有 200 个隐含单元;求解器设置为“adam”,并进行 250 轮训练;为了防止梯度爆炸,将梯度阈值设置为 1;指定初始学习率 0.005,在 125 轮训练后通过乘以因子 0.2 来降低学习率。

2.3 平稳工作期功率预测

随机选取 1~7 号组件的平稳工作期进行预测,例如选取 7 号组件 410~710 h 之间的输出功率样本进行预测实验,如图 5 所示。图 5(a)为原始监测功率输出序列数据,图 5(b)为按小时求平均后的序列数据。实验过程如下:首先确定数据长度;然后随机抽取 10 个时间段的监测数据分别采用 ARIMA 模型和 LSTM 模型进行预测实验,其中前 90% 用于训练,后 10% 用于预测;最后计算两个预测模型 10 次预测的平均 RMSE(Root Mean Square Error)和平均 MAPE(Mean Absolute Percentage Error)。整个实验在 i7-8565U CPU、8.00 GB 内存、Windows 10 操作系统的计算机上完成。预测实验结果如表 1 所示。



(a) 直接采样输出功率



(b) 每小时平均输出功率

图5 7号组件平稳工作期输出功率监测数据

表1 平稳工作期输出功率预测结果

数据长度	RMSE		MAPE	
	ARIMA	LSTM	ARIMA	LSTM
100/90 s	43.00	47.78	1.31%	1.49%
500/90 s	44.49	52.40	1.56%	1.70%
1 000/90 s	46.35	56.94	1.64%	1.94%
2 000/90 s	47.15	57.54	1.72%	2.03%
50/h	14.68	18.64	0.38%	0.71%
100/h	19.33	21.25	0.68%	0.73%
250/h	20.62	23.68	0.75%	0.86%

从表1可以看出:1) ARIMA模型的预测精度略优于LSTM模型,但相差不大;2) 数据长度和预测时长显著变长,预测精度变差并不明显;3) 求平均后序列数据的预测精度要高于原始序列数据的预测精度,这是由于求平均后的序列相对原始序列更加平滑,而原始监测序列值在2 400~2 500之间变化,变化比较激烈。另外,由于求平均后数据量变小,预测计算量也会相应变小。

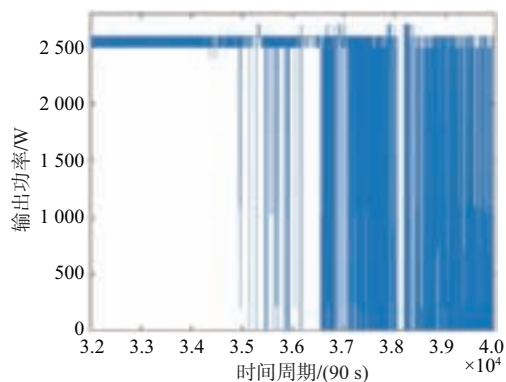
由上述结果可知,在平稳工作期进行功率预测时,ARIMA模型和LSTM模型并没有显著差异;长期预测和短期预测区别不大,故平稳期可进行长期预测且可将原始监测数据进行分段求平均后再预测,这样既可以提高预测精度又可以减少预测计算量,具体分段长度可根据预测需求调整和确定。

其他组件的平稳工作期输出功率预测结果与上述结论一致,在此不一一赘述。

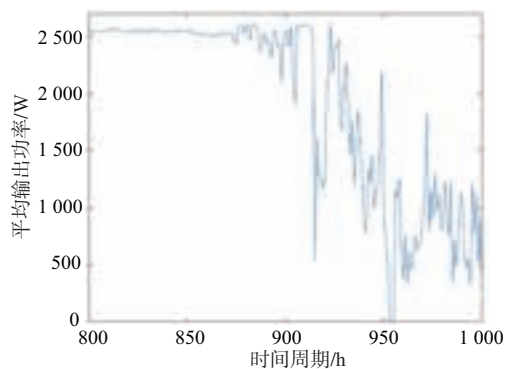
2.4 缓慢劣化期预测

选取3号、4号组件800~1 000 h之间的输出功

率样本进行预测实验,其中4号组件输出功率如图6所示。在劣化期往往会出现间歇故障^[7],间歇故障会导致原始输出功率序列在0到正常值之间剧烈变化。图6(a)为原始监测功率输出序列数据,图6(b)为按小时求平均后的序列数据。输出功率预测的主要目的之一是在维护中为功放组件的提前换件修理提供决策依据。由于更换功放组件耗时较长,一般需要在周维护中进行,但若雷达非24小时值班,值班间歇超过4 h,也可在日维护中进行。故功放组件有效预测时长至少为雷达的一个值班时间,通常为6~12 h,所以进行小时为步长的平均功率预测更有意义。



(a) 直接采样输出功率



(b) 每小时平均输出功率

图6 4号组件劣化工作期输出功率监测数据

实验过程如下:首先选择数据时长为60 h(前90%用于训练,后10%用于预测),相应地预测时长为6 h,在此基础上逐渐增加数据时长;每段时间序列分别采用ARIMA模型和LSTM模型进行预测并计算RMSE(Root Mean Square Error)和MAPE(Mean Absolute Percentage Error);实验平台与2.3节一样,预测实验结果如表2、表3所示。

表2 3号组件缓慢劣化工作期输出功率预测结果

时间序列/ h	RMSE		MAPE	
	ARIMA	LSTM	ARIMA	LSTM
801~860	63.70	34.25	2.15%	0.91%
801~880	89.08	70.01	2.57%	2.66%
801~900	52.83	61.19	1.41%	1.69%
801~930	247.36	249.87	5.25%	5.39%
801~960	232.00	329.10	7.61%	11.37%
801~1 000	440.92	544.85	21.02%	25.66%

表3 4号组件缓慢劣化工作期输出功率预测结果

时间序列/ h	RMSE		MAPE	
	ARIMA	LSTM	ARIMA	LSTM
801~860	23.59	14.85	0.90%	0.64%
801~880	59.432	64.287	2.02%	2.34%
801~900	158.96	201.31	4.98%	6.73%
801~930	741.49	465.90	34.80%	20.41%
801~960	785.98	590.42	6 361.61%	4 731.60%
801~1 000	318.66	527.58	49.95%	64.99%

从表2、表3可以看出:1) ARIMA模型和LSTM模型的预测效果相当;2) 与平稳工作期的输出功率预测相比,缓慢劣化工作期的预测精度明显变差;3) 数据长度和预测时长显著变长,预测精度也显著变差,尤其当监测值变化剧烈时,如图7所示,此时两种预测模型的预测值与监测值的偏差都很大,难以完成有效预测。

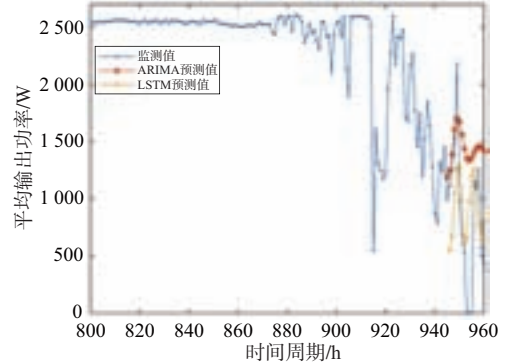


图7 4号组件缓慢劣化期输出功率监测与预测

由上述结果可知,缓慢劣化工作期的预测精度主要取决于预测时长和监测值变化的剧烈程度,当预测时长较短且监测值变化平缓时(见表2前4行、表3前3行),预测效果好,否则难以完成有效预测。

2.5 快速劣化期预测

选取1号组件920~980 h和6号组件940~1 000 h

之间的输出功率样本进行预测实验,其中1号组件输出功率如图8所示。这里与2.4节一样,只进行小时为步长的平均功率预测。实验过程如下:首先选择数据时长为50 h(前90%用于训练,后10%用于预测),相应地预测时长为5 h,在此基础上逐渐增加数据时长至60 h;每段时间序列分别采用ARIMA模型和LSTM模型进行预测并计算RMSE(Root Mean Square Error)和MAPE(Mean Absolute Percentage Error);实验平台与2.3节一样,预测实验结果如表4、表5所示。

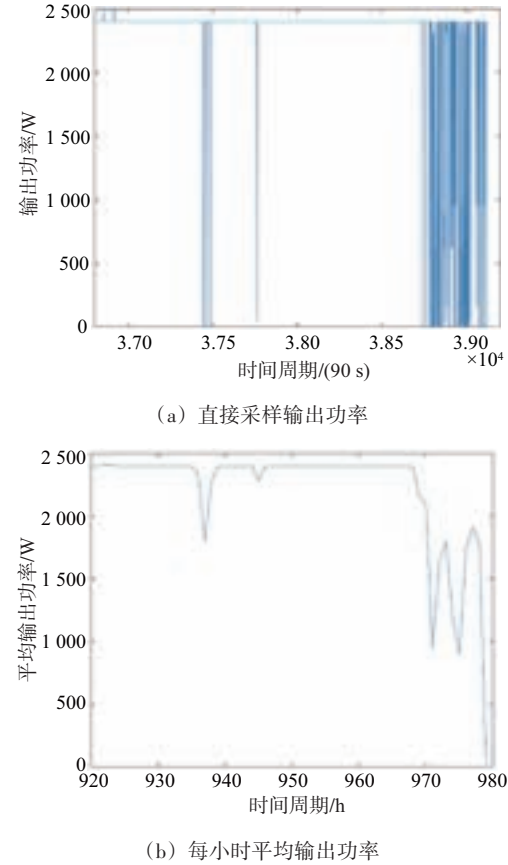


图8 1号组件劣化工作期输出功率监测数据

表4 1号组件快速劣化工作期输出功率预测结果

时间序列/ h	RMSE		MAPE	
	ARIMA	LSTM	ARIMA	LSTM
921~970	161.99	198.30	5.32%	6.58%
921~972	673.39	752.39	36.89%	45.00%
921~974	864.46	952.59	58.76%	67.85%
921~976	1 025.20	1 103.00	83.83%	87.13%
921~978	452.66	568.01	29.26%	40.54%
921~980	857.87	1 034.10	44 699.14%	13 239.70%

表 5 6 号组件快速劣化工作期输出功率预测结果

时间序列/ h	RMSE		MAPE	
	ARIMA	LSTM	ARIMA	LSTM
941~990	411.12	436.35	16.54%	18.43%
941~992	422.01	440.87	17.89%	20.76%
941~994	357.77	350.20	14.86%	14.57%
941~996	379.64	238.50	16.30%	11.21%
941~998	252.66	273.32	12.26%	13.29%
941~1 000	317.53	325.72	13.41%	14.19%

从表 4、表 5 可以看出:1) 与缓慢工作期的输出功率预测相比,快速劣化工作期的预测精度明显变差;2) 由于劣化期较短,且监测值变化剧烈,劣化规律难以捕捉,两种预测模型的预测值与监测值的偏差都较大,难以完成有效预测。

由上述结果可知,快速劣化工作期的输出功率是难以有效预测的,即难以进行满足预测性维护要求的输出功率预测。值得注意的是,当预测时长短且监测值变化不剧烈时,雷达性能参数的预测效果往往是比较好的^[3-5],但此时的预测时长满足不了预测性维护的需求,即预警时间偏短难以完成有效的维护操作。

3 结束语

本文利用 ARIMA 模型和 LSTM 模型对功放组件全寿命周期的输出功率预测进行了研究,重点研究了功放组件不同工作阶段、变化特征和预测时长与预测精度的关系。研究表明,功放组件都有长时间的平稳工作期,在此期间预测效果好,长期预测和短期预测的预测精度区别不大;有的功放组件具有缓慢劣化工作期,当预测时长较短且监测值变化平缓时预测效果好,否则难以预测;有的功放组件只有快速劣化工作期,甚至表现为突发性故障,由于劣化期较短且监测值变化剧烈,劣化规律难以捕捉,无法完成有效预测;ARIMA 模型和 LSTM 模型的预测效果没有显著差别,预测精度主要取决于预测时长和监测值变化特征。上述结果说明,时间序列预测方法只对部分功放组件输出功率劣化预测有效,为此还需要研究其他预测方法。希望本文能够为雷达设备故障预测技术的研究、发展和应用提供一些参考。

参考文献:

- [1] 欧阳霄,杨辉,朱东济,等.基于 ARIMA 和神经网络的单脉冲雷达设备故障预测研究[J].计算机测量与控制,2021,29(10):83-87.
- [2] 徐飞,杨士英,魏祥生,等.基于改进灰色预测模型的雷达备件消耗预测[J].雷达科学与技术,2015,13(6):609-614.
- [3] ZHAI Yuting, LIU Dongli, CHENG Zhanxin, et al. A Novel Prognostic Model of the Degradation Malfunction Combining a Dynamic Updated-ARIMA and Multivariate Isolation: Forest Application to Radar Transmitter [J]. Electronics, 2022, 11(12):1-16.
- [4] ZHAI Yuting, FANG Shaojun. A Degradation Fault Prognostic Method of Radar Transmitter Combining Multivariate Long Short-Term Memory Network and Multivariate Gaussian Distribution [J]. IEEE Access, 2020, 8: 199781-199791.
- [5] WU Jie, LV Yongle. Adaptive Prediction Algorithm Based on ARMA and RBFNN Models for Radar Performance [C]// 3rd Annual International Conference on Information System and Artificial Intelligence, Suzhou, China: [s. n.], 2018:1-8.
- [6] 李靖.基于大数据分析的现役雷达故障预测技术研究[D].西安:西安电子科技大学,2018.
- [7] 吕克洪,程先哲,李华康,等.电子设备故障预测与健康管理技术发展新动态[J].航空学报,2019,40(11):18-29.

作者简介:



费太勇 男,1982年生,博士,副教授,主要研究方向为预警装备综合保障和效能评估验证。

孙知建 男,1976年生,硕士,副教授,主要研究方向为雷达装备保障技术。

曲智国 男,1982年生,博士,副教授,主要研究方向为预警装备新技术和效能评估验证。

李静明 男,1990年生,硕士,讲师,主要研究方向为预警装备新技术和效能评估验证。

天线阵列近场FDA技术研究

赵 研¹, 陶海红¹, 畅 鑫²

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理全国重点实验室, 陕西西安 710071;
2. 西安电子科技大学工程学院, 陕西西安 710071)

摘 要: 频率分集阵(FDA)是近年来提出的一种阵列信号处理新技术,它能够形成具有距离-角度相关性特征的辐射合成波束,克服传统相控阵天线不能有效控制波束的距离-角度指向的难题,此外还有很多独特的应用优势,成为未来先进雷达发展的重要技术方向之一。本文在传统频率分集阵列研究的基础上,提出了适应天线阵列近场条件的FDA新数学算法,针对阵列近场条件,首先利用经典近场的菲涅尔近似以及新近提出基于差分迭代近似两种方法推导,得到近场FDA波束的不同表达新算法结构,其次针对新提出算法的数学关系式中距离、角度等关键参数特征分析,针对其中距离-角度耦合关系等深入讨论,再次开展数值计算和算法仿真对比,实验结果表明:新提出的算法解决了FDA近场条件使用的模型条件限制,算法较好地解释了近场时距离-角度参数非线性耦合或独立关系,可以较好地支撑未来天线阵列近场,FDA各种应用的深入分析与研究需要。

关键词: 近场; 频率分集阵; 菲涅尔近似; 差分迭代模型; 距离角度耦合

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0505-06

Research on Near-Field FDA Technology in Antenna Arrays

ZHAO Yan¹, TAO Haihong¹, CHANG Xin²

(1. National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China;
2. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: Frequency diverse array (FDA) is a new array signal processing technology in recent years. It can form radiating beam with range-angle independency, overcome the problem that the traditional phased array antenna can not effectively control the range and azimuth pointing of the beam, and has many unique application advantages. Firstly, by using the classical Fresnel approximation and the recently proposed differential iterative approximation, the new algorithm expressions of near-field FDA beam are obtained. Secondly, the characteristics of the key parameters such as distance and azimuth in the mathematical relation of the new algorithm are analyzed, and the coupling relationship between distance and azimuth is deeply discussed. Thirdly, the experimental results show that the proposed algorithm can solve the condition limits of the model used by FDA in near-field, and better explain the near-field independent relations between distance and bearing parameters, which can support future near-field antenna array, the FDA in-depth analysis and study of various application needs well.

Key words: near-field; frequency diverse arrays (FDA); Fresnel approximation; differential iterative approximation; range-angle coupling

0 引 言

相控阵天线通过简单对相位合成控制可使波束对空间自由扫描,经过多年发展已广泛地应用于雷达探测与目标分析等领域。传统相控阵天线的所有阵元辐射都源自于同一激励源信号,通过对每个阵元射频部分独立的移相器结构控制,实现调控相位/时延控制的累计偏移量,进而控制波束指向完成波束的空域扫描。此外,利用天线系

统的工作频率的有意变化从理论上可以实现波束的空间扫描,即频率扫描天线。但是这两类天线阵列都存在一个弱点^[1],即在每个扫描周期/快拍内,波束指向只与方向角有关,而与距离参数无关。但是在某些应用场景中,比如电磁对抗环境下存在距离相关性干扰或地/海杂波抑制需求,再或者要求阵列波束在同一快拍周期内可以覆盖针状波束较小距离范围,其本质特征要求就是波束指向模型中存在角度与距离的复合相关项。2006

年,文献[2]中首次提出了新体制频率分集阵(Frequency Diverse Array, FDA)概念,其基本原理是通过附加很小的频偏(频偏远远小于其载频)控制后合成波束的信号频率中心略有偏移,但其主要频率成分是相同的,形成具有距离角度相关性方向图,此概念提出伊始就引起美国国防研究机构的高度兴趣和热切关注^[3-4]。而在中近场天线阵列的FDA研究可有效拓展大孔径天线阵列测量范围,改进角度-距离解耦条件下测量精度,但相关研究却迟迟未见报道,其主要难度在于中近场传播非线性特征与FDA的非线性叠加,使得数学模型更为复杂,表达式表征更加困难,性质特征更不明显。

本文在传统频率分集阵列研究的基础上,提出了适应天线阵列近场条件的FDA新数学算法,针对阵列近场条件,首先利用经典近场的菲涅尔近似以及新近提出基于差分迭代近似两种方法推导,得到近场FDA波束的不同表达新算法结构,其次针对新提出算法的数学关系式中距离、角度等关键参数特征分析,针对其中距离-角度耦合关系等深入讨论,再次开展数值计算和算法仿真对比,实验结果表明:新提出的算法解决了FDA近场条件使用的模型条件限制,算法较好地解释了近场时距离-角度参数非线性耦合或独立关系,可以较好地支撑未来天线阵列近场,FDA各种应用的深入分析与研究需要。

1 频率分集阵算法的基本原理

1.1 频率分集阵列基本概念

频率分集阵是相邻阵元上信号附加一个远小于载频的频率增量 Δw ,如图1所示第1个阵元的辐射频率为 w_0 ,而第 m 个阵元的信号频率为

$$w_m = w_0 + m \cdot \Delta w, m = 0, 1, 2, \dots, M-1 \quad (1)$$

式中, M 为阵元数。

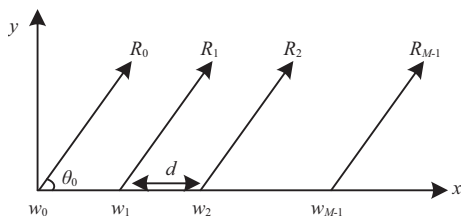


图1 频率分集阵列结构示意图

由传统阵列分析, M 个天线单元总合成电磁场强度为

$$E = \sum_{n=0}^{M-1} \frac{a_n}{R_n} e^{j(w_n t - k_n R_n)} \quad (2)$$

假设均匀线性阵列满足远场基本条件^[2],即 $w_n = w_0 + n\Delta w, k_n = k_0 + n\Delta k, \Delta k = 2\pi/\Delta\lambda, R_n = R_0 - nd \cos \theta$ 并忽略关于 n 的二次项,可得到

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{R_0} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[(w_0 + n\Delta w)t - (k_0 + n\Delta k)(R_0 - nd \cos \theta)]} = \\ &= \frac{1}{R_0} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[w_0 t - k_0 R_0 + n(\Delta w t + k_0 d \cos \theta - \Delta k R_0 + n\Delta k d \cos \theta)]} \approx \\ &= \frac{1}{R_0} e^{j(w_0 t - k_0 R_0)} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[n(\Delta w t + k_0 d \cos \theta - \Delta k R_0 + n\Delta k d \cos \theta)]} \approx \\ &= \frac{1}{R_0} e^{j(w_0 t - k_0 R_0)} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[n(\Delta w t + k_0 d \cos \theta - \Delta k R_0)]} = \\ &= \frac{1}{R_0} e^{j[(w_0 t - k_0 R_0)]} \cdot \frac{e^{j\psi M} - 1}{e^{j\psi} - 1} \end{aligned} \quad (3)$$

式中 $\psi = \Delta w t + k_0 d \cos \theta_n - \Delta k R_0$ 。并得到

$$|E| = \frac{1}{R_0} \left| \frac{\sin\left(\frac{N\psi}{2}\right)}{\sin\left(\frac{\psi}{2}\right)} \right| \quad (4)$$

式(3)和式(4)是后续大量研究的基础和依据,但它只适用于远场条件,即 $\frac{4(M-1)^2 d^2}{\lambda} \ll R_0$ 。

1.2 天阵阵列近场特性与传播近似研究

传统天线阵列中近场合成效应研究一般都采用菲涅尔近似模型形式,如图2所示,针对三角形 ΔONK ,由几何余弦定理有

$$R_n = R_0 \sqrt{1 + \left(\frac{(nd)^2}{R_0^2} - \frac{2nd \cos \theta_0}{R_0} \right)} \quad (5)$$

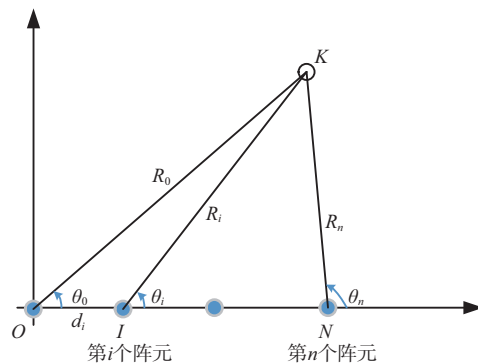


图2 频率分集阵列中近场结构示意图

通过对 $(1+x)^{1/2}$ 代数式的标准泰勒级数研究,可得式(5)的高阶标准多项式近似表达,考虑表达式中变量阶数的合理性、计算运算量和模型近似度等因素,一般认可采用变量二阶近似式即菲涅尔近似,其具体表达式如下:

$$R_n \approx R_0 \left[1 - \frac{nd \cos \theta_0}{R_0} + \frac{1}{2} \frac{n^2 d^2}{R_0^2} (\sin \theta_0)^2 \right] \quad (6)$$

针对FDA基本关系式(2),引入式(6)的近似表达并推导演绎相关数学模型,可得到FDA在天线阵列近场条件下新模型的数学关系式。

同时作者在近期阵列中近场技术研究中,提出了基于几何结构的三角函数关系迭代的中近场距离估计新算法并发表于相关领域期刊^[5],区别于传统菲涅尔近似关系式,新提出算法结构与初值和迭代次数相关,如

$$\begin{aligned} \text{set} \begin{cases} (X_n)_{\tilde{n}} = R_0 + (R_k)_{\tilde{n}} + nd, \tilde{n} \geq 1 \\ A = 2R_k + 2nd, B = 2nd(1 + \theta_k) \end{cases} \\ \text{Define} \left((X_n)_{\tilde{n}} \right) = A - \frac{B}{(X_n)_{\tilde{n}-1}} \end{aligned} \quad (7)$$

式中 $(\)_{\tilde{n}}$ 表示对操作数的第 n 次迭代估计值。经过推导可得表达式:

$$R_N = R_0 - nd \frac{2R_0 \cos \theta_0 - nd(1 - \cos \theta_0)}{2R_0 + nd(1 - \cos \theta_0)} \quad (8)$$

同理针对FDA基本关系式,引入式(8)的近似表达并推导,也可得到FDA在天线阵列近场条件下新模型的数学关系式。

2 近场频率分集阵列算法推导

2.1 基于菲涅尔近似的近场FDA表达式

针对天线阵列近场条件,将式(6)代入式(2)得到

$$\begin{aligned} E &= \sum_{n=0}^{M-1} \frac{a_n}{R_n} e^{j(\omega_n t - k_n R_n)} = \frac{a_0}{R_0} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[(\omega_0 + n\Delta\omega)t - (k_0 + n\Delta k)R_n]} = \\ &= \frac{a_0}{R_0} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[(\omega_0 + n\Delta\omega)t - (k_0 + n\Delta k)R_0 \left[1 - \frac{nd \cos \theta_0}{R_0} + \frac{1}{2} \frac{n^2 d^2}{R_0^2} (\cos \theta_0)^2 \right]]} = \\ &= \frac{1}{R_0} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[\omega_0 t - k_0 R_0 + n\psi_1 - n^2 \psi_2 - n^3 \psi_3]} \end{aligned} \quad (9)$$

式中, n 的各阶次系数项有

$$\psi_1 = \Delta\omega t - \Delta k R_0 + k_0 d \cos \theta_0 \quad (10)$$

$$\psi_2 = \frac{k_0 d^2 (\cos \theta_0)^2}{2R_0} - \Delta k d \cos \theta_0 \quad (11)$$

$$\psi_3 = \frac{\Delta k d^2}{2R_0} (\cos \theta_0)^2 \quad (12)$$

对于近场天线阵列有 $\frac{4(M-1)^2}{\lambda} d^2 \leq R_0$ 约束,

由式(9)~(12)可知,其近场信号合成的各分量耦合成分更多更复杂,其数学规律杂乱晦涩。因此需要考虑特殊条件下的先验性距离-角度解耦信号合成现象,系统则通过对未知参数在目标空间中搜索的方式验证其表现的特性与效能。

考虑最大程度简化复杂成分项,首先研究 ψ_3 近似为零条件,有 $\Delta f \ll M^2$ 约束;其次分析 $\psi_2 = 0$ 条件:

$$\begin{aligned} \frac{k_0 d^2 (\cos \theta_0)^2}{2R_0} - \Delta k d \cos \theta_0 &= 0 \\ \Rightarrow k_0 &= \frac{2R_0 \Delta k}{d \cos \theta_0} \end{aligned} \quad (13)$$

由式(13)可知,当信号参数确定后,合成结果对预期目标的距离与角度余弦呈现反比例关系。此时如约定距离或角度为某参数值,并采用宽频带信号选择合适的频率分量,则可以实现对另一个参数的搜索匹配。将式(13)代入式(10),得到

$$\begin{aligned} \psi_1 &= \Delta\omega t - \Delta k R_0 + k_0 d \cos \theta_0 = \\ &= \Delta\omega t - \Delta k R_0 + \frac{2R_0 \Delta k}{d \cos \theta_0} d \cos \theta_0 = \\ &= \Delta\omega t + \Delta k R_0 \end{aligned} \quad (14)$$

如果先验约定角度,此时合成信号只与目标距离有关,可是实现特定条件下的距离扫描,由式(9)有

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{R_0} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[\omega_0 t - k_0 R_0 + n(\Delta\omega t + \Delta k R_0)]} = \\ &= \frac{1}{R_0} e^{j(\omega_0 t - k_0 R_0)} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[n(\Delta\omega t + \Delta k R_0)]} = \\ &= \frac{1}{R_0} e^{j(\omega_0 t - k_0 R_0)} \frac{e^{j(\Delta\omega t + \Delta k R_0)M} - 1}{e^{j(\Delta\omega t + \Delta k R_0)} - 1} \end{aligned} \quad (15)$$

如果先验约定距离,则合成信号只与目标角度有关,可实现特定条件下的角度扫描。

2.2 基于差分迭代近似的近场 FDA 表达式

针对天线阵列近场条件,将式(8)代入式(2)得到

$$E = \sum_{n=0}^{M-1} \frac{a_n}{R_n} e^{j(\omega_n t - k_n R_n)} = \frac{a_0}{R_0} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[(\omega_0 + n\Delta\omega)t - (k_0 + n\Delta k)R_n]} =$$

$$\frac{a_0}{R_0} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j\left[(\omega_0 + n\Delta\omega)t - (k_0 + n\Delta k)\left(R_0 - nd\frac{2R_0 \cos\theta_0 - nd(1 - \cos\theta_0)}{2R_0 + nd(1 - \cos\theta_0)}\right)\right]} =$$

$$\frac{1}{R_0} e^{j(\omega_0 t - k_0 R_0)} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[\varphi_1 n + \varphi_2 n^2 + \varphi_3 n^3]} \quad (16)$$

式中, n 的各阶次系数项有

$$\varphi_1 = (\Delta\omega t - \Delta k R_0 + k_0 d \cos\theta_0) \quad (17)$$

$$\varphi_2 = \left(\Delta k d \cos\theta_0 - \frac{k_0 d^2 (1 - \cos\theta_0)}{2R_0} \right) \quad (18)$$

$$\varphi_3 = -\frac{\Delta k d^2}{2R_0} (1 - \cos\theta_0) \quad (19)$$

对于近场天线阵列,由式(16)~(19)可知,其近场信号合成的各分量耦合成分也十分复杂,非线性规律与性质突出。借鉴在非涅尔近似近场 FDA 新算法的分析过程,发现一些特殊条件下的算法新特征。

针对 $\varphi_3 \approx 0$ 条件,有 $\Delta f \ll M^2$ 约束;其次分析 $\varphi_2 = 0$ 条件:

$$\Delta k d \cos\theta_0 - \frac{k_0 d^2 (1 - \cos\theta_0)}{2R_0} = 0$$

$$\Rightarrow k_0 = \frac{2R_0 \Delta k \cos\theta_0}{d(1 - \cos\theta_0)} \quad (20)$$

由式(20)可知,当信号参数确定后,合成结果对预期目标的距离与角度余弦呈现非线性关系。此时如约定距离或角度为某参数值,并采用宽频带信号选择合适的频率分量,也可以实现对另一个参数的搜索匹配。将式(20)代入式(10),得到

$$E = \frac{1}{R_0} e^{j(\omega_0 t - k_0 R_0)} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j[n(\Delta\omega t - \Delta k R_0 + k_0 d \cos\theta_0)]} =$$

$$\frac{1}{R_0} e^{j(\omega_0 t - k_0 R_0)} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j\left[n(\Delta\omega t - \Delta k R_0 + \frac{2R_0 \Delta k \cos\theta_0}{d(1 - \cos\theta_0)} d \cos\theta_0)\right]} =$$

$$\frac{1}{R_0} e^{j(\omega_0 t - k_0 R_0)} \sum_{n=0}^{M-1} e^{j\left[n(\Delta\omega t - \Delta k R_0 + \frac{2R_0 \Delta k \cos\theta_0}{(1 - \cos\theta_0)} \cos\theta_0)\right]} =$$

$$\frac{1}{R_0} e^{j(\omega_0 t - k_0 R_0)} \frac{1 - e^{j(\Delta\omega t - \Delta k R_0 + \frac{2R_0 \Delta k \cos\theta_0}{(1 - \cos\theta_0)} \cos\theta_0)M}}{1 - e^{j(\Delta\omega t - \Delta k R_0 + \frac{2R_0 \Delta k \cos\theta_0}{(1 - \cos\theta_0)} \cos\theta_0)}} \quad (21)$$

如式(21)所示,基于差分迭代近似的近场 FDA 算法保留有距离-角度相关性,且非线性特征更为强烈。由式(15)、(21)两种形式算法的应用分析可知,对于近场天线阵列 FDA 响应的对目标先验搜索都可以实现距离-角度耦合探测。

2.3 相关处理与算法的性能比较

传统远场条件下电波空间传播以平行波模型表达,并通过此近似可以得到简化形式^[6-7],而对于近场条件距离-角度间耦合非线性特征更为明显,针对 FDA 处理的研究就涉及更少,鲜有报道。本文算法研究借鉴了传统天线阵列中近场研究利用菲涅尔近似模型和新近研究提出的基于差分迭代模型近似的新算法思路,推导得到新的近场 FDA 算法。从文献的研究分析可知,菲涅尔近似在 $45^\circ \sim 90^\circ$ 范围内近似精度更高,差分迭代算法在 $0^\circ \sim 45^\circ$ 范围内近似精度更高。新算法相对于传统相控阵体制的天线阵列近场合成一个明显的优势特征,即通过 FDA 技术显著改善了阵列间距不满足无模糊数距离条件时的模糊栅瓣数量激增现象。

3 对所提算法仿真和性质分析

针对均匀线阵的近场区域范围内目标定位性质进行仿真分析,数值计算验证:1)基于菲涅尔近似的近场 FDA 算法结果和测量效能;2)基于差分迭代近似的近场 FDA 算法结果和测量效能;3)针对这两种算法相互进行对比分析,总结其各自性能优缺点。

设定算法仿真近场目标区域范围为 $0.62\sqrt{D^3/\lambda} < r < 2D^2/\lambda$,设定典型工作频谱为 100 MHz,均匀线阵采用五阵元,间距为 $\lambda/4$ 无模糊布置。

3.1 基于菲涅尔近似的近场 FDA 算法仿真分析

针对式(15),按照如上所述仿真条件,开展近场 FDA 合成目标检测计算分析,首先在距离维开展分析,之后考虑关联角度维的平面联合分析。

如图 3 所示,基于菲涅尔近似新 FDA 算法具有距离-角度的非相关性,考虑到信号的周期重复等因素带来的模糊性,在一个独立测量范围内,其主

信号对栅瓣的距离抑制超过 20 dB,具有良好的空间分辨率。

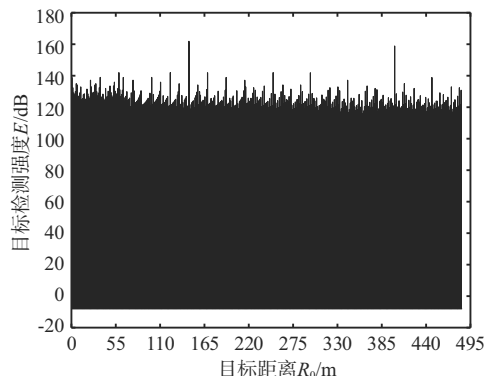


图3 基于菲涅尔近似的近场FDA算法距离检测图

如图4所示,基于菲涅尔近似新FDA算法在二维平面内实现对目标距离和角度的独立观测和测量。如果不考虑发射角度的先验约束,在二维平面范围内全响应条件下有多个模糊目标位置。如式(15)所示,当对到达角范围进行先验设定时,随着天线阵列阵元数增加可以有效减少模糊空间位置的个数;对于检测主目标峰值的杂散抑制则与阵型和阵列间距相关联;而具体信号的检测最佳效能实际上需要依据目标的特征相匹配。

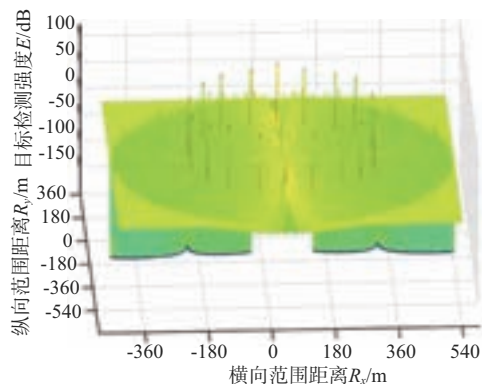


图4 基于菲涅尔近似二维空间近场FDA算法目标检测图

3.2 基于差分迭代近似的近场FDA近似仿真分析

针对式(21),按照如上所述仿真条件,开展近场FDA合成目标检测计算分析,首先在距离维开展分析,之后考虑关联角度维的平面联合分析。

如图5所示,由于表达式(21)存在复杂数学关系结构,式中存在多个信号参数和目标距离、角度等因素且相互关联耦合,因此受信号参数影响,在

一定范围内其目标角度-距离因素数值上存在多组等价模糊关系。图上显示在多个角度上,沿着距离方向存在一系列目标模糊位置点,这些点满足合成的副瓣和栅瓣特征,而在目标位置上存在最大值的检测峰值。

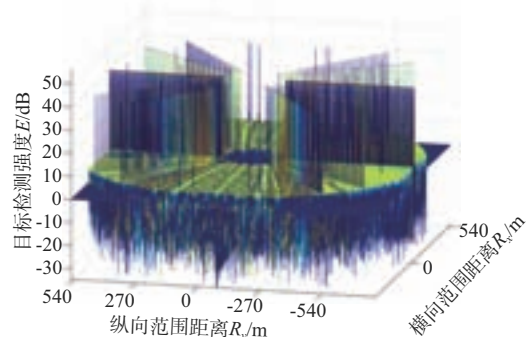


图5 基于差分迭代近似二维空间近场FDA算法距离检测图

根据阵列工作频段、阵列结构和尺寸,同时满足阵列中近场区域范围覆盖,合理设计其工作参数^[8-9],选择频率增量等信号参数,可以有效降低和抑制副瓣、栅瓣出现,降低阵列近场模糊程度。经过经典优化设计后,其基于差分迭代近似二维空间近场FDA算法目标检测结果如图6所示。

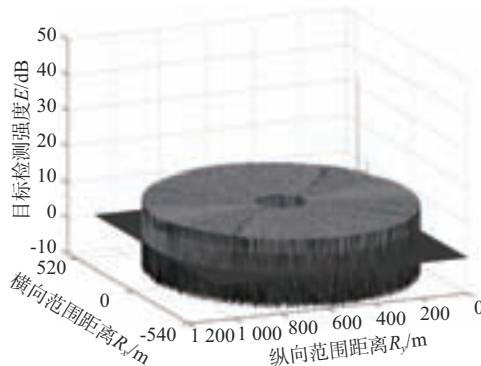


图6 基于差分迭代近似二维空间近场FDA算法距离检测图

经过信号参数优化和通过先验解模糊处理的基于差分迭代近似近场FDA算法可以实现对近场目标的检测能力,具有和基于菲涅尔近似近场FDA算法效能相一致的结果。对比两种近似算法的目标检测效果,其对比误差基本如图7所示,在近场 $0^\circ \sim 90^\circ$ 范围以 45° 为界,在 $0^\circ \sim 45^\circ$,迭代差分模型近似算法误差优于菲涅尔近似算法,精度约提升 $0.5\% \sim 2\%$ (越接近 45° 指标越接近),从 45° 到 135° ,菲涅尔近似算法优于迭代差分模型近似算

法,精度约提升 0.5‰~2‰(越接近 45° 指标越接近,在 90° 处达到最大约 6‰)。

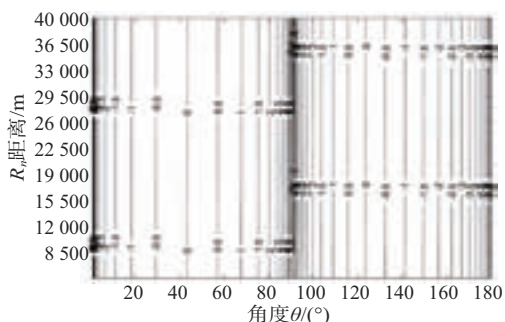


图 7 中近场菲涅尔近似与差分迭代近似误差比较图

4 结束语

本文所提算法研究工作,首先针对近场 FDA 技术利用菲涅尔近似和差分迭代近似生成了新的应用条件下的新算法、新数学关系式,可以引导后续更多深入研究;其次讨论并分析了基于菲涅尔近似的近场 FDA 算法,明确其距离-角度非相关特征,后续通过数值仿真并展示验证;再次针对基于差分迭代近似的近场 FDA 算法分析和讨论,通过借鉴 FDA 信号参数优化方法实现了近场解模糊、解距离-角度相关能力;最后针对两种不同的近场 FDA 算法进行目标检测误差比较,并给出性能结果,对比分析结论。本文所提近场 FDA 算法优势和特征较为突出,对于解决近场 FDA 技术体制应用难题提供有益的指导。

参考文献:

- [1] WANG Wenqin. Multi-Antenna Synthetic Aperture Radar [M]. New York: CRC Press, 2013:376-381.
- [2] ANTONIK P, WICKS W C, GRIFFITHS H D, et al. Frequency Diverse Array Radars[C]//Proceedings of the IEEE Radar Conference, Verona, NY:IEEE, 2006:470-475.
- [3] AYTUN A. Frequency Diverse Array Radar [D]. Monterey, California: Naval Postgraduate School, 2010.
- [4] ANTONIK P. An Investigation of a Frequency Diverse Ar-

ray [D]. London: University of College London, 2009.

- [5] ZHAO Yan, TAO Haihong, CHANG Xin. An Accurate Near-Field Distance Estimation Differential Algorithm[J]. Chinese Journal of Electronics, 2022, 31(5):851-859.
- [6] WANG Wenqin, ZHENG Zhi. Frequency Diverse Array with Range-Dependent Transmit Beampattern [C]//2015 9th European Conference on Antennas and Propagation, Lisbon, Portugal:IEEE,2015:1-5.
- [7] WANG Wenqin, SHAO Huaizong, CAI Jingye. Range-Angle-Dependent Beamforming by Frequency Diverse Array Antenna[J].International Journal of Antennas and Propagation, 2012(8):61-70.
- [8] 项喆,陈伯孝.频率分集阵列的距离角度解耦的波束形成(英文)[J].雷达学报,2018,7(2):212-219.
- [9] XU Jingwei, LAN Lan, HE Xiongpeng, et al. System Design and Signal Processing for Frequency Diverse Array Radar[J].Journal of Beijing Institute of Technology,2021, 30(1):19-31.

作者简介:



赵 研 男,1981 年生,上海人,西安电子科技大学雷达信号处理全国重点实验室博士研究生,主要研究方向为阵列信号处理与雷达信号分析。



陶海红 女,1976 年生,陕西宝鸡人,西安电子科技大学雷达信号处理全国重点实验室教授,主要研究方向为雷达信号处理、先进阵列处理、网络化雷达系统。



畅 鑫 男,1990 年生,河北石家庄人,西安电子科技大学博士研究生,主要研究方向为雷达信号对抗分析、电磁信号安全研究、多智能体强化学习。

基于微多普勒信号分离和SqueezeNet的人体身份识别

孙延鹏, 贺韶枫, 屈乐乐

(沈阳航空航天大学电子信息工程学院, 辽宁沈阳 110136)

摘要: 针对基于雷达传感器的人体身份识别问题, 本文提出一种基于微多普勒信号分离和SqueezeNet的人体身份识别方法。首先利用雷达对人体行走的步态进行探测并收集回波数据, 回波数据经过预处理得到微多普勒时频谱图; 其次用阈值法对时频谱图进行微多普勒信号分离从而得到四肢的时频谱图; 最后将其输入到SqueezeNet网络, 采用Softmax分类器来实现人体身份识别。实验结果表明, 经过微多普勒信号分离后人体身份识别准确率提高5.25%, SqueezeNet网络与其他网络相比, 在网络性能上具有准确率高、网络参数少、测试时间短等优势。

关键词: 调频连续波雷达; 人体身份识别; 微多普勒信号分离; 短时傅里叶变换; SqueezeNet网络

中图分类号: TN957.51

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0511-06

Human Identity Recognition Based on Micro-Doppler Signal Separation and SqueezeNet

SUN Yanpeng, HE Shaofeng, QU Lele

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

Abstract: Aiming at the problem of human identity recognition based on radar sensor, this paper proposes a human identity recognition method based on micro-Doppler signal separation and SqueezeNet. Firstly, the radar is used to detect the human walking gait and collect the echo data, which is pre-processed to obtain micro-Doppler time-frequency spectrum. Secondly, the micro-Doppler signal separation is used to obtain the time-frequency spectrum of the limbs by the threshold method. Finally, it is input into the SqueezeNet network and the Softmax classifier is used to achieve the human identity recognition. The experimental results show that the accuracy of human identity recognition is improved by 5.25% after micro-Doppler signal separation. Comparing with other networks, SqueezeNet network has the advantages of high accuracy, less network parameters and shorter testing time.

Key words: frequency modulated continuous wave radar; human identity recognition; micro-Doppler signal separation; short-time Fourier transform; SqueezeNet network

0 引言

近年来, 人体身份识别技术在门禁系统、安防监控和医疗诊断等领域有广泛应用。目前, 指纹识别^[1]、人脸识别^[2]以及虹膜识别等人体身份识别技术, 都验证了方法的可行性。但是指纹识别需要手指直接接触传感器, 有卫生隐患存在^[3]; 人脸识别和虹膜识别主要是通过摄像机获取信息, 然而摄像机仍存在根本性的缺陷, 例如, 无法处理突然的闪光或在光线不足或恶劣天气条件下进行记录, 此外, 在隐私敏感区域操作时, 相机的无限制

使用也受到争议^[4]。因此采用雷达传感器进行人体身份识别近年来受到越来越多的关注。一方面雷达传感器是在一定的视线范围内发射电磁信号, 雷达传感器不易受到光线以及环境的影响, 并且雷达信号能够穿透墙壁、服饰等障碍物^[5]; 另一方面雷达传感器是以非接触方式运行, 不要求测试者携带任何设备或者要求测试者合作^[6], 这极大地保护了个人隐私。

基于雷达传感器的人体身份识别核心是通过人体步态来实现身份识别, 人体步态可以简单地定义为“走路方式”, 影响人体的走路步态主要是

个人的生理因素或者环境,从而使人体之间步态存在多样性,其中对微多普勒特征的研究最具代表性^[7-9]。文献[10]提出提取人体步态的微多普勒特征和微动距离时间特征实现人体身份识别的方法,但需要提取步态数据立方体,采集过程比较繁琐,同时数据量也过大。文献[11]使用深度卷积神经网络进行基于步态微多普勒的人体识别,其平均识别准确率从4人的97.1%下降到20人的68.9%,在识别能力上是欠佳的。文献[12]提出了一种微多普勒分离方法,通过短时分数傅里叶变换方法分离躯干微多普勒信号来提高身份识别的准确性,使用深度卷积神经网络对10个人的平均准确率达到85.6%,但是实现算法的复杂度较高,实验的准确率还有待提高。文献[13]在迁移学习框架下使用ResNet-50网络对步态微多普勒数据集进行识别。文献[14]采用一种多尺度特征聚合策略的普通卷积神经网络来解决识别问题,但其网络过于简单和样本数量不足。文献[15]提出一种基于时频滤波和维特比算法的微多普勒信号分离方法,但是该算法主要受到瞬时频率估计和时频滤波器的限制。

针对上述问题,本文以调频连续波(Frequency Modulation Continuous Wave, FMCW)雷达为基础,提出一种基于微多普勒信号分离和SqueezeNet的人体身份识别方法。首先通过FMCW雷达采集人体行走步态的回波数据并进行预处理,再使用运动目标显示(Moving Target Indication, MTI)滤波器对慢时间维进行线性滤波处理,有效地滤除背景杂波,然后经过短时傅里叶变换(Short-Time Fourier Transform, STFT)得到人体的微多普勒时频谱图^[16],使用阈值法对时频谱图进行微多普勒信号分离,进而得到人体躯干与四肢分离的时频谱图,将时频谱图输入到SqueezeNet网络训练,最后利用Softmax分类器对人体身份进行分类和识别。

1 雷达信号预处理

本文使用FMCW雷达实测人体步态回波数据,对4名测试者的步态回波数据进行预处理,得到相对应的微多普勒时频谱图。FMCW雷达回波数据预处理方法如图1所示。

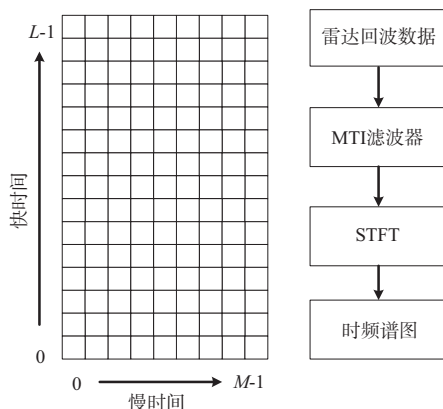


图1 回波数据预处理流程图

将FMCW雷达回波信号重构得到二维数组, M 是慢时间维采样个数,即一次采样所含周期个数, L 是快时间维采样个数,即一个调频周期的采样点数。首先,对图1中的矩阵列方向在快时间维进行离散傅里叶变换(Discrete Fourier Transform, DFT),从而得到测试者距离雷达的距离信息。对测试者行走步态所在的距离单元的信号进行相干叠加,其中距离单元范围是10~30;其次,使用MTI滤波器对慢时间维数据序列进行线性滤波处理,将背景杂波有效地滤除,再沿慢时间维进行短时傅里叶变换,从而得到微多普勒时频谱图,如图2所示。其中,STFT的窗函数是时间窗大小为0.2 s以及重叠因子为0.95的汉宁窗。

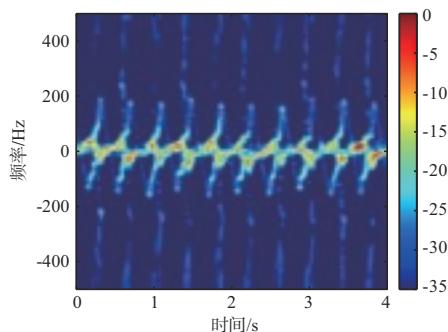


图2 人体步态时频谱图

2 步态微多普勒信号分离

FMCW雷达信号沿快时间维经过DFT得到距离时间图,滑动窗口沿时间轴截取,然后进行短时傅里叶变换得到微多普勒时频谱图,但是由于受到躯干回波强烈的影响,很难从肢体微动作获取相关精细的特征,这对于基于雷达传感器开展人

员身份识别工作,难度有所提升,因此实现人体步态微多普勒信号分离是有必要的。目前人们对微多普勒信号的分离是非常感兴趣的,但是需要特定雷达系统以及提取目标距离和频率特征来实现,过程很复杂。鉴于此,本文提出了一种使用阈值法对时频谱图进行微多普勒信号分离的方法。该方法简单、运算效率高、速度快。

采用阈值法对时频谱图进行微多普勒信号分离的关键是阈值的选取,本文选取阈值的方法是信号强度直方图法。通过人体躯干微动并且四肢不动,可得到类似人体行走步态的躯干微多普勒特征,如图3所示,代表躯干微动信号强度分布直方图, $-50 \sim -25$ dB之间代表实验中的背景信号, $-18 \sim 0$ dB之间代表躯干微动信号。图4表示人体行走步态微多普勒信号强度分布直方图,是通过测试者正常行走测得的,其中包含测试者四肢和躯干的微多普勒特征, $-25 \sim -18$ dB之间代表四肢微动信号,从图中可看出 -18 dB位置出现小波峰,表示包含人体行走步态四肢的微多普勒信号多。同时,由图3和图4也可直观地得出,将本阈值设为 -18 dB的合理性。

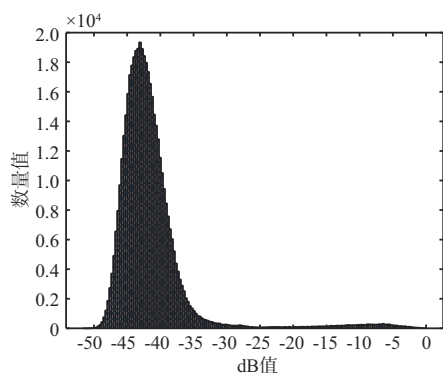


图3 躯干微动信号强度分布直方图

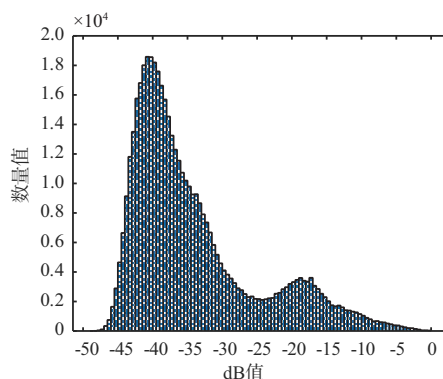
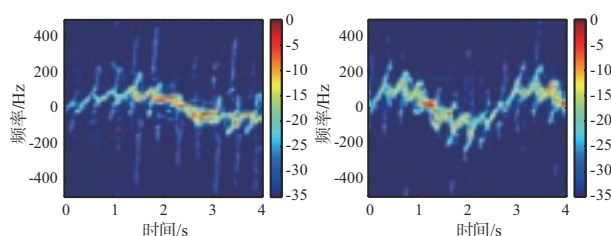


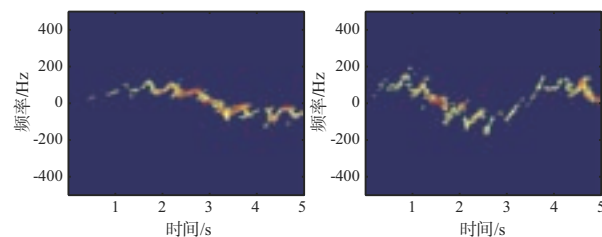
图4 步态微多普勒信号强度分布直方图

由于躯干的雷达横截面通常远大于四肢的雷达横截面,使其回波能量比较大^[17],因此时频谱图中能量最强的部分来自躯干,而能量较弱的部分来自四肢,如图5所示。信号强度的dB值与时频谱图中颜色条(colorbar)是对应的,通过colorbar非常直观地显示,时频谱图中躯干信号与四肢信号对应部分,实验将满足阈值条件小于 -18 dB的信号保留,得到四肢信号的时频谱图,从而实现微多普勒信号的分离,如图6所示,图中分别表示了男性测试者和女性测试者的四肢与躯干的时频谱图。

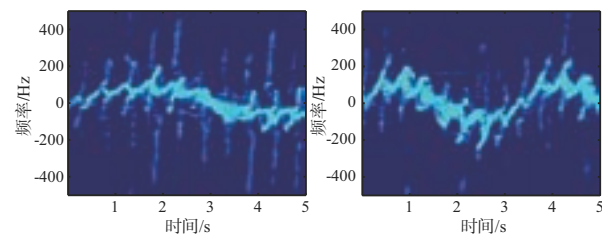


(a) 女生1步态时频谱图 (b) 男生1步态时频谱图

图5 未进行微多普勒信号分离的时频谱图



(a) 女生1躯干时频谱图 (b) 男生1躯干时频谱图



(c) 女生1四肢时频谱图 (d) 男生1四肢时频谱图

图6 进行微多普勒信号分离的时频谱图

由图5、图6可以看出,经过微多普勒信号分离后,测试者四肢的时频谱图更容易发现他们之间细微的差异,因此四肢的微动特征更加明显,更有利于实现人体身份的识别研究。

3 卷积神经网络

3.1 SqueezeNet网络

卷积神经网络是一种特殊深层神经网络,广

泛应用于图像识别领域之中,具有特征提取和分类过程结合的全局训练特点,因此对图像有着相对准确的识别能力。本文用于时频谱图识别的卷积神经网络是轻量级的 SqueezeNet 网络,该网络主要的模块是 Fire 模块,如图 7 所示,此模块主要包含 Squeeze 层和 Expand 层,这使网络的参数大大降低,其网络配置如表 1 所示, SqueezeNet 网络的性能与 AlexNet^[12] 相接近,但是模型参数仅有 AlexNet 的约 1/60,模型大小也比 AlexNet 网络小得多。

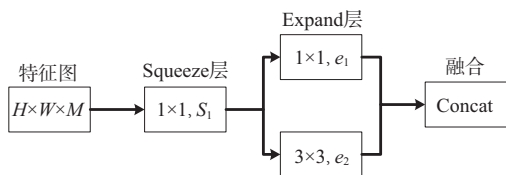


图 7 Fire 模块的结构

图 7 中, H 是特征图的高, W 是特征图的宽, M 是特征图的通道数, S_1, e_1, e_2 均为卷积层输出的通道数。

表 1 SqueezeNet 网络配置表

类别	核函数/步长	输出
Conv1	3×3/2	113×113×64
Pool1	3×3/2	56×56×64
Fire2		56×56×128
Fire3		56×56×128
Pool3	3×3/2	28×28×128
Fire4		28×28×256
Fire5		28×28×256
Pool5	3×3/2	14×14×256
Fire6		14×14×384
Fire7		14×14×384
Fire8		14×14×512
Fire9		14×14×512
Drop9	0.5	14×14×512

原始的 SqueezeNet 网络最后 5 层的配置是识别 1 000 个类别,而本文实测的数据集是对 4 个人进行人体身份识别,因此,迁移学习模式下的 SqueezeNet 网络仅需要保留到表 1 中的 Drop9 层。网络中最后一个可学习层即倒数第五层是 1×1 的卷积层,将其替换为 4 分类的新卷积层,最后输入到 Softmax 分类器中,对目标进行识别与分类。

3.2 Softmax 分类器

Softmax 是机器学习中非常重要的工具之一,它还可以作为激活函数位于深度学习之中,Soft-

max 函数又称为归一化指数函数,由于本实验做的是多分类任务,即可以看作是二分类函数在分类任务上的推广,最后是将多分类结果通过概率的形式呈现出来。

Softmax 分类器将 N 维特征向量作为输入,然后将每一维的值转换成 $[0, 1]$ 之间的实数,其公式如下:

$$p_i = \frac{e^{a_i}}{\sum_{k=1}^N e^{a_k}} \quad (1)$$

式中, $k \in (0, N]$, N 是分类的个数, i 是 k 中的某个分类, a_i 是该分类的值。由 Softmax 分类器输出的概率之和为 1,最终 Softmax 分类器选取概率值最大的类别作为输出。

4 雷达实测数据结果分析

4.1 实验场景

本实验采用 K 波段 FMCW 雷达,有 4 名测试者参与实验,采集测试者步态回波数据。该雷达在 FMCW 模式下工作于 24 GHz, FMCW 雷达参数如表 2 所示。其中,有 2 名男性和 2 名女性,平均体重分别为 70 kg / 高 185 cm 和 53 kg / 高 163 cm,年龄在 20~25 岁之间。图 8 显示了实验场景,每名测试者的采集次数为 100 次,每次采集时间设定为 6 s,测试总组数为 $100 \times 4 = 400$ 组。

表 2 FMCW 雷达参数

参数	参数值
载频	24 GHz
带宽	2 GHz
调频周期	1 ms
基带采样频率	256 kHz



图 8 实验场景

4.2 实验结果分析

通过实验,每个人的步态数据总量为100个,数据主要经过STFT得到时频图像,因此本文把基于微多普勒的人体步态识别问题转化为图像识别问题,其中,SqueezeNet网络学习率为0.003,但是为了网络适应本实验所实测的数据集,将迁移学习的网络中新层的权重学习率因子和偏差学习率因子分别更改为20,其目的是加快迁移层的学习速度。

为了评估本实验方法的分类性能,将数据集按照8:2的比例划分训练集和数据集,可以通过混淆矩阵看到实验结果。如图9和图10所示,横轴代表4个类别的预测值,纵轴代表4个类别的真实值,图中蓝色对角线区域表示分类正确的数量,粉色区域代表分类出错的个数,相比于未进行微多普勒信号分离的人体身份识别测试结果,完成微多普勒信号分离的人体身份识别测试结果的分类错误较少,图9表示的未进行微多普勒信号分离的人体身份识别准确率为93.5%,而图10表示的进行微多普勒信号分离的人体身份识别准确率为98.75%,由此可得,经过微多普勒信号分离后人体身份识别准确率提高了5.25%,因为人体步态的差异主要体现在走路四肢的差异。因此,实现微多普勒信号分离的研究方法,使肢体信号特征更明显,有利于增强人体身份识别的效果。

混淆矩阵					
真实类	女生1	17	3		
	女生2		20		
	男生1		1	18	1
	男生2				20
		女生1	女生2	男生1	男生2
预测类					

图9 未进行微多普勒信号分离的测试结果

		混淆矩阵			
真实类	女生1	20			
	女生2		20		
	男生1			20	
	男生2			1	19
		女生1	女生2	男生1	男生2
		预测类			

图10 进行微多普勒信号分离的测试结果

4.3 人体身份识别网络性能对比

本文采用的人体身份识别网络是SqueezeNet轻量级网络,轻量级网络旨在保持模型精度基础上进一步减少模型参数量和复杂度,下面将SqueezeNet网络与文献[11-14]中网络模型进行比较,比较结果如图11、图12所示。

训练集的大小是影响人体步态识别性能的一个实际因素,在数据采集过程中,人体步态数据集的采集是一个费时费力的过程。在这种情况下,我们将训练集的规模占比分别设为20%、40%、60%、80%,对4个网络进行性能比较。如图11所示,每个网络随着训练集占比减少,网络性能都在降低,这可能是因为步态训练数据过少时出现过拟合问题,但是SqueezeNet网络的性能还是优于其他网络。由柱状图可以看出,SqueezeNet网络在训练样本很少的时候也有较高的性能,在小样本学习中更占有优势。

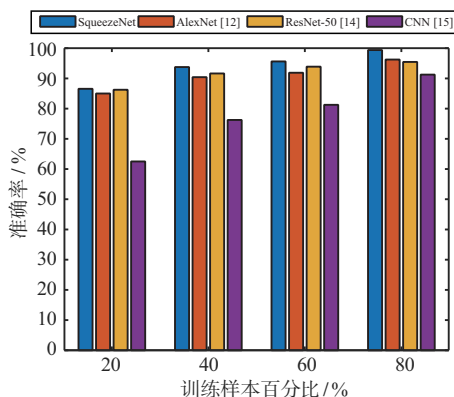


图11 不同训练集性能比较

与此同时,本文还通过其他方面对网络性能进行了比较,主要是通过测试时间、准确率、网络参数量这三方面,如图12所示,为了避免实验的偶然性,该数据是进行5次实验取平均。由折线图可直观看出,相对于其他网络,SqueezeNet网络测试时间是比较短的,能够在短时间内完成步态识别人体身份工作;其次是网络准确率方面,4个网络都有较高的准确率,但是本文使用的SqueezeNet网络还是略高一些;最后,每个网络的参数量还是差别很大的,AlexNet网络的参数量是SqueezeNet网络约68倍。由此可以得出结论,之于各方面因素的考虑,本文所提的SqueezeNet网络模型在雷达人

体身份识别方面优于其他模型。

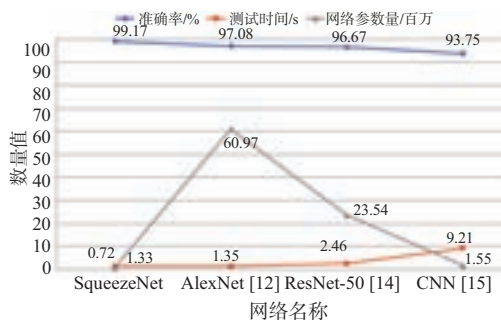


图 12 网络性能对比

5 结束语

本文提出一种基于微多普勒信号分离和 SqueezeNet 的人体身份识别方法。对区分、识别不同行走的人方面有巨大的潜力。本文实现了微多普勒信号分离方法,实验结果表明,该方法的性能优于未进行微多普勒信号分离的人体身份识别方法。同时,本文通过采用轻量级 SqueezeNet 网络,已经实现了对 4 个人的分类与识别问题。

虽然本文的实验结果是令人满意的,但仍需要做一些改进。一方面,我们将进一步增加步态数据集的规模和复杂性,例如增加测试者的人数以及不同动作;另一方面,我们需增强我们实验的应用性能,比如,同时进行多人身份识别以及拒绝未知身份的人员识别。

参考文献:

- [1] YOON S, JAIN A K. Longitudinal Study of Fingerprint Recognition[J]. Proceedings of the National Academy of Sciences, 2015,112(28):8555-8560.
- [2] MANDEEP K, KAUR J. Review of Face Recognition Techniques[J]. International Journal of Computer Applications, 2017(6):31-35.
- [3] 曹佳禾. 基于毫米波雷达的身份识别技术研究[D]. 杭州:浙江大学, 2021.
- [4] VANDERSMISSEN B, KNUDDE N, JALALVAND A, et al. Indoor Person Identification Using a Low-Power FM-CW Radar[J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2018,56(7):3941-3952.
- [5] QIAO Xingshuai, FENG Yuan, SHAN Tan, et al. Person Identification with Low Training Sample Based on Micro-Doppler Signatures Separation[J]. IEEE Sensors Journal, 2022,22(9):8846-8857.
- [6] RODRIGUES D V Q, LI Changzhi. Noncontact Exercise Monitoring in Multi-Person Scenario with Frequency-Modulated Continuous-Wave Radar[C]//2020 IEEE MTT-S International Microwave Biomedical Conference, Toulouse, France:IEEE, 2020:1-3.
- [7] DONG Shiqi, XIA Weijie, LI Yi, et al. Radar-Based Human Identification Using Deep Neural Network for Long-Term Stability[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2020, 14(10):1521-1527.
- [8] YANG Yang, HOU Chunping, LANG Yue, et al. Person Identification Using Micro-Doppler Signatures of Human Motions and UWB Radar[J]. IEEE Microwave and Wireless Components Letters, 2019,29(5):366-368.
- [9] ADDABBO P, BERNARD M L, BIONDI F, et al. Gait Recognition Using FMCW Radar and Temporal Convolutional Deep Neural Networks[C]//2020 IEEE 7th International Workshop on Metrology for AeroSpace Pisa, Italy: IEEE, 2020:171-175.
- [10] OZTURK M Z, WU Chenshu, WANG Beibei. GaitCube: Deep Data Cube Learning for Human Recognition with Millimeter-Wave Radio[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020,9(1):546-557.
- [11] CAO Peibei, XIA Weijie, YE Ming, et al. Radar-ID: Human Identification Based on Radar Micro-Doppler Signatures Using Deep Convolutional Neural Networks[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2018,12(7):729-734.
- [12] QIAO Xingshuai, SHAN Tao, TAO Ran, et al. Human Identification Based on Radar Micro-Doppler Signatures Separation[J]. Electronics Letters, 2020,56(4):195-196.
- [13] NI Zhongfei, HUANG Binke. Human Identification Based on Natural Gait Micro-Doppler Signatures Using Deep Transfer Learning[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2020,14(10):1640-1646.
- [14] LANG Yue, WANG Qing, YANG Yang, et al. Person Identification with Limited Training Data Using Radar Micro-Doppler Signatures[J]. Microwave and Optical Technology Letters, 2019,62(3):1060-1068.
- [15] LI Po, WANG Dechun, WANG Lu, et al. Separation of Micro-Doppler Signals Based on Time Frequency Filter and Viterbi Algorithm[J]. Signal, Image and Video Processing, 2013,7(3):593-605.
- [16] 蒋天丽. 基于微多普勒雷达的人体动作及身份多任务识别[D]. 天津:天津大学, 2019.
- [17] 张翼, 程永强, 朱玉鹏, 等. 人体目标雷达回波建模[J]. 系统仿真学报, 2011,23(3):438-445. (下转第 525 页)

一种改进窗函数非线性组合法的旁瓣抑制性能研究

韦 旺^{1,2}, 汪 洁^{1,2}, 朱 琪^{1,2}, 缪文杰^{1,2}, 葛俊祥^{1,2}

(1. 南京信息工程大学电子信息工程学院, 江苏南京 210044; 2. 南京信息工程大学雷达技术研究所, 江苏南京 210044)

摘 要: 为解决在雷达脉冲压缩过程中通过海明窗、汉宁窗等加权方式降低旁瓣而引起主瓣展宽、分辨率下降的问题,提出了一种以常用窗函数为基窗函数的改进窗函数非线性组合法。首先,相较于基窗函数,基于窗函数加权脉冲压缩的原理,证明窗函数线性组合法在主瓣展宽不变时可获得更好的旁瓣抑制能力;并在此基础上进一步证明改进的窗函数非线性组合法具有更优的旁瓣抑制能力。然后,通过对改进的窗函数非线性组合法在三角窗、汉宁窗、海明窗、布莱克曼窗等作为基窗函数时的脉冲压缩性能仿真与分析,验证了该方法使用不同基窗函数均可在主瓣展宽不变、信噪比损失增加低于0.5 dB的前提下,将峰值旁瓣相比凯塞窗降低4 dB以上、相比几种常用窗函数降低7 dB以上。最后,通过多目标的仿真实验验证,相比于不同的基窗函数,改进窗函数非线性组合法具有更优的弱小目标检测能力。

关键词: 脉冲压缩; 窗函数组合; 主瓣展宽不变; 旁瓣抑制

中图分类号: TN958.3

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0517-09

Research on Sidelobe Suppression Performance of an Improved Window Function Nonlinear Grouping Method

WEI Wang^{1,2}, WANG Jie^{1,2}, ZHU Qi^{1,2}, MIAO Wenjie^{1,2}, GE Junxiang^{1,2}

(1. School of Electronic and Information Engineering, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China;
2. Institute of Radar Technology, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044, China)

Abstract: In order to solve the problem of main lobe broadening and resolution decreasing caused by reducing the side lobe through weighting Hamming window and Hanning window during radar pulse compression, an improved window function nonlinear grouping method based on common window functions is proposed. Firstly, on the basis of the window function weighted pulse compression principle, it is proved that the window function linear grouping method can obtain better sidelobe suppression ability compared with the basis window function when the main lobe broadening is constant. Further, it is proved that the improved window function nonlinear grouping method has better sidelobe suppression ability. Then, through the simulation and analysis of the pulse compression performance of the improved window function nonlinear grouping method when the triangular window, Hanning window, Hamming window and Blackman window are used as the base window functions, it is verified that the method can reduce the peak sidelobe by more than 4 dB compared with Kaiser window and more than 7 dB compared with several common window functions under the premise that the main lobe broadening remains unchanged and the signal-to-noise ratio loss increases by less than 0.5 dB. Finally, it is verified through multi-target simulations that the improved window function nonlinear grouping method has better detection capability for weak targets compared with different base window functions.

Key words: pulse compression; window function combination; main-lobe broadening unchanging; sidelobe suppression

0 引 言

脉冲压缩是现代雷达的一种重要体制,它既能克服雷达作用距离与分辨率的矛盾,也是雷达

反隐身抗电子干扰以及对抗 ARM 的有力手段^[1]。脉冲压缩是通过发射较大时宽的脉冲信号,加大发射的平均功率,从而提高雷达作用距离;在雷达接收端通过接收经过脉冲压缩后的窄脉冲信号,

从而获得较高的雷达距离分辨率^[2]。依据调制信号波形,雷达脉冲压缩采用的信号可分为线性调频(LFM)信号、非线性调频信号和相位编码信号。由于 LFM 信号结构简单,多普勒性能良好,并且不会引起信噪比损失,因此是目前应用最为广泛的脉冲压缩信号。该信号的缺点是在脉冲压缩后常会产生较高的距离旁瓣,影响雷达的小目标检测能力。

针对 LFM 信号脉冲压缩后距离旁瓣较高的问题,国内外对此已有相关研究成果。文献[3]提出一种基于最小二乘迭代的旁瓣抑制方法,获得了较小的主瓣展宽比和峰值旁瓣比,但缺点是迭代系数不易控制,且计算量较大;文献[4-5]通过频谱修正方法抑制脉压后的旁瓣,但抑制效果不明显,且导致主瓣展宽和信噪比损失增加;文献[6]提出了一种窗函数双向加权法,获得了较低的峰值旁瓣,不过却严重地展宽了主瓣;文献[7]通过在时域中设计了一种新的窗函数,但该窗函数旁瓣抑制比不高,且带来了信噪比损失的增加;文献[8]应用加权网络方法降低旁瓣,通过先计算出输出信号的能量谱密度,然后计算脉冲压缩的传递函数,该方法计算量较小但旁瓣抑制比不高;文献[9]提出了应用人工神经网络的方法,通过控制雷达接收波形与输出波形之间的映射关系来抑制旁瓣,但该方法计算量较大,且鲁棒性较低。就工程设计而言,窗函数加权脉冲压缩是最容易和最常见的旁瓣抑制方法。窗函数加权技术引入具有海明窗、凯塞窗、布莱克曼窗以及泰勒窗等传输函数的加权网络进行旁瓣抑制^[10]。

常用脉冲压缩的窗函数加权法分为单向加权法和双向加权法,传统的窗函数单向加权法通过在接收端对匹配滤波器系数时域窗函数加权来抑制旁瓣,双向加权法是在单向加权法的基础上,对发射信号再进行窗函数时域加权,从而进一步的抑制旁瓣^[11]。不过这两种常用的窗函数加权法都是以不同程度的主瓣展宽获取峰值旁瓣的降低,相对单向加权法,双向加权法脉压后的旁瓣更低,但带来了更严重的主瓣展宽增加,导致雷达距离分辨率严重下降^[12]。

本文试图回归窗函数的本身研究,在 LFM 信号加权窗函数脉冲压缩的理论基础上,通过数学方法对常用的窗函数进行分析并加以改进,寻求一种在雷达脉冲压缩后主瓣展宽不变前提下,降低脉冲压缩信号峰值旁瓣的新方法。

1 窗函数线性组合法的基本原理

单向窗函数加权脉压和双向窗函数加权脉压的过程分别为

$$y(t) = s(t) \otimes [h(t) \times w(t)] \quad (1)$$

$$y(t) = [s(t) \times w(t)] \otimes [h(t) \times w(t)] \quad (2)$$

式中: $s(t)$ 为发射信号; $h(t)$ 为对应的匹配滤波器系数; $w(t)$ 为窗函数; $y(t)$ 为脉压输出;“ $\otimes$ ”表示卷积。在窗函数特性研究中^[13],发现海明窗和汉宁窗的结构相似^[14],都由一个常数和余弦函数加权组成,它们的表达式分别如下:

$$w(n) = 0.54 - 0.46 \cos(2\pi \frac{n}{N}), 0 \leq n \leq N \quad (3)$$

$$w(n) = 0.5 - 0.5 \cos(2\pi \frac{n}{N}), 0 \leq n \leq N \quad (4)$$

对这两种窗函数的表达式分析可知,海明窗、汉宁窗可分解为矩形窗和余弦函数窗的线性组合,但这两种组合结构相同的窗函数旁瓣抑制能力却有较大差异,因此,基于这两种一次余弦窗的思想,本文引出了窗函数的线性组合法,过程如下:

$$w_3 = (1 - a) \cdot w_1 + a \cdot w_2, 0 \leq a \leq 1 \quad (5)$$

式中, w_1 和 w_2 为窗函数线性组合法的两种基窗函数, w_3 为线性组合后的窗函数, a 为组合系数。为了在理论中证明窗函数线性组合法的旁瓣抑制能力,将上述组合后的窗函数 w_3 与线性调频信号进行加窗脉冲压缩,设其脉压后的信号为 $y(t)$,由公式(1)可得窗函数线性组合法的组合窗 w_3 加窗脉压过程为

$$y(t) = s(t) \otimes [h(t) \times w_3(t)] \quad (6)$$

则脉压输出信号 $y(t)$ 的总能量 E 为

$$E = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) dt = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(t - \tau) \cdot h(\tau) \cdot w_3(\tau) d\tau dt \quad (7)$$

将公式(5)代入可得

$$E = (1 - a) \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(t - \tau) \cdot h(\tau) \cdot w_1(\tau) d\tau dt + a \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(t - \tau) \cdot h(\tau) \cdot w_2(\tau) d\tau dt \quad (8)$$

式中,第一项和第二项分别为基窗函数 w_1 和 w_2 分别做脉冲压缩输出的总能量,将其分别设为 E_1 和 E_2 ,则

$$E = (1 - a)E_1 + aE_2, 0 \leq a \leq 1 \quad (9)$$

假设 $E_1 > E_2$,则

$$E = (1 - a)E_1 + aE_2 < E_1 \quad (10)$$

由于脉压输出总能量为主瓣能量与旁瓣总能量之和,若这三种窗函数 w_1, w_2, w_3 脉压后主瓣不变,由 $E < E_1$ 可得此时线性组合窗 w_3 脉压后的旁瓣总能量低于基窗函数 w_1 脉压后的旁瓣总能量。同理,当 $E_1 < E_2$ 时,可得线性组合窗 w_3 脉压后的旁瓣总能量低于基窗函数 w_2 脉压后的旁瓣总能量。因此,窗函数线性组合法理论上可在主瓣不变时,降低脉压后的旁瓣。

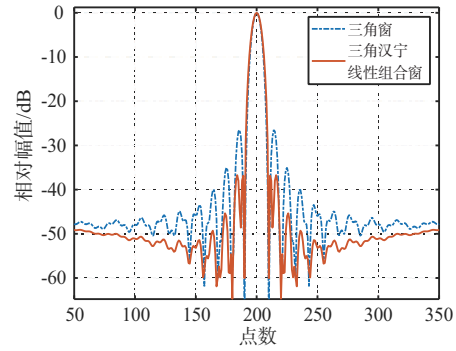
为了检验窗函数线性组合法的旁瓣抑制效果,取基窗函数 w_1 与 w_2 分别为三角窗与汉宁窗、变形布莱克曼窗与海明窗的两种线性组合窗,变形布莱克曼窗表达式为

$$w = w_0^{\frac{37}{100}} \quad (11)$$

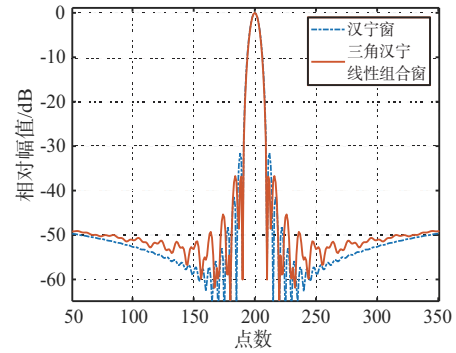
式中, w_0 为布莱克曼窗的表达式,窗函数组合原理如公式(5)所示。将这两种线性组合窗分别与线性调频信号做单向加窗脉压与双向加窗脉压,该过程分别如公式(1)与公式(2)所示。为了使线性组合窗获得理想情况下极低的旁瓣^[15],令其脉压输出信号 $y(t)$ 主瓣不变,所有旁瓣的总能量无穷小(近似为0),由此即可推导出线性组合窗中组合系数 a 的值,该过程如下:

$$\int_{-\infty}^{t_1} y(t) dt = \int_{t_2}^{\infty} y(t) dt = 0 \quad (12)$$

式中, t_1, t_2 是信号 $y(t)$ 的主瓣起点和终点,通过对 $y(t)$ 求微分后取其零点而得。所求两种线性组合窗的组合系数 a 分别为0.74和0.7,为检验这两种组合窗的加权脉压效果,设置时宽 $T=20 \mu s$,带宽 $B=4 \text{ MHz}$,采样频率 $F_s=20 \text{ MHz}$,输入信号为调频斜率 $K=B/T$ 的LFM信号,本文所有仿真条件均与此相同。这两种线性组合窗与其基窗函数脉冲压缩结果对比如图1和图2所示。

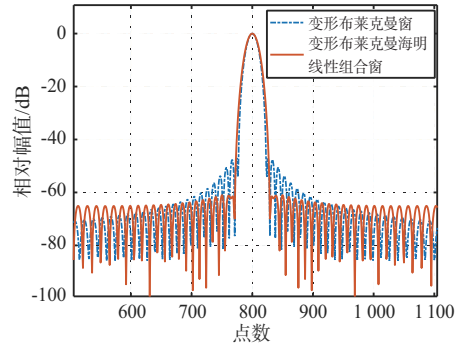


(a) 三角汉宁线性组合窗与三角窗的脉压对比

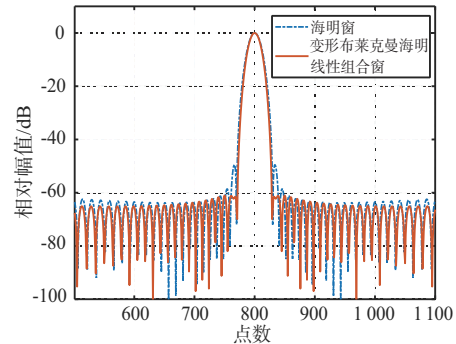


(b) 三角汉宁线性组合窗与汉宁窗的脉压对比

图1 三角窗、汉宁窗与它们的线性组合窗的脉压对比



(a) 变形布莱克曼海明线性组合窗与变形布莱克曼窗的双向脉压结果对比图



(b) 变形布莱克曼海明线性组合窗与海明窗的双向脉压结果对比图

图2 变形布莱克曼窗、海明窗与它们的线性组合窗的双向脉压结果对比

由仿真结果可知,这两种线性组合窗分别做单向加窗脉压与双向加窗脉压后,与对应的基窗函数相比,脉压输出的主瓣宽度基本不变、峰值旁瓣降低,三角汉宁线性组合窗相比它的基窗函数峰值旁瓣降低 5 dB 以上,变形布莱克曼海明线性组合窗相比它的基窗函数峰值旁瓣降低 10 dB 以上,这两种线性组合窗远区旁瓣较高,不过该影响相对较小。

综上所述,窗函数线性组合法在它的基窗函数基础上,理论上可在主瓣不变时降低脉压信号旁瓣,并且通过仿真实验验证该方法在一些窗函数组合中的旁瓣抑制效果得到提高。

2 一种改进的窗函数非线性组合法

在雷达脉冲压缩中,有些情况下需要很低的旁瓣,从而获取更高的目标检测率^[16]。因此,本节对窗函数线性组合法改进,寻求在主瓣宽度不变下,将脉压输出的旁瓣进一步降低。对此,通过对窗函数线性组合法中引入一个参数 r 改进该方法的组合关系,使窗函数线性组合法由传统的线性组合关系变为非线性组合关系,改进的窗函数非线性组合法如下:

$$w'_3 = [(1-a) \cdot w_1 + a \cdot w_2^r]^{\frac{1}{r}}, r > 0 \quad (13)$$

式中, w'_3 为非线性组合后的窗函数, w_1 、 w_2 为基窗函数, a 为组合系数, r 为可变参数。为了证明改进的窗函数非线性组合法旁瓣抑制效果,将其与窗函数线性组合法进行脉压结果对比,脉冲压缩过程如公式(1)所示,设窗函数线性组合法与改进的窗函数非线性组合法脉压输出信号分别为 $y_3(t)$ 和 $y'_3(t)$, 它们的脉压输出总能量差 ΔE 为

$$\begin{aligned} \Delta E &= \int_{-\infty}^{\infty} y_3(t) dt - \int_{-\infty}^{\infty} y'_3(t) dt = \\ &= \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(t-\tau) \cdot h(\tau) \cdot [w_3(\tau) - w'_3(\tau)] d\tau dt \end{aligned} \quad (14)$$

设 $\Delta w_3(\tau) = w_3(\tau) - w'_3(\tau)$, 根据公式(5)与公式(13)可得

$$\Delta w_3(\tau) = [(1-a) \cdot w_1 + a \cdot w_2^r]^{\frac{1}{r}} - [(1-a) \cdot w_1 + a \cdot w_2] \quad (15)$$

当 a 趋近于 1 时, $1-a$ 趋近于 0, 此时 $(1-a) \cdot w_1$

可近似为 0, 则

$$\begin{aligned} \Delta w_3(\tau) &= [a \cdot w_2^r]^{\frac{1}{r}} - a \cdot w_2 = \\ &= (a^{\frac{1}{r}} - 1) \cdot w_2 \end{aligned} \quad (16)$$

故当 $0 < r < 1, a \rightarrow 1^+$ 时, 有

$$\Delta w_3(\tau) > 0 \quad (17)$$

将上式代入 ΔE 中可得

$$\Delta E = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} s(t-\tau) \cdot h(\tau) \cdot \Delta w_3(\tau) d\tau dt > 0 \quad (18)$$

同理, 当 $r > 1, a \rightarrow 0^-$ 时, 也可推得 $\Delta E > 0$ 。

故当参数 $r > 0$ 时, 存在组合系数 a 使得改进的窗函数非线性组合法脉压输出总能量低于窗函数线性组合法, 由于脉冲压缩输出总能量为主瓣能量与旁瓣总量之和, 若脉压输出信号主瓣不变, 则此时改进的窗函数非线性组合法脉压输出旁瓣总能量低于窗函数线性组合法。因此, 通过上述理论分析, 证明在主瓣不变下, 改进的窗函数非线性组合法相比窗函数线性组合法可取得更低的旁瓣。

为了检验改进的窗函数非线性组合法的旁瓣抑制效果, 取与第 2 节相同的基窗函数 w_1 、 w_2 分别为三角窗与汉宁窗、变形布莱克曼窗与海明窗的两种非线性组合窗, 并对这两种组合窗分别进行单向加窗脉压和双向加窗脉压, 脉压过程分别如公式(1)和公式(2)所示。为了便于对比, 令改进的窗函数非线性组合法的参数 r 为自变量, 组合系数 a 为因变量, 通过对不同 r 值的非线性组合窗脉压峰值旁瓣取最理想结果, 求出此时组合系数 a 的值, 该过程如公式(12)所示, 参数 r 取不同值时两种非线性组合窗的组合系数 a 的值以及加窗脉压的峰值旁瓣比和主瓣展宽结果分别如表 1、表 2 所示。

两种非线性组合窗的主瓣展宽、峰值旁瓣与参数 r 值的变化关系分别如图 3 和图 4 所示。由图 3 和图 4 可知, 随着 r 值的增加, 两种非线性组合窗脉压后的主瓣展宽先降低而后趋于饱和; 峰值旁瓣先提高再降低又提高, 最后趋于饱和, 这种非线性变化的原因是当参数 r 靠近 1 时, r 与 $1/r$ 都接近于 1, 影响较弱, 所以此时组合系数 a 的存在产生干扰作用, 主瓣展宽和峰值旁瓣趋于饱和是由于 $1/r$ 随着 r 的增大而趋于 0, 使得非线性组合窗形式趋于相同。因此, 由于非线性组合窗脉压后的峰值

表1 不同参数 r 下的三角窗、汉宁窗及它们的组合窗单向加窗脉压结果

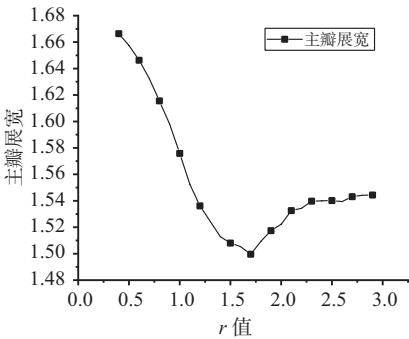
窗函数类型	参数 r 取值	组合系数 a 值	主瓣展宽	峰值旁瓣比/dB
三角窗	1	0	1.45	-26.50
汉宁窗	1	1	1.63	-31.56
线性组合窗	1	0.73	1.58	-36.73
	0.4	0.89	1.67	-37.64
	0.6	0.83	1.65	-37.19
	0.8	0.77	1.62	-36.91
	1	0.73	1.58	-36.73
非线性组合窗	1.2	0.72	1.54	-36.93
	1.4	0.76	1.51	-37.92
	1.6	0.82	1.51	-39.70
	1.8	0.88	1.51	-41.78
	2	0.93	1.52	-42.83
	2.2	0.96	1.53	-43.00
	2.4	0.97	1.54	-42.20
	2.6	0.98	1.54	-42.01
	2.8	0.99	1.54	-42.12

表2 不同参数 r 下的海明窗、变形布莱克曼窗及它们的组合窗双向加窗脉压结果

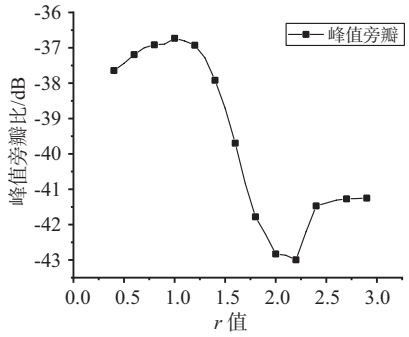
窗函数类型	参数 r 取值	组合系数 a 值	主瓣展宽	峰值旁瓣比/dB
变形布莱克曼窗	1	0	1.66	-43.38
海明窗	1	1	1.95	-49.49
线性组合窗	1	0.6	1.83	-61.06
	0.6	0.34	1.93	-62.80
	0.7	0.27	1.88	-63.10
	0.8	0.34	1.86	-63.60
	0.9	0.48	1.83	-64.11
非线性组合窗	1	0.6	1.83	-61.06
	1.2	0.72	1.83	-56.41
	1.4	0.8	1.83	-53.63
	1.6	0.92	1.88	-51.64
	1.8	0.94	1.89	-50.57
	2	0.96	1.90	-49.77
	2.2	1	1.95	-49.48
	2.4	1	1.95	-49.48
	2.6	1	1.95	-49.48

旁瓣随着参数 r 呈非线性变化,会出现峰值旁瓣极小值点,故两种非线性组合窗相比其对应的线性组合窗的主瓣展宽不变下可获得更低

的旁瓣。

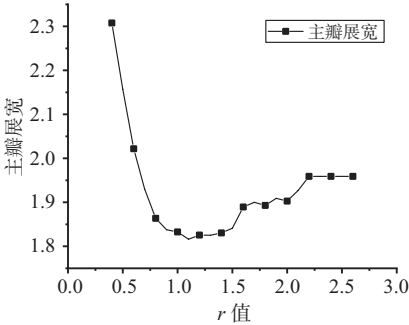


(a) 主瓣展宽和 r 值的关系

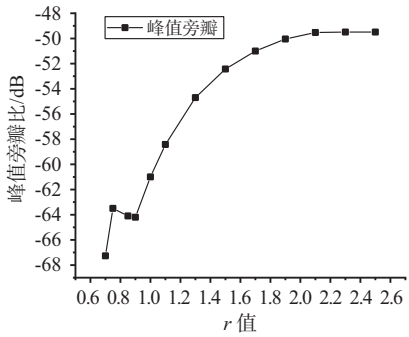


(b) 峰值旁瓣比和 r 值的关系

图3 三角汉宁非线性组合窗脉冲压缩性能和 r 值的关系



(a) 主瓣展宽和 r 值的关系



(b) 峰值旁瓣比和 r 值的关系

图4 变形布莱克曼海明非线性组合窗脉冲压缩性能和 r 值的关系

分别取上述表 1 和表 2 中相对其线性组合窗的主瓣不展宽、峰值旁瓣最低的三角汉宁非线性组合窗和变形布莱克曼海明非线性组合窗,它们的参数分别为 $r = 2.2$ 、 $a = 0.96$ 与 $r = 0.9$ 、 $a = 48$,将这两种改进非线性组合窗与其线性组合窗以及基窗函数分别进行单向加窗脉压与双向加窗脉压,

脉压结果如图 5 和图 6 所示。由图 5 和图 6 的脉压结果可知,两种非线性组合窗在主瓣宽度不变下,峰值旁瓣大幅降低,相比对应的线性组合窗峰值旁瓣分别降低 7 dB 和 3 dB 以上,相比对应的基窗函数峰值旁瓣分别降低 12 dB 和 13 dB 以上。

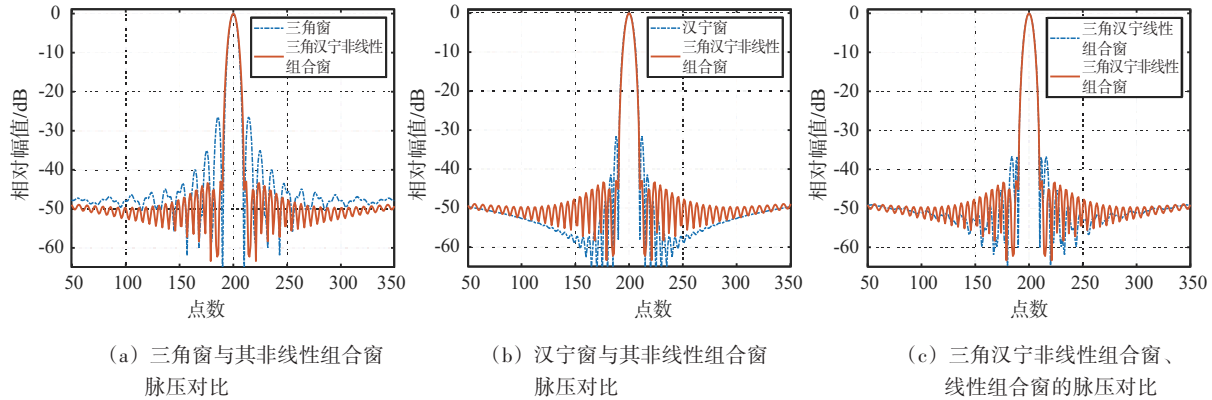


图 5 三角窗、汉宁窗及它们的非线性组合窗、线性组合窗的脉压结果对比

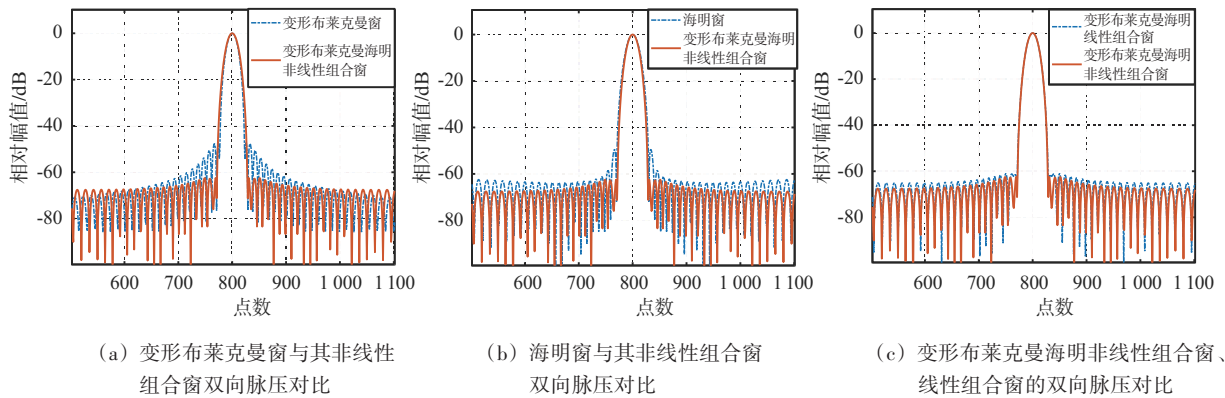


图 6 变形布莱克曼窗、海明窗及它们的非线性组合窗、线性组合窗的双向脉压结果对比

综上所述,在窗函数线性组合法的基础上,改进的窗函数非线性组合法理论上可在主瓣展宽不变下,进一步降低脉压后的旁瓣,并通过仿真实验验证了该方法在一些窗函数组合中的旁瓣抑制效果也进一步提高。

3 改进的窗函数非线性组合法实验分析

3.1 改进的窗函数非线性组合法脉压效果检验

为了验证改进的窗函数非线性组合法在不同窗函数中使用效果,本节将几种常用的窗,分别是二次幂函数窗、三角窗、汉宁窗、海明窗以及布莱

克曼窗,与主瓣展宽、峰值旁瓣可调的凯塞窗用改进的窗函数非线性组合法进行组合,为了便于对比,所取凯塞窗的主瓣宽度分别与这几种常用窗相同,对应凯塞窗阶数 k 分别为 3.3, 4.9, 5.7, 6.6 和 8.5,比较在相同主瓣展宽下,这几种常用窗与凯塞窗以及它们的非线性组合窗的脉压效果。改进的窗函数非线性组合法与上文相同,过程如下:

$$w'_3 = [(1 - a) \cdot w_1 + a \cdot w_2]^{\frac{1}{r}} \quad (19)$$

式中 w'_3 为非线性组合后的窗函数, w_1 为二次幂函数窗、三角窗、汉宁窗、海明窗或布莱克曼窗, w_2 为与 w_1 主瓣宽度相同的凯塞窗, a 、 r 为使得组合窗主瓣不展宽、峰值旁瓣取最低值时的参数,该参数的

求解过程与第2节相同。二次幂函数窗的表达式如下:

$$w = 1 - 4t^2, -\frac{1}{2} \leq t \leq \frac{1}{2} \quad (20)$$

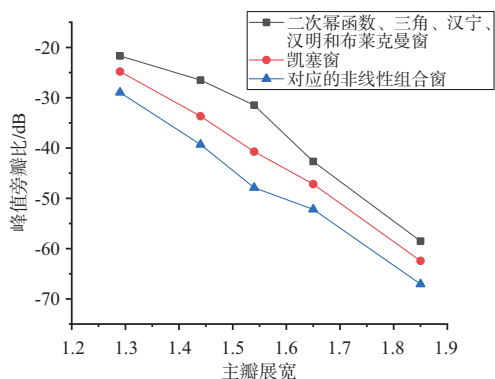
与上文相同,设置时宽 $T=20 \mu\text{s}$,带宽 $B=4 \text{ MHz}$,采样频率 $F_s=20 \text{ MHz}$,输入的LFM信号调频斜率为

$K=B/T$ 。表3给出了这几种常用窗函数与凯塞窗以及它们的非线性组合窗在相同主瓣展宽下的脉冲压缩结果,由于LFM信号脉压后的旁瓣峰值会受到时宽带宽积的限制,因此为了便于对比,该表格中的峰值旁瓣比为窗函数频率响应的旁瓣峰值,主瓣展宽与信噪比损失为加窗脉压后结果。

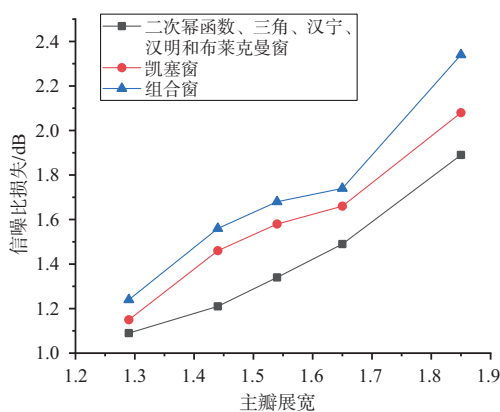
表3 相同主瓣展宽下几种窗函数与凯塞窗以及它们的非线性组合窗的脉压结果对比

窗函数非线性组合类型	凯塞窗 k 值	参数 r 值	参数 a 值	主瓣展宽	峰值旁瓣比/dB			信噪比损失/dB		
					几种常用窗	凯塞窗	非线性组合窗	几种常用窗	凯塞窗	非线性组合窗
二次幂函数窗+凯塞	3.3	1.2	0.99	1.29	-21.7	-24.8	-28.9	1.09	1.15	1.24
三角+凯塞	4.9	2.9	0.99	1.44	-26.5	-33.7	-39.3	1.21	1.46	1.56
汉宁+凯塞	5.7	1.2	1.2	1.54	-31.5	-40.7	-47.9	1.34	1.58	1.68
海明+凯塞	6.6	1.1	0.80	1.65	-41.7	-47.1	-52.2	1.49	1.66	1.74
布莱克曼+凯塞	8.5	1.6	0.98	1.85	-58.5	-62.4	-67.1	1.89	2.08	2.34

图7给出了这几种常用窗函数与凯塞窗及其非线性组合窗在相同主瓣展宽时的脉压结果对比。



(a) 峰值旁瓣对比



(b) 信噪比损失对比

图7 相同主瓣展宽下几种窗函数与凯塞窗以及它们的非线性组合窗的脉冲压缩结果对比

由表3可以看出,这几种不同基窗函数的非线性组合窗脉压后的主瓣展宽、峰值旁瓣比、信噪比损失等性能各不相同。由图7(a)可知,在相同的主瓣展宽下,几种非线性组合窗的峰值旁瓣最低,其次是凯塞窗,几种常用窗函数的峰值旁瓣最高,几种非线性组合窗相比凯塞窗峰值旁瓣降低4 dB以上、相比几种常用窗函数降低7 dB以上;由图7(b)可知,相同的主瓣展宽下,几种非线性组合窗信噪比损失相比其他窗函数增加了0.1~0.5 dB,该影响相对较小。

综上所述,本文改进窗函数非线性组合法应用在多种常用的窗函数中,加窗脉压均可达到主瓣展宽不变、峰值旁瓣降低的效果,并且在相同主瓣展宽下的旁瓣抑制能力相比凯塞窗进一步提高。

3.2 改进的窗函数非线性组合法在多目标问题的应用和分析

由于在雷达信号的多目标检测中,若大目标的旁瓣过高则会产生虚假目标,无法准确地检测出小信号和小目标^[17];若是脉压后信号主瓣宽度过大,则会导致分辨率下降,无法检测出两个临近的目标^[18]。故本文以三目标检测为例,检验改进的窗函数非线性组合法多目标检测能力,为了便于对比,以上文中主瓣展宽相同的三角窗、 $k=4.7$ 的凯塞窗以及它们的非线性组合窗为代表,分别检

验这三种窗面对多个目标的检测能力,其中该非线性组合窗中的参数与上文相同。

由于以上3种窗的峰值旁瓣比不同,于是设置3个强弱不等的目标,分别在第100、130、150个采样

点上。仿真条件设置时宽 $T=20\ \mu\text{s}$,带宽 $B=4\ \text{MHz}$,采样频率 $F_s=20\ \text{MHz}$,发射信号为调频斜率 $K=B/T$ 的LFM信号,仿真参数与上文一致。仿真结果如图8所示。

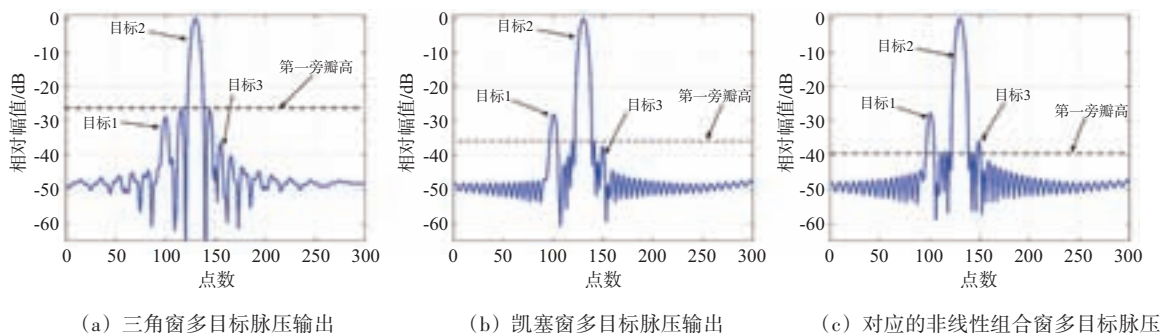


图8 三角窗、凯塞窗($k=4.7$)以及它们的非线性组合窗多目标加窗脉压输出

由图8(a)可知,由于三角窗峰值旁瓣过高,导致第二个目标附近有很多较高的副瓣,这些副瓣强度超过另外两个目标,因此无法准确的区分另外两个目标。图8(b)是 $k=4.7$ 的凯塞窗多目标脉压输出,其旁瓣有所下降,使第一个目标可以被区分,但是第三个较弱的目标淹没在与其相邻的第二个大目标的旁瓣中。图8(c)是以三角窗和凯塞窗($k=4.7$)为基窗函数的非线性组合窗多目标脉压输出,有着较低的旁瓣,可以很清楚地分辨这三个目标。

通过仿真实验,验证了上述非线性组合窗多目标加窗脉压具有较好的旁瓣性能,在主瓣宽度不变下,相比其基窗函数旁瓣抑制能力大大提高,适用于多目标的检测。本节基于改进的窗函数非线性组合的其他几种非线性组合窗皆做过多目标检测仿真,效果良好,不再赘述。

4 结束语

针对雷达脉冲压缩中主瓣展宽与旁瓣抑制相矛盾的问题,本文提出了一种以常用窗函数为基窗函数的改进窗函数非线性组合法。通过对窗函数加权脉冲压缩的理论分析,首先证明窗函数线性组合法的旁瓣抑制能力,在此基础上,进一步证明本文所提的改进窗函数非线性组合法可以在主瓣展宽不变的前提下,将加窗脉压的旁瓣抑制能力相比窗函数线性组合法进一步提高。在改进窗函数非线性组合法的仿真实验中,验证了该方法

应用在多种常用窗函数时,都可以在主瓣展宽不变、信噪比损失增加低于0.5 dB的前提下,将峰值旁瓣相比凯塞窗降低4 dB以上、相比几种常用窗函数降低7 dB以上,并且在多目标检测仿真中,改进的窗函数非线性组合法也取得了比较理想的效果。

参考文献:

- [1] AKHTAR J. High-Resolution Neural Network Processing of LFM Radar Pulses[C]//2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing, Rhodes Island, Greece:IEEE, 2023:1-5.
- [2] FRASIER S J, ARGENTI F, FACHERIS L. Predistortion for Very Low Pulse-Compression Sidelobes in Solid-State Meteorological Radar[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2023,20:1-5.
- [3] 田达,王根弟,卢鑫.雷达信号时差频差定位关键技术研究[J].航天电子对抗,2011,27(1):45-49.
- [4] 王静,罗丰,付韶峰.谱修正旁瓣抑制技术的研究与应用[J].电子科技,2010,23(1):32-34.
- [5] 邹彬彬,陈晶晶,荆成财,等.谱修正技术在脉冲压缩信号检测中的应用[J].声学技术,2014,33(3):275-279.
- [6] 王传志,李学华,孙清,等.调频信号超低副瓣脉冲压缩算法[J].现代电子技术,2018,41(13):25-28.
- [7] 蒋忠礼,葛俊祥,郑启生.一种抑制雷达脉冲压缩旁瓣的新方法[J].现代雷达,2021,43(5):24-31.
- [8] LU Qianrong, WANG Xiji, WANG Zhicheng, et al. Robust Adaptive Pulse Compression Under Encode-Decoder Network for Synthetic Aperture Radar[C]//2021 7th Asia-Pa-

cific Conference on Synthetic Aperture Radar, Bali, Indonesia:IEEE, 2021:1-5.

- [9] 戴永鹏.超宽带MIMO雷达图像增强方法研究[D].长沙:国防科技大学,2021.
- [10] GALUSHKO V. On Application of Taper Windows for Sidelobe Suppression in LFM Pulse Compression [C]// 2020 IEEE Ukrainian Microwave Week, Kharkiv, Ukraine: IEEE, 2020: 995-1001.
- [11] 宁千千.抑制脉冲压缩旁瓣的算法研究[J].国外电子测量技术,2019,38(6):53-56.
- [12] PEI Jiazheng, HUANG Yong, GUAN Jian, et al. Robust Adaptive Pulse Compression Method Based on Two-Stage Phase Compensation[J].IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2022,60:1-18.
- [13] 刘萍,邹林,周云,等.基于NLFM的超低旁瓣脉冲压缩方法研究[J].雷达科学与技术,2014,12(5):527-531.
- [14] 刘金,宋红军.基于二次约束二次规划的窗函数设计方法[J].西安科技大学学报,2020,40(3):458-463.
- [15] ZHU D, DONG X, LIN W. Pulse Compression with Very Low Sidelobes in a Spaceborne Weather Radar [C]// IGARSS 2008 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Nanjing, China:IEEE,2008:252-255.
- [16] VAN ZYL A C, WIEHAHN E A, CILLERS J E, et al. Optimised Multi-Parameter NLFM Pulse Compression Waveform for Low Time-Bandwidth Radar [C]//International Conference on Radar Systems (RADAR 2022), Hybrid Conference, Edinburgh, UK:IEEE, 2022:289-294.
- [17] LIU Xinyu, ZHANG Tianxian, SHI Qiao, et al. LPI Radar Waveform Design with Desired Cyclic Spectrum and Pulse Compression Properties[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2023,72(5):1-6.
- [18] 陈洪猛,李明,李响.一种高效快速的二相码旁瓣抑制算法[J].雷达科学与技术,2012,10(1):48-53.

(上接第516页)

作者简介:



孙延鹏 男,1973年生于山东聊城,博士,教授、硕士生导师,主要研究方向为航空电子系统、电磁兼容设计、雷达信号处理、嵌入式系统应用。

作者简介:



韦旺 男,2000年生,江苏淮安人,南京信息工程大学电子信息工程学院硕士研究生,主要研究方向为水声测试信号处理及成像技术。



汪洁 男,1988年生,河南商丘人,南京信息工程大学电子信息工程学院博士研究生,主要研究方向为微波毫米波天线、电磁散射与声散射理论与测试、雷达系统。



朱琪 女,2000年生,江苏徐州人,南京信息工程大学电子信息工程学院硕士研究生,主要研究方向为水声测试系统。



缪文杰 男,1999年生,江苏南通人,南京信息工程大学电子信息工程学院硕士研究生,主要研究方向为水声测试技术。



葛俊祥 男,1960年生,江苏南京人,南京信息工程大学雷达技术研究所所长,教授、博士生导师,主要研究方向为微波毫米波理论与技术、天线理论与技术、雷达系统。

贺韶枫 女,1997年生于山东烟台,硕士研究生,主要研究方向为雷达信号处理。

屈乐乐 男,1983年生于河南焦作,博士,教授、硕士生导师,主要研究方向为雷达信号处理与成像技术。

基于CLEAN算法的自适应旁瓣对消技术

柴许杨^{1,2}, 赵志国³, 岳玫君⁴, 刘野⁵

- (1. 中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088;
2. 孔径阵列与空间探测安徽省重点实验室, 安徽合肥 230088;
3. 中国人民解放军93534部队, 天津 301700;
4. 国防科技大学电子对抗学院, 安徽合肥 230037;
5. 中国人民解放军63726部队, 宁夏银川 750004)

摘要: 自适应旁瓣对消技术能够很好地抑制旁瓣干扰,但在应用中发现,自适应旁瓣对消对跟踪的高信噪比目标带来的信噪比损失较大,导致单脉冲和差测角精度下降。本文提出了一种基于CLEAN算法的自适应旁瓣对消方法,首先通过观测目标的先验信息构建目标回波模型,再利用该回波模型剔除对消通道中的目标信息,然后基于剔除目标信息后的对消通道数据,重新计算最优加权值进行主通道的干扰对消,最后仿真和实测结果验证了该方法不仅可以减少主通道中目标对消后的信噪比损失,同时也降低了对消后对目标测角精度的影响。

关键词: 信号处理; 旁瓣对消; CLEAN算法; 和差测角

中图分类号: TN974

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0526-05

Adaptive Side-Lobe Cancellation Technique Based on CLEAN Algorithm

CHAI Xuyang^{1,2}, ZHAO Zhiguo³, YUE Meijun⁴, LIU Ye⁵

- (1. The 38th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Hefei 230088, China;
2. Key Laboratory of Aperture Array and Space Application, Hefei 230088, China;
3. Unit 93534 of PLA, Tianjin 301700, China;
4. College of Electronic Engineering, National University of Defense Technology, Hefei 230037, China;
5. Unit 63726 of PLA, Yinchuan 750004, China)

Abstract: The adaptive sidelobe cancellation can suppress the sidelobe interference well, but it is found that there is a large signal-to-noise ratio loss for the high signal-to-noise ratio target, resulting in a decrease in the accuracy of monopulse sum-difference angle estimation. In this paper, an adaptive sidelobe cancellation method based on CLEAN algorithm is proposed. First, the target echo model is constructed by observing the prior information of the target, and the echo model is used to eliminate the target information in the cancellation channel. Then the optimal weighted value for the interference cancellation of the main channel is recalculated based on the neutralization channel data after removing the target information. Finally, the simulation and measured results verify that the method can not only reduce the signal-to-noise ratio loss of the target cancellation in the main channel, but also reduce the influence on the target angle measurement accuracy after elimination.

Key words: signal processing; side-lobe cancellation (SLC); CLEAN algorithm; sum-difference angle estimation

0 引言

自适应旁瓣对消技术是抑制旁瓣有源干扰的一种非常有效的措施^[1-2],基本原理是在雷达主天线附近安装(或在主阵面抽取部分阵元合成)若干个覆盖主天线副瓣区域的辅助天线,当存在副瓣干扰时,主天线和辅助天线接收的干扰信号幅度相当,利用主天线和辅助天线之间存在强相关的干扰信息,通过自适应算法得到最优加权系数,辅

助天线和最优加权系数求和后与主天线接收的信号进行对消,达到干扰抑制的目的。当目标稳定跟踪后,信噪比较大时,辅助天线中存在较强的目标信息,主天线和辅助天线之间也存在目标信息的强相关性,因此,自适应旁瓣对消处理也会出现目标相消的情况。文献[3]分析了旁瓣对消天线的个数和位置、噪声以及回波信号对旁瓣对消性能的影响,然后从如何选取对消天线的个数和位置进行了仿真和工程实现,并未深入分析对消天

线中存在目标信号对自适应旁瓣对消性能的影响。文献[4]系统地分析了对消天线中存在目标信号对测角性能的影响,同时根据目标的角度信息,在阵元级构造对消天线的导向矢量来剔除目标信号。考虑对消天线的增益和主天线副瓣增益相当以及需对消的干扰源个数,因此对消阵元的个数会很多,运算量也会相应增加。

在工程应用中发现,自适应旁瓣对消技术在完成对消的同时,会造成跟踪高信噪比目标的信噪比损失,进而导致测角精度降低。本文从波束域的角度,提出了基于CLEAN算法思想的自适应旁瓣对消方法,利用雷达先验信息构造目标回波模型,然后在脉冲压缩前/后的对消通道中完成目标信息的剔除,最后进行自适应旁瓣对消完成干扰的抑制,降低自适应旁瓣对消带来的测角精度损失^[5-8]。

1 自适应旁瓣对消原理

自适应旁瓣对消的原理如图1所示,对消剩余表达式为^[1-2]

$$\mathbf{Z} = \mathbf{X} - \sum_{n=0}^{N-1} \mathbf{W}_n^* Y_n = \mathbf{X} - \mathbf{W}^H \mathbf{Y} \quad (1)$$

式中 $\mathbf{X}$ 表示主通道的信号, $Y_0, Y_1, \dots, Y_{N-1}$ 表示 N 个对消通道的信号, $\mathbf{W}_0, \mathbf{W}_1, \dots, \mathbf{W}_{N-1}$ 表示 N 个对消系数, $\mathbf{Z}$ 表示对消剩余, H 表示共轭转置, $*$ 表示共轭, $\mathbf{W} = [\mathbf{W}_0, \mathbf{W}_1, \dots, \mathbf{W}_{N-1}]^T$, $\mathbf{Y} = [Y_0, Y_1, \dots, Y_{N-1}]^T$, T 表示转置。

采用最小均方(LMS)准则^[1],使对消剩余功率最小,即

$$P = E\{\|\mathbf{Z}\|^2\} = E\{\mathbf{Z} \cdot \mathbf{Z}^*\} = E\{\|\mathbf{X}\|^2 - \mathbf{R}_{YX}^H \mathbf{W} - \mathbf{W}^H \mathbf{R}_{YX} + \mathbf{W}^H \mathbf{R}_{YY} \mathbf{W}\} \quad (2)$$

式中, $E\{\cdot\}$ 表示统计期望, $\mathbf{R}_{YX}$ 表示主通道和对消通道的互相关矩阵, $\mathbf{R}_{YY}$ 表示对消通道的自相关矩阵。

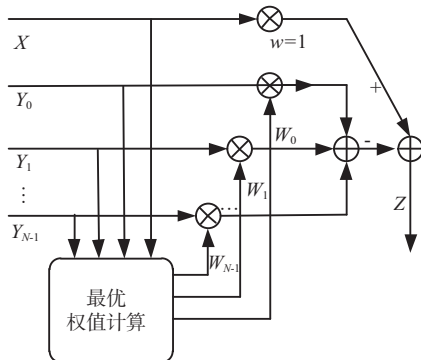


图1 自适应旁瓣对消原理图

式(2)中 $P(\mathbf{W})$ 不仅是一个二次型函数,而且还是一个凹型超抛物体曲面,具有唯一的极小值点。因此将 $P(\mathbf{W})$ 对 $\mathbf{W}$ 进行微分,即

$$\nabla = \frac{\partial P}{\partial \mathbf{W}} = -2\mathbf{R}_{YX} + 2 \cdot \mathbf{R}_{YY} \mathbf{W} = 0 \quad (3)$$

可得到最优权值表达式为

$$\mathbf{W}_{\text{opt}} = \mathbf{R}_{XX}^{-1} \mathbf{R}_{YX} \quad (4)$$

因此对消功率剩余的最小值为

$$\mathbf{Z}_{\min} = \mathbf{X} - \mathbf{W}_{\text{opt}}^H \mathbf{Y} \quad (5)$$

2 对消性能分析和测角精度影响

干扰抑制比(CG)是衡量自适应旁瓣对消性能的一个重要指标,定义为无对消通道时的干扰输出功率和有对消通道时的干扰输出功率的比值^[3]:

$$CG = E\{\|\mathbf{X}\|^2\} / E\{\|\mathbf{X} - \mathbf{W}^H \mathbf{Y}\|^2\} \quad (6)$$

以一个对消通道为例, J_M 表示主通道的干扰信号, J_A 表示对消通道的干扰信号, $J_0 = J_M - \mathbf{W}_{\text{opt}}^H \cdot J_A$ 表示对消后的干扰输出,其中 $\mathbf{W}_{\text{opt}} = E\{J_M J_A^*\} / E\{\|J_A\|^2\}$,因此,可得到的最佳对消抑制比为^[1]

$$CG_{\text{opt}} = \frac{E\{\|J_M\|^2\}}{E\{\|J_M - \mathbf{W}_{\text{opt}} J_A\|^2\}} = \frac{1}{1 - \left| \frac{E\{J_M J_A^*\}}{\sqrt{E\{\|J_M\|^2\} E\{\|J_A\|^2\}}} \right|^2} = \frac{1}{1 - |\rho|^2} \quad (7)$$

式中 ρ 为主通道和对消通道受到的干扰的互相关系数。由此可见,相关性的增大会导致干扰对消性能的提高。同理可得,如果是针对回波中的目标信息,相关性的降低就会减少目标对消损失。

对消抑制比的降低同时也会带来和差比幅测角的精度损失,理想鉴角曲线和旁瓣对消后的鉴角曲线分别为^[4]

$$\bar{S}(\theta) = \frac{G_{\Delta}(\theta_T)}{G_{\Sigma}(\theta_T)} \quad (8)$$

$$S(\theta) = \frac{\Delta}{\Sigma} = \frac{G_{\Delta}(\theta_T) - \frac{G_{\Delta}(\theta_J) \cdot G_{\Delta}(\theta_T)}{G_{\Delta}(\theta_J)}}{G_{\Sigma}(\theta_T) - \frac{G_{\Sigma}(\theta_J) \cdot G_{\Delta}(\theta_T)}{G_{\Delta}(\theta_J)}} \quad (9)$$

式中, θ_T 为目标角度, θ_J 为干扰角度, Σ 和 Δ 分别为主通道和差波束输入, $G_{\Sigma}(\theta_T)$ 、 $G_{\Delta}(\theta_T)$ 、 $G_{\Sigma}(\theta_J)$ 和

$G_{\Delta}(\theta_j)$ 分别为和、差波束在目标和干扰方向上的增益, $G_A(\theta_T)$ 和 $G_A(\theta_j)$ 分别为对消通道在目标和干扰方向的增益。两者的鉴角曲线差异为

$$\Delta S = |S(\theta) - \bar{S}(\theta)| = \left| \frac{G_A(\theta_T)}{G_{\Sigma}(\theta_T)} \cdot \frac{G_{\Sigma}(\theta_j) \cdot G_{\Delta}(\theta_T) - G_{\Sigma}(\theta_T) \cdot G_{\Delta}(\theta_j)}{G_{\Sigma}(\theta_T) \cdot G_A(\theta_j) - G_{\Sigma}(\theta_j) \cdot G_A(\theta_T)} \right| \quad (10)$$

当目标处于主波束中心时,主通道的差波束增益 $G_{\Delta}(\theta_T) \approx 0$,通常对消通道的增益和主通道的副瓣的增益设计得相当,可得 $G_A(\theta_j) \approx G_{\Delta}(\theta_j)$,此时有

$$\Delta S < \frac{G_A(\theta_T)}{G_{\Sigma}(\theta_T)} \quad (11)$$

由式(11)可得,自适应旁瓣对消前后鉴角曲线的误差主要来自于对消通道中的目标信号,因此,消除对消通道的目标信号可以降低自适应旁瓣对消带来的测角精度损失。

3 基于 CLEAN 算法的目标剔除方法

由以上分析可见,采用自适应旁瓣对消和单脉冲比幅测角时,剔除对消通道中包含的目标信号,不仅降低了自适应旁瓣对消带来的测角精度损失,同时不会影响主通道中干扰的抑制。

CLEAN 算法是由 Hogbom 于 1974 年提出,用于改进综合孔径天文观测成像质量^[5],由于在消除旁瓣响应方面的优良性能,该算法被推广至 ISAR 成像、线性调频信号的脉冲压缩等领域^[6-7]。CLEAN 算法的基本原理如下:

步骤 1: 对一幅初始脏图并记 I^D , 找到脏图中最大的绝对亮度点的位置和幅度。

步骤 2: 根据亮点的位置和幅度构造脏束如式(12), 移动该脏束到对应的位置上并乘以一个增益; 然后在脏图上减去这个脏束如式(13)。

步骤 3: 在剩余脏图上重复上述步骤 1 和 2, 直至满足迭代退出条件。

$$I^C(i) = \sum_{q=1}^i I_{\max,q}^R \delta(x - x_q)(y - y_q) \quad (12)$$

式中, i 是当前迭代序号, $I_{\max,q}^R$ 和 (x_q, y_q) 是当前图像 I^R 中的峰值和位置。 I^R 的定义为

$$I^R(i) = I^D - B^D \cdot I^C(i-1) \quad (13)$$

因此, CLEAN 算法主要功能是通过不断迭代寻找峰值和位置, 剔除图像中脏图的旁瓣响应。

本文算法思路就是利用其原理对自适应旁瓣对消算法进行改进, 首先设置 CLEAN 算法退出条件: 回波幅度值搜索范围, 其次根据雷达先验信息和回波幅度值构造目标的回波模型, 用于剔除对消通道中的目标信息, 然后再用剔除目标信息后的对消通道数据计算自相关矩阵、互相关矩阵, 求解最优加权值, 完成自适应旁瓣对消处理, 当满足算法退出条件后, 找出最优回波幅度值来重新构建回波模型, 将对消通道中目标信息剔除, 然后再进行一次自适应旁瓣对消处理。基于 CLEAN 算法的自适应旁瓣对消流程如图 2 所示。

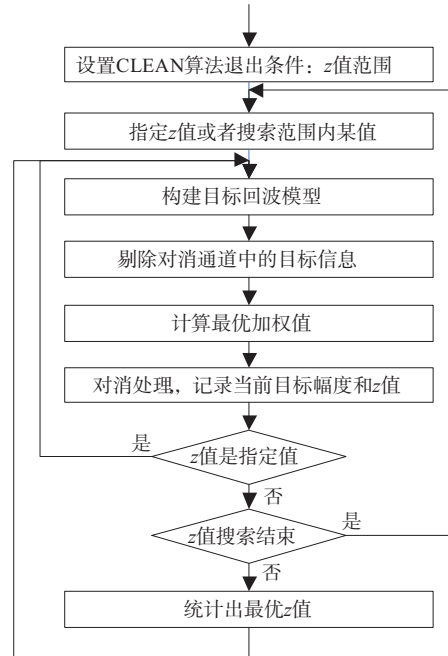


图 2 基于 CLEAN 算法的旁瓣对消流程图

基于 CLEAN 算法的自适应旁瓣对消步骤如下:

步骤 1 设置 CLEAN 算法退出条件: 目标模型幅度 z 的搜索范围, $z \in [Z_{st}, Z_{end}]$, Z_{st} 是搜索起始幅度, Z_{end} 是搜索结束幅度, z 为目标回波的幅度。

步骤 2 若 z 值没有指定值输入, 则从步骤 1 中的幅度搜索范围内取值, 若 z 值有指定值, 则直接取指定值。

步骤 3 根据雷达先验信息, 以线性调频波形为例, 首先根据发射波形的带宽 B 、脉宽 T 、采样率 f_s 、载波频率 f_c , 目标距离 R_0 、速度 V 和加速度 a 参

数,构造目标回波频域模型^[8]:

$$S(k) = z \cdot \text{rect}\left(\frac{k\Delta f}{B}\right) \exp(-j\pi \frac{(k\Delta f)^2}{\gamma}) \quad (14)$$

式中 $\gamma = B/T$ 表示线性调频信号的调频斜率, $\Delta f = \gamma/f_s$ 表示频域采样间隔, k 为频域采样序号。

若是脉冲压缩后对消,还需借助目标的预测距离 R_0 、预测速度 V 和预测加速度 a 来构造目标回波频域模型^[8]:

$$S(k) = z \cdot \exp(-j2\pi(f_c + k\Delta f)\tau) \quad (15)$$

其中 $\tau = \frac{2R}{c} \approx \frac{2}{c} (R_0 + Vt + \frac{1}{2}at^2)$ 是目标的时延, c 为光速。

步骤4 将构造的目标回波模型 $S(k)$ 用于剔除对消通道 $Y = [Y_0, Y_1, \dots, Y_{N-1}]$ 中的目标信息,剔除后的对消通道数据为 $Y' = [Y'_0, Y'_1, \dots, Y'_{N-1}]$,

$$Y'_n = \text{IFFT}(\text{FFT}(Y_n) - S(k)) \quad (16)$$

式中 $n \in [0, N-1]$ 为对消通道序号, Y'_n 为第 n 个剔除目标信息后的对消通道。

步骤5 利用新的对消通道数据 Y'_n ,重新计算自相关矩阵 $\mathbf{R}'_{yy}$ 和互相关矩阵 $\mathbf{R}'_{yx}$,根据式(4)计算最优加权值 W'_{opt} ,再根据式(5)进行干扰对消,最后得到对消结果 Z_{min} 。

步骤6 根据 z 取值来源判断程序执行分支,若 z 值是从步骤1中的幅度搜索范围内取值,则需记录本次对消结果中目标的幅度信息和本次搜索幅度值,同时程序转入步骤7继续循环执行,若 z 值是指定值,则不需要记录,程序直接转入步骤3执行完一次对消处理后退程序。

步骤7 判断 z 值是否满足 CLEAN 算法退出条件,若满足退出条件,则继续执行步骤8,若不满足退出条件,则跳入步骤2继续执行。

步骤8 统计对消结果中目标幅度最大值对应的 z 值,然后指定 z 值作为步骤3的输入,继续执行。

工程中,目标回波模型的幅度 z 值可根据系统主通道和对消通道的增益关系以及上一帧目标的幅度值进行计算获取,减少计算量。

4 仿真分析

仿真参数设置如下:线性调频信号发射带宽 5 MHz,采样率 10 MHz,脉宽 100 μs 。阵面布阵方式为均匀线阵,阵元个数 32,主瓣指向法线 0° ,对

消通道取其中 2 个阵元,目标回波从主瓣方向偏离具体角度(约 1/10 个波束宽度)进入,单个阵元信噪比为 5 dB,设置一个旁瓣干扰源,干扰从 -20° 方向进入,单个阵元干噪比为 50 dB,蒙特卡洛仿真次数为 100。

图3是主通道和差波束及对消通道的方向图,其中对消通道的增益和主通道副瓣增益相当。

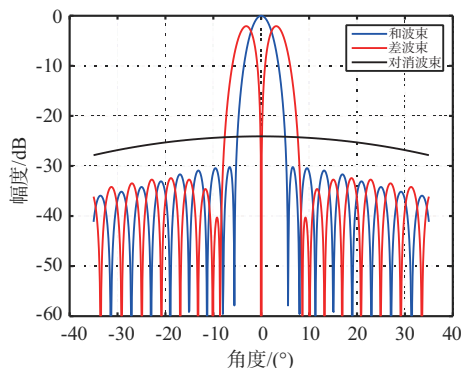


图3 和差波束及对消通道的方向图

图4是注入干扰后的主通道和差波束在对消通道剔除目标前后的自适应旁瓣对消结果。可见,通过 CLEAN 算法剔除对消通道中目标信息后,降低了目标在自适应旁瓣对消过程中的目标信噪比损失。

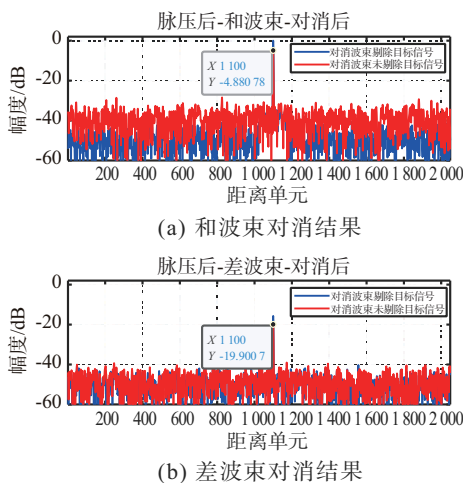
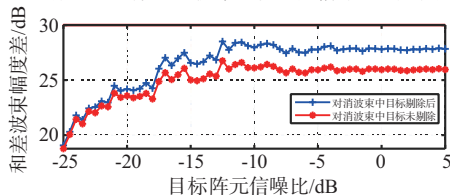


图4 剔除目标前后的对消结果

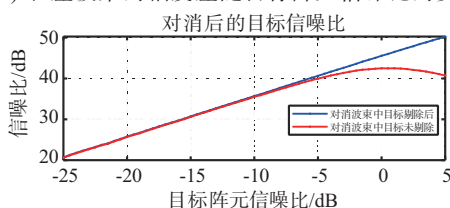
图5和图6是目标角度偏离波束中心 1/10 个波束宽度,阵元信噪比由 -25 dB 到 5 dB,阵元干噪比始终大于目标信噪比 40 dB 的情况下,在对消通道剔除目标前后,目标主通道的和差波束幅度差的变化趋势,以及角度测量值的均方根误差。可见,随着目标信噪比增大,本文所提剔除目标后的

和差波束幅度差优于不剔除目标的和差波束幅度差,同时剔除目标后的信噪比损失小于不剔除目标的信噪比损失;剔除目标后的角度测量精度优于不剔除目标的角度测量精度。

对消后的目标和差波束幅度差随信噪比的变化趋势



(a) 和差波束的幅度差随目标阵元信噪比的变化趋势



(b) 和差波束的信噪比随目标阵元信噪比的变化趋势

图5 和差波束对消结果随目标阵元信噪比的变化

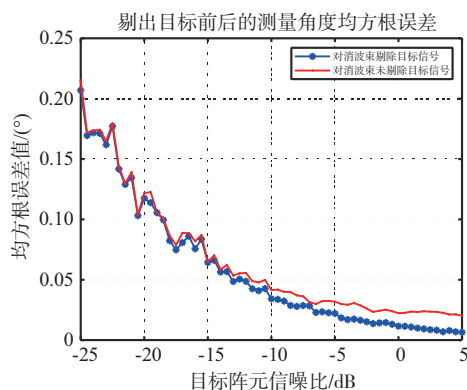


图6 测角结果随目标信噪比的变化

针对某波段雷达工作时的回波数据进行采集和分析,设备组成包括一台干扰机放置副瓣位置,一台模拟应答机模拟目标,目标方位相对和波束中心固定约 0.113° ,采集数据进行分析,图7是对消通道剔除目标信号前后的测角结果。可见,剔除目标前由于将目标当作干扰样本进行对消,造成了目标信息损失,测角精度为 0.021° ,剔除目标后,测角精度为 0.0036° ,本文方法改善了对跟踪高信噪比目标的测角精度。

5 结束语

本文针对工程应用中存在的高信噪比目标对消损失问题提出的基于 CLEAN 算法的自适应旁瓣

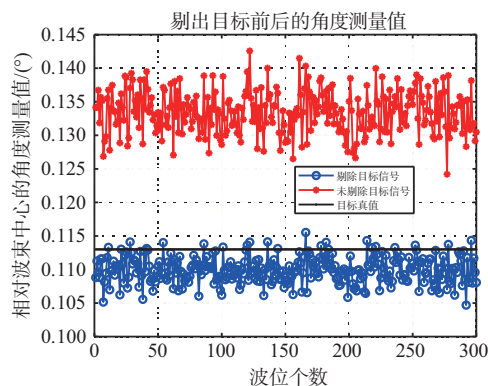


图7 对消通道剔除目标前后的测角结果

对消技术,经过理论分析、仿真和实测数据验证了该算法的可行性和有效性,该算法通过剔除对消通道的目标信息,降低主通道和对消通道中目标的互相关性,不仅可以减少主通道中目标对消后的信噪比损失,同时也降低了对消后对目标测角精度的影响。

参考文献:

- [1] 曲圣杰,雷红,常城,等.基于相关性的杂波环境自适应对消方法[J].雷达科学与技术,2022,20(4):429-433.
- [2] 彭志刚,李宝鹏,李大龙,等.一种雷达智能抗干扰评估仿真系统[J].雷达科学与技术,2021,19(3):258-264.
- [3] 刘卫平.相控阵雷达基于部分阵元的旁瓣对消系统设计[D].西安:西安电子科技大学,2009.
- [4] 余继周,陈定昌.自适应旁瓣对消在单脉冲跟踪雷达中的应用[J].现代防御技术,2005,33(6):50-52.
- [5] HOGBOM J A. Aperture Synthesis with a Non-Regular Distribution of Interferometer Baselines [J]. Astronomy and Astrophysics Supplement, 1974, 15:417-426.
- [6] 刘晨迪,周建锋,苏彦.基于 CLEAN 算法的嫦娥四号低频射电频谱仪信号干扰抑制[J].天文研究与技术,2022,19(3):206-220.
- [7] 汪子瑶.基于多尺度 CLEAN 算法的太阳射电图像处理[D].成都:电子科技大学,2020.
- [8] 许榕榕.窄带雷达高精度测距测速技术研究[D].厦门:厦门大学,2017.

作者简介:



柴许杨 男,1986年12月出生于安徽怀远,工学硕士,高级工程师,主要研究方向为雷达信号处理。

基于毫米波雷达感知的CNN-ConvLSTM 多时刻阻塞预测方法

罗文宇, 钟云开, 邵霞, 段臣续

(华北水利水电大学电子工程学院, 河南郑州 450046)

摘要: 针对当前毫米波雷达辅助无线通信单时刻阻塞预测无法适应高移动复杂场景的问题, 提出一种结合卷积神经网络(CNN)和时空序列预测模型(ConvLSTM)的多时刻持续阻塞预测方法。该方法通过构造时间分布层存储CNN提取的热图特征, 解决了卷积神经网络单次处理多张雷达热图可能存在的特征缺失问题, 实现了连续热图特征的多帧分组。进而, 利用ConvLSTM对输入多帧时空序列进行处理实现多时刻阻塞预测。利用DeepSense 6G真实场景数据的实验结果表明, 该方法的多时刻预测结果均能达到90%的准确率和80%以上的F1-score, 具备多时刻精确阻塞预测能力。本文方法在复杂动态环境下高频段通信的高可靠、低时延QoS保障方面具有重要的理论和应用价值。

关键词: 毫米波雷达; 无线通信; 卷积神经网络; 时空序列预测模型; 多时刻阻塞预测

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0531-08

Multi-Time Blocking Prediction Method of CNN-ConvLSTM Based on Millimeter Wave Radar Perception

LUO Wenyu, ZHONG Yunkai, SHAO Xia, DUAN Chenxu

(School of Electronic Engineering, North China University of Water Resources and Electric Power, Zhengzhou 450046, China)

Abstract: Aiming at the problem that the current millimeter-wave radar assisted wireless communication single time blocking prediction cannot adapt to the high movement complex scene, a multi-time continuous blocking prediction method combining convolutional neural network (CNN) and spatio-temporal series prediction model (ConvLSTM) is proposed. By constructing a time distribution layer to store the heat map features extracted by CNN, this method solves the problem of feature missing that may exist in the single processing of multiple radar heat maps by CNN, and realizes the multi-frame grouping of continuous heat map features. Then, ConvLSTM is used to process the input multi-frame spatio-temporal sequence to achieve multi-time blocking prediction. The experimental results using DeepSense 6G real scene data show that the multi-time prediction results of this method can reach 90% accuracy and more than 80% F1-score, and the proposed method has the ability of multi-time accurate blocking prediction. The method in this paper has important theoretical and application values in high reliability and low delay QoS guarantee of high frequency communication in complex dynamic environment.

Key words: millimeter-wave radar; wireless communication; convolutional neural network(CNN); spatio-temporal series prediction model (ConvLSTM); multi-time blocking prediction

0 引言

为了满足未来无线通信日益增长的高数据速率、低延迟和高可靠性的需求, 更高的频段在各种移动通信场景中被广泛使用, 其中毫米波^[1]和亚太赫兹是满足用户高数据速率需求的突出方向。然而, 高频段的传输特性导致毫米波/亚太赫兹通信

系统十分依赖视距(Line of Sight, LOS)链路以保证足够的信号接收功率, 同时其高穿透损耗使通信系统对阻塞非常敏感, 一旦链路被移动的物体阻塞, 可能会导致系统性能突然下降甚至链路中断, 极大影响网络的可靠性和延迟。这激发了国内外学者对克服高频无线通信系统阻塞问题方法的广泛讨论和研究。对于LOS链路而言, 是否发生阻

收稿日期: 2023-02-24; 修回日期: 2023-05-12

基金项目: 国家自然科学基金联合基金(No.U1804148); 河南省科技攻关项目(No.232102210141)

塞取决于通信终端和可能造成阻塞的移动物体的位置、高度、大小等。因此,感知无线环境中的有用信息并在链路阻塞发生之前主动实现预测,能够使通信系统做出积极主动的决策。在文献[2]中,毫米波基站获取用户的位置信息进行波束选择,在阻塞发生之前,利用波束序列的循环神经网络对未来的阻塞情况实现静态预测,主动切换到另一个基站或者波束。文献[3]与低于 6 GHz 的电磁波通道结合,实现毫米波的动态阻塞预测。在有缓慢移动的接收器和障碍物的环境中,文献[4]使用相邻路径来预测未来毫米波通信链路的阻塞情况。

近年来,关于计算机视觉辅助无线通信预测阻塞的研究备受关注,文献[5]和文献[6]采用了摄像机附加传感器信息的深度卷积模型进行 LOS 链路阻塞预测。文献[7]提出一种利用双峰机器学习实现阻塞预测和用户切换的视觉辅助无线通信解决方法。虽然视觉感知方法的相机部署方便,但在感知的过程中会涉及用户的隐私问题,同时光线不足或者过强以及恶劣天气的情况会严重影响相机感知数据的可信度。文献[8]利用模拟数据和深度学习对室内障碍物限速情况下的毫米波阻塞进行了预测,研究场景和目标均具有一定的局限性。针对固定基站和用户场景,文献[9]提出了一种多元学习框架和循环神经网络,利用瑞利衰落信道模型预测毫米波链路阻塞。文献[10]提出激光雷达作为另一种用途十分广泛的感知方式,主要适用距离阻塞物体较近的移动场景,同时成本过高会使激光雷达难以大规模部署实际场景。因此,本文采用毫米波雷达感知无线环境信息的方式,在保护用户隐私的基础上具有较低成本、方便部署、高精度低延迟感知等优势。

现阶段对毫米波雷达感知移动通信场景中的阻塞预测研究主要基于神经网络对未来某单一时刻的阻塞情况进行预测。文献[11]基于长短期记忆网络(Long Short-Term Memory, LSTM)实现雷达辅助毫米波无线通信系统的单一时刻阻塞预测,尽管这种预测方法准确率较高,但无法反映 LOS 链路在未来一段时间内的总体情况,难以适应复杂多变的无线环境。如果通过模型的堆叠实现多

时刻阻塞预测,会大量增加训练时间,使得文献[12]实际移动通信场景中可能针对每一时刻的阻塞情况发生频繁的波束切换,增加波束开销。在文献[13]中,通过感知阻塞前发生的数据速率波动表示潜在的堵塞。然而,这种方法可实现的平均预测时间是相当有限的,最高可预测 90 ms 内的阻塞情况,没有足够的时间实现波束切换以对抗阻塞带来的链路中断。因此本文提出能够利用连续帧雷达热图之间时空关系预测多时刻阻塞情况的解决方法。为了评估该方法的性能,采用文献[14]中的 DeepSense 数据集,使用毫米波和雷达共存的数据对网络进行大量训练。实验结果表明,我们提出的解决方法不仅能对下一时刻的阻塞情况实现精准预测,也能实现预测未来多个时刻内的阻塞情况。这些结果为复杂动态环境下高频段通信的高可靠、低时延 QoS 保障方面贡献了一个很有前途的解决方法。

1 系统模型

本文提出一种毫米波雷达感知无线环境信息预测多时刻阻塞的系统模型。在实际通信中,该模型的通信效果易受高速移动物体(如:客车、轿车等)阻塞造成链路中断进而受到影响,具有研究的典型性。如图 1 所示,将放置有毫米波雷达的基站和用户分别位于道路的两侧,道路中的移动车辆会随时对 LOS 链路发生阻塞,毫米波雷达发射的啁啾信号与移动车辆的反射信号发生混频形成中频信号,中频信号经过预处理后生成连续多帧的雷达热图,用于输入 CNN-ConvLSTM 混合网络模型实现多时刻阻塞预测。

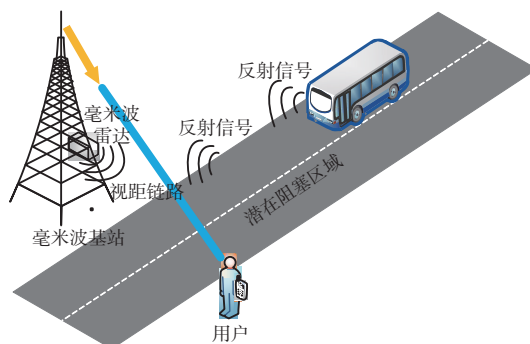


图 1 毫米波雷达感知多时刻阻塞预测方法系统模型

1.1 毫米波雷达感知模型

毫米波雷达发射的是一种频率随时间线性增加的正弦信号,又称啁啾信号,该信号的发射信号如式(1)所示:

$$S_{\text{chirp}}^{\text{Tx}}(t) = A_{\text{Tx}} \sin([\psi_c + 2\pi[f_c t + \frac{B}{2T}t^2]]) \quad (1)$$

式中 f_c 为初始频率, A_{Tx} 为发射增益, ψ_c 为初始相位, B 为啁啾信号带宽, T 为一个啁啾信号的持续时间。 $S_{\text{chirp}}^{\text{Tx}}(t)$ 由毫米波雷达的发射天线射出,在无线环境中传播,遇到移动车辆后发生反射,反射信号如式(2)所示:

$$S_{\text{chirp}}^{\text{Rx}}(t) = A_{\text{Rx}} \sin([\psi_r + 2\pi[f_r t + \frac{B}{2T}t^2]]) \quad (2)$$

式中 A_{Rx} 为反射信号的增益, ψ_r 为反射信号的初始相位, f_r 为反射信号的初始频率。发射信号和反射信号进行混合得到中频信号,中频信号如式(3)所示:

$$S_{\text{chirp}}^{\text{IF}}(t) = A_{\text{Tx}} A_{\text{Rx}} \sin([\psi_c - \psi_r] + 2\pi[(f_c - f_r)t + \frac{B}{2T}t^2]) \quad (3)$$

接收的中频信号 $S_{\text{chirp}}^{\text{IF}}(t)$ 以ADC采样速率(512 kS/s)进行采样,每帧产生 L 个啁啾信号,每个啁啾信号产生 S 个样本,同时假定毫米波雷达具有 M 个接收天线,每次雷达测量都会产生 $M \times S \times L$ 个ADC样本。将接收到的雷达ADC样本作为原始数据,表示为 $R \in \mathbb{C}^{M \times S \times L}$ 。

1.2 通信与阻塞模型

在该系统模型中,我们采用毫米波收发器和 M 根天线的基站,并采用窄带信道模型实现基站与单天线用户之间的通信。

$$\mathbf{h} = \mathbf{h}^{\text{LOS}} + \mathbf{h}^{\text{NLOS}} \quad (4)$$

式中 $\mathbf{h}^{\text{LOS}}$ 和 $\mathbf{h}^{\text{NLOS}}$ 为由视距和非视距链路引起的信道系数。在下行链路中,毫米波基站利用波束形成向量 $\mathbf{f} \in \mathbb{C}^M$ 传输给用户。在此模型下,用户接收到的信号可以表示为

$$U = \sqrt{\varepsilon_t} \mathbf{h}^H \mathbf{f}_{\text{st}} + n \quad (5)$$

式中 $\sqrt{\varepsilon_t}$ 为基站的信号发射增益, n 为用户接收端的高斯加性白噪声, $\mathbf{f}_{\text{st}}$ 为假定从预定义码本 $\mathbf{F}$ 中选择的波束向量。 $\mathbf{f}^{\text{best}}$ 作为最优的波束向量可以表示为

$$\mathbf{f}^{\text{best}} = \arg \max |\mathbf{h}^H \mathbf{f}|^2, \mathbf{f} \in \mathbf{F} \quad (6)$$

因此,有效信道表示为

$$\mathbf{h}_e = \mathbf{h}^H \mathbf{f}^{\text{best}} = \mathbf{h}^{\text{LOS}} + \mathbf{h}^{\text{NLOS}} \quad (7)$$

阻塞模型采用合并信道衰落模型表示 t 时刻的信道增益。我们定义 t 时刻的阻塞 $b(t) \in \{0, 1\}$,当 $b(t) = 1$ 时表示LOS链路被阻塞。反之 $b(t) = 0$ 时,链路没有发生阻塞。

$$h(t) = [1 - b(t)] \cdot h^{\text{LOS}}(t) + h^{\text{NLOS}}(t) \quad (8)$$

2 毫米波雷达感知多时刻阻塞预测方法

2.1 基于卷积神经网络的特征提取方法

卷积神经网络作为深度学习的代表算法之一,是一类具有深度结构的前馈神经网络。其内部的卷积层和池化层是实现卷积神经网络提取图像特征的核心架构。输入雷达热图进入网络中并与滤波器进行卷积,提取图像的局部特征,神经元的输入与局部感受野连接,对提取的特征进行二次提取求局部平均形成特征映射层,多个特征映射层构成卷积神经网络。在卷积层和池化层之间加入批次标准化(Batch Normalization, BN)和层标准化(Layer Normalization, LN)对雷达热图特征本身和序列进行归一化处理,避免训练过程中出现梯度爆炸或梯度消失的问题。将数据保持在均值为零、方差为1的状态下,加快数据训练的收敛速度,防止过拟合,如图2所示。



图2 卷积神经网络内部工作原理

该网络模型采用梯度下降法使损失函数Sigmoid最小化,对网络中的权重参数逐层反向更新,层中的神经元实现权重同步共享,通过频繁的迭代训练提高网络模型的精度,有效地提取雷达热图的重要特征。

CNN-A模型输入每张雷达热图的尺寸为(256, 256, 3),卷积层中的卷积核大小为(3, 3),激活函数为Relu,网络结构如表1所示。

表 1 CNN-A 网络结构

网络层	距离角度雷达热图
输入	尺寸:256×256×3
卷积层 a_1	神经元数量:32 卷积核:(3,3)
批次标准化层 BN_{a1}	动量=0.9
卷积层 a_2	神经元数量:64 卷积核:(3,3)
层标准化 LN_{a1}	axis=[1,2]
卷积层 a_3	神经元数量:128 卷积核:(3,3)
卷积层 a_4	神经元数量:64 卷积核:(3,3)
批次标准化层 BN_{a2}	动量=0.9
最大池化层	池化尺寸:(2,2)

为了能够充分提取图像中的重要特征,定义一个网络深度更深,卷积核大小为(7,7),并对输入通道进行分组的CNN-B模型,如表2所示。

表 2 CNN-B 网络结构

网络层	距离角度雷达热图
输入	256×256×3
卷积层 b_1	神经元数量:64 卷积核:(7,7)
批次标准化层 BN_{b1}	动量=0.9
卷积层 b_2	神经元数量:128 卷积核:(7,7)
层标准化 LN_{b1}	axis=[1,2]
卷积层 b_3	神经元数量:256 卷积核:(7,7)
卷积层 b_4	神经元数量:128 卷积核:(7,7)
批次标准化 BN_{b2}	动量=0.9
最大池化层	池化尺寸:(2,2)

在时间分布层将两个卷积神经网络模型结合并实现跳跃连接。输出的雷达热图特征输入到神经元个数128,卷积核大小为(3,3),激活函数为Relu的ConvLSTM模型中。整合后的模型采用Binary-Crossentropy作为损失函数,Adam函数优化,学习率设置为0.0005。

在训练过程中为了提高深度神经网络性能,防止网络模型深度过大引发的收敛速度慢、梯度消失或梯度爆炸等问题,模型采用了跳跃连接的优化方法,该方法能够通过神经网络层传播线性分量,缓解非线性的优化困难问题,实现输入和输出之间的合理调节机制,完成模型的优化。

2.2 基于ConvLSTM的时空信息处理方法

ConvLSTM是LSTM的变形结构,该网络结构不仅能处理和LSTM相同的时序建模问题,还具有CNN刻画局部特征的能力,时空特性兼备。将

CNN与其相连,能够深刻获取毫米波雷达热图的特征信息,捕获特征信息之间的时空关系,处理连续帧雷达热图的输入问题。

在网络结构内部计算中,LSTM中门与门之间的连接计算原理是矩阵对应元素相乘。因其网络内部的计算流程与前馈式神经网络类似,所以LSTM能够有效地处理时间序列问题,在预测未来单一时刻的阻塞情况中有较好的效果。但对于具有丰富性和很强局部特征的空间数据,LSTM无法刻画空间数据的局部特征。因此本文采用ConvLSTM来解决此问题,如图3所示,该网络能够从多维度对输入特征进行处理,实现连续帧毫米波雷达热图的多时刻阻塞预测。

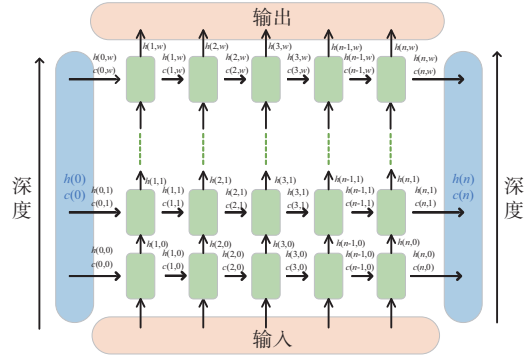


图3 ConvLSTM的内部结构(c 是通道数(R,G,B), h 是图像高度, w 是图像宽度)

LSTM无法有效处理时空数据的主要原因是输入到状态和状态到状态的转换中使用了完全连接,其中没有编码空间信息,而ConvLSTM中的输入与各个门之间的连接由前馈式替换成了卷积,同时状态与状态之间也换成了卷积运算,其中 W_{xi} , W_{hi} , W_{ci} 是矩阵权重向量, b_i 是偏移向量, σ 为Sigmoid函数, $X_1 \cdots X_t$ 为输入, $C_1 \cdots C_t$ 为输出, $H_1 \cdots H_t$ 为隐藏状态, i_t, f_t, o_t 是最后两个维度为空间维度(行和列)的三维张量,“*”代表卷积运算。具体计算公式如下:

$$i_t = \sigma(W_{xi} * X_t + W_{hi} * H_{t-1} + W_{ci} \cdot C_{t-1} + b_i) \quad (9)$$

$$f_t = \sigma(W_{xf} * X_t + W_{hf} * H_{t-1} + W_{cf} \cdot C_{t-1} + b_f) \quad (10)$$

$$C_t = \sigma(f_t \cdot C_{t-1} + i_t \cdot \tanh(W_{xc} * X_t + W_{hc} * H_{t-1} + b_c)) \quad (11)$$

$$o_t = \sigma(W_{xo} * X_t + W_{ho} * H_{t-1} + W_{co} \cdot C_t + b_o) \quad (12)$$

$$H_t = o_t \cdot \tanh(C_t) \quad (13)$$

2.3 基于CNN-ConvLSTM多时刻阻塞预测方法

本文提出一种基于毫米波雷达感知的CNN-ConvLSTM相结合的多时刻阻塞预测方法。该方法首先利用毫米波雷达对移动通信场景中的目标进行测量,构建包含距离、角度、速度信息的雷达立方体用于检测可能发生阻塞的移动目标。为了从雷达测量数据 $R(t)$ 中提取距离、角度、速度信息,分别从时间样本、啁啾样本和天线样本方向上应用距离、多普勒、角度傅里叶变换获得经过预处理后的雷达立方体。在雷达立方体中每个啁啾样本的二维矩阵包含距离-角度映射,通过对不同的啁啾样本求和减少距离-角度映射数量,得到的不同时间样本的距离-角度图可用于神经网络处理。

获得连续帧的雷达热图后,经过CNN进行特征提取,在不改变特征维度的前提下按时间顺序将提取到的重要特征存储在时间分布层中,如图4所示。该结构可以实现网络模型从二维到三维的过渡。CNN提取的雷达热图特征以连续八帧为一组封装在时间分布层中,并将这些封装好的特征作为ConvLSTM的输入完成多时刻阻塞情况预测,

建立雷达热图特征之间的时空关系,解决CNN每次提取多张热图可能存在的特征丢失的问题,实现两种网络结构的完美连接。

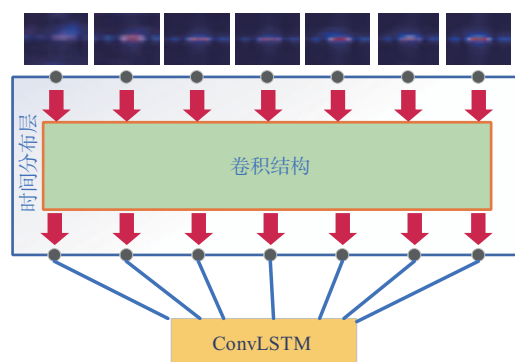


图4 时间分布层工作原理

将全部雷达热图特征存储在时间分布层后,以连续八帧雷达热图特征为一组输入到具有处理时空特征的ConvLSTM结构中实现多时刻阻塞预测,同时运用跳跃连接的方法对网络模型进行优化。解决毫米波雷达辅助无线通信中对未来某段时间区域内的高精度阻塞预测问题。方法流程如图5所示。

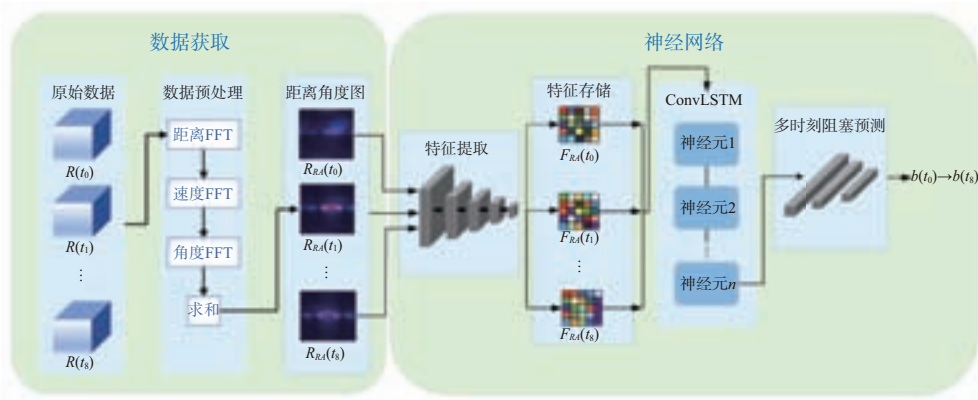


图5 多时刻阻塞预测方法流程图

3 仿真与实验结果

3.1 数据集

本文采用DeepSense 6G网站中场景30的数据集^[14],该数据集的应用场景与本文提出的系统模型高度吻合。毫米波基站和雷达被放置在人行道上并指向发射机,发射机放置在道路的另一边,当公共汽车、出租车、自行车、行人等移动目标通过

LOS路径时,传输被阻断。为了判断阻塞状态,首先确定最大接收功率电平的阈值,功率水平低于该阈值的样本被认定为阻塞。

样本中 $x_1 \sim x_8$ 下的每一个索引对应一个毫米波雷达原始测量数据,也对应每一个测量数据经过预处理后得到的距离-角度图,blockage1-blockage10下的索引表示未来该时刻的阻塞情况,0表示没有阻塞,1表示发生阻塞,如表3所示。

表 3 数据集部分数据

图像序列 $x_1 \sim x_8$	阻塞情况 $t_1 \sim t_{10}$
4410 4411 4412 4413 4414 4415 4416 4417	0 1 1 1 0 0 0 0 0 0
4871 4872 4873 4874 4875 4876 4877 4878	1 1 1 0 0 0 0 0 0 0
3714 3715 3716 3717 3718 3719 3720 3721	1 1 1 1 1 1 1 1 0 0
8164 8165 8166 8167 8168 8169 8170 8171	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
479 489 480 481 482 483 484 485	1 0 0 0 0 0 0 0 0 0
7200 7201 7202 7203 7204 7205 7206 7207	1 1 1 1 1 1 1 1 1 1
16 17 18 19 20 21 22 23 24	0 0 0 0 0 0 0 0 0 0
4410 4411 4412 4413 4414 4415 4416 4417	0 1 1 1 0 0 0 0 0 0

该数据集包含 14 624 个原始数据,将连续八帧的雷达原始数据和未来 10 个时刻的阻塞情况定义为一组样本,其中包含 6 965 组训练样本、1 808 组验证样本和 907 组测试样本。为了能在充分合理的评估网络模型的前提下,尽量减少训练的时间,该方法从中选取 1 500 组样本构建数据集,按照训练集和测试集 70% 和 30% 的比例划分,呈现 1 050 组训练样本和 450 组测试样本。在训练的过程中,通过指定未来不同长度的时间段实现多时刻预测,丰富方法解决阻塞预测问题的能力。

3.2 结果分析

为分析 CNN-ConvLSTM 模型解决毫米波雷达感知多时刻阻塞预测问题的可行性,本节将对模型的训练结果进行评估。在不改变数据集的情况下,分析该模型预测未来 10 个时刻中不同长度时刻内的阻塞情况。在 GPU 选择上,在实验中采用两张显存为 48G、内存为 180G 的 A40 同步训练,每次训练迭代 50 次,并将准确率、精确率、召回率作为评价指标全面评估模型。同时,对预测未来某单一时刻阻塞情况的准确率和 F1-score 与文献 [11] 中提出的 LSTM 模型进行对比分析,如图 6 所示。

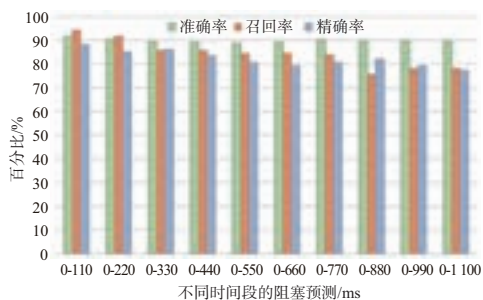


图 6 不同时间段内阻塞情况预测结果

图 6 反映出未来 10 个时刻内不同时间段的阻塞预测情况,其中每一个时刻代表雷达每帧的持续时间 ($T \approx 110$ ms) 实验结果可以得到预测准确率始终保持在 90% 左右,召回率和精确率随阻塞预测时刻的增加略有下降。下降原因是预测任务量增加,数据集标签出现不平衡,导致数据集中出现大量的未阻塞样本影响召回率和精确率的评估结果。但是对于准确率,样本标签的不平衡对评估结果影响较小,仍然可以达到精准预测阻塞的要求。

精准率是预测为阻塞的数据中预测正确的数据个数,召回率是真实为阻塞的数据中预测正确的数据个数,混淆矩阵如表 4 所示。两种评价指标是对准确率的补充,更充分体现预测标签的准确性。

表 4 混淆矩阵

真实值	预测值	
	0	1
0	TN	FP
1	FN	TP

为了有足够的时间实现波束切换以对抗阻塞带来的链路中断,图 7 反映预测未来 10 个时刻内,训练集和测试集的阻塞预测准确率随训练次数的变化曲线。由图 7 可知阻塞预测的准确率随训练迭代次数的增加而增加,稳定后训练集准确率接近 100%,测试集准确率接近 90%。从训练结果可以体现本文所提出的模型能够有效处理多时刻阻塞预测问题。

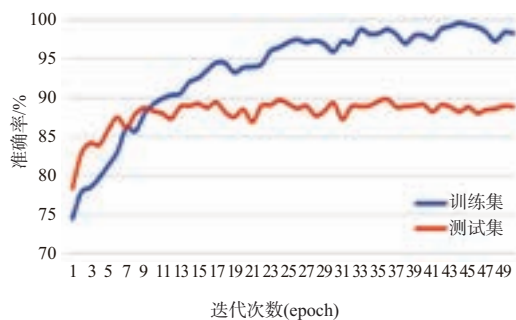


图 7 前 10 个时刻内阻塞预测准确率曲线

在实现多时刻阻塞预测的基础上,本文希望 CNN-ConvLSTM 在解决单一时刻阻塞预测问题中也同样具有说服力的效果,因此本文对未来 10 个时刻中每一个单独时刻进行阻塞预测,并与文献

[11]中利用LSTM预测阻塞情况的准确率和F1-score进行对比分析,如表5、表6所示。

其中F1-score是召回率和精确率的调和平均数,计算公式如式(14)所示:

$$F1\text{-score} = \frac{\text{precision} \cdot \text{recall}}{\text{precision} + \text{recall}} \quad (14)$$

表5 两种模型单一时刻阻塞预测准确率

时刻	LSTM (10 000组)	CNN-ConvLSTM (1 500组)
第一时刻	0.968 2	0.915 9
第二时刻	0.971 3	0.881 0
第三时刻	0.951 8	0.937 8
第四时刻	0.947 7	0.888 9
第五时刻	0.943 7	0.886 7
第六时刻	0.947 7	0.877 8
第七时刻	0.934 4	0.886 7
第八时刻	0.937 5	0.895 6
第九时刻	0.903 7	0.856 0
第十时刻	0.916 0	0.856 0

表6 两种模型的F1-score结果对比

时刻	LSTM (10 000组)	CNN-ConvLSTM (1 500组)
第一时刻	0.725 6	0.910 2
第二时刻	0.839 1	0.883 3
第三时刻	0.811 2	0.929 6
第四时刻	0.842 1	0.881 9
第五时刻	0.851 7	0.891 2
第六时刻	0.893 5	0.881 0
第七时刻	0.882 3	0.890 0
第八时刻	0.898 1	0.901 6
第九时刻	0.853 1	0.865 4
第十时刻	0.887 9	0.838 1

由结果可知CNN-ConvLSTM在预测单独时刻的阻塞情况中仍然有超过85%的准确率和F1-score。结果分析如下:1)在准确率方面,LSTM在预测单独时刻的准确率较CNN-ConvLSTM有一定的优势,但在训练样本数量上,CNN-ConvLSTM仅用原数据集中的15%进行训练,大大降低了计算量,提高训练速度;2)在F1-score的评价指标方面,CNN-ConvLSTM较LSTM在预测各个时刻中均有提升,原数据集中不同时刻中阻塞情况的不平衡是影响F1-score的因素之一。

4 结束语

本文对基于毫米波雷达感知的多时刻阻塞预测问题进行研究。针对毫米波移动通信场景,为了深度提取毫米波雷达感知热图的特征和时空关系,提出了一种CNN-ConvLSTM结合的网络模型。通过对比分析不同时间段内的阻塞预测的准确率、精确率和召回率以及单一时刻准确率和F1-score表明,本文提出的网络模型在解决单一时刻和多个时刻的阻塞预测问题中,均能达到90%的预测准确率和80%以上的F1-score。实验结果证明本文所提方案具备多时刻精确阻塞预测能力,可应用于复杂动态环境下高频段通信的高可靠、低时延QoS保障等方向。下一步工作着重于将所提方案与迁移学习结合,以解决不同场景中的多时刻阻塞预测问题。

参考文献:

- [1] RAPPAPORT T S, XING Y, KANHERE O, et al. Wireless Communications and Applications Above 100 GHz: Opportunities and Challenges for 6G and Beyond[J]. IEEE Access, 2019, 7:78729-78757.
- [2] ALKHATEEB A, BELTAGY I, ALEX S. Machine Learning for Reliable mmWave Systems: Blockage Prediction and Proactive Handoff[C]//2018 IEEE Global Conference on Signal and Information Processing, California, USA: IEEE, 2018:1055-1059.
- [3] ALRABEIAH M, ALKHATEEB A. Deep Learning for mmWave Beam and Blockage Prediction Using Sub-6GHz Channel [J]. IEEE Trans on Communications, 2020, 68 (9):5504-5518.
- [4] BAO Jingchao, TAO Shu, LI Husheng. Handover Prediction Based on Geometry Method in mmWave Communications a Sensing Approach [C]//2018 IEEE International Conference on Communications Workshops, Kansas City, USA:IEEE,2018:1-6.
- [5] CHARAN G, ALRABEIAH M, ALKHATEEB A. Vision-Aided 6G Wireless Communications: Blockage Prediction and Proactive Handoff[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2021,70(10):10193-10208.
- [6] NISHIO T, OKAMOTO H, NAKASHIMA K, et al. Proactive Received Power Prediction Using Machine Learning and Depth Images for mmWave Networks[J]. IEEE Jour-

- nal on Selected Areas in Communications, 2019, 27(11): 2413-2427.
- [7] CHARAN G, ALRABEIAH M, ALKHATEEB A. Vision-Aided 6G Wireless Communications: Block-Age Prediction and Proactive Handoff[J]. IEEE Trans on Vehicular Technology, 2021, 70(10):10193-10208.
- [8] BONFANTE A, GIORDANO L G, MACALUSO I, et al. Performance of Predictive Indoor mmWave Networks with Dynamic Blockers[J]. IEEE Trans on Cognitive Communications and Networking, 2022, 8(2):812-827.
- [9] KALOR A E, SIMEONE O, POPOVSKI P. Prediction of mmWave/THz Link Blockages Through Meta-Learning and Recurrent Neural Networks[J]. IEEE Wireless Communications Letters, 2021, 10(12):2815-2819.
- [10] WU S, CHAKRABARTI C, ALKHATEEB A. LiDAR-Aided Mobile Blockage Prediction in Real-World Millimeter Wave Systems[C]//2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Austin, TX, USA: IEEE, 2022:1-6.
- [11] DEMIRHAN U, ALKHATEEB A. Radar Aided Proactive Blockage Prediction in Real-World Millimeter Wave Systems[C]//2022 IEEE International Conference on Communications, Seoul, Korea: IEEE, 2022:4547-4552.
- [12] DEMIRHAN U, ALKHATEEB A. Radar Aided 6G Beam Prediction: Deep Learning Algorithms and Real-World Demonstration[C]// 2022 IEEE Wireless Communications and Networking Conference, Austin, TX, USA: IEEE, 2022: 2655-2660.
- [13] KODA Y, NAKASHIMA K, YAMAMOTO K, et al. Hand-over Management for mmWave Networks with Proactive Performance Prediction Using Camera Images and Deep Reinforcement Learning [J]. IEEE Trans on Cognitive Communications and Networking, 2020, 6(2):802-816.
- [14] ALKHATEEB A, CHARAN G, ALRABEIAH M, et al. DeepSense 6G: A Large-Scale Real-World Multi-Modal Sensing and Communication Dataset [J]. arXiv, 2022, <https://doi.org/10.48550/arXiv.2211.09769>.
- [15] MARASINGHE D, RAJATHEVA N, LATVA-AHO M. LiDAR Aided Human Blockage Prediction for 6G [C]// 2021 IEEE Globecom Workshops, Madrid, Spain: IEEE, 2021:1-6.

作者简介:



罗文宇 男, 1982年出生, 河南正阳人, 博士, 副教授、硕士生导师, 主要研究方向为智能无线环境、可重构智能表面技术。



钟云开 男, 1999年出生, 辽宁丹东人, 硕士, 主要研究方向为毫米波雷达辅助无线通信、深度学习。



邵霞 女, 1970年出生, 河南商丘人, 硕士, 副教授、硕士生导师, 主要研究方向为通信与信息安全。



段臣续 男, 1999年出生, 河南周口人, 硕士, 主要研究方向为视觉辅助无线通信。

(上接第 530 页)

岳玫君 女, 1981年生, 硕士, 副教授, 主要研究方向为雷达信号处理、电磁场与天线技术。

刘野 男, 1990年生, 工程师, 主要研究方向为雷达系统。

基于胸腔信号样本的FMCW雷达身份验证

漆 晶, 汪正东, 谢广智

(重庆邮电大学通信与信息工程学院, 重庆 400065)

摘要: 针对当前使用体征信号进行身份验证准确率低,且特征提取过程复杂的问题,本文在通过毫米波雷达检测生命体征的基础上,提出了一种将纯净的人体胸腔信号(Chest Cavity Signal, CCS)作为样本进行身份验证的方法。首先,对提取到的雷达原始信号进行预处理,消除与实验无关的冗余干扰并提取相位信号。接着对含有干扰的相位信号进行变分模态分解(VMD),提取纯净的心跳与呼吸信号并制作CCS样本。最后将CCS样本送入二维卷积神经网络(2D CNN)中进行训练并验证身份,识别准确率达到97.5%,实验证明本文提出的方法对于身份验证具有很好的效果。

关键词: 毫米波雷达; 身份验证; 变分模态分解; 二维卷积神经网络; 胸腔信号

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0539-08

FMCW Radar Authentication Based on Chest Cavity Signal Samples

QI Jing, WANG Zhengdong, XIE Guangzhi

(School of Communication and Information Engineering, Chongqing University of Posts and Telecommunications, Chongqing 400065, China)

Abstract: In order to solve the problem of low accuracy and complex feature extraction process in the current use of sign signals for identity verification, this paper proposes a method to use pure chest cavity signal (CCS) as a sample for identity verification based on the detection of vital signs by millimeter wave radar. First, the raw radar signal is pre-processed to eliminate the redundant interference irrelevant to the experiment and extract the phase signal. Then, variational modal decomposition (VMD) is performed on the phase signal containing interference to extract pure heartbeat and respiration signals and make CCS samples. Finally, CCS samples are sent into 2D convolutional neural network (2D CNN) for training and verification of identity, and the recognition accuracy rate reaches 97.5%. The experiment proves that the proposed method has a good effect on identity verification.

Key words: millimeter wave radar; identity authentication; VMD; 2D CNN; CCS

0 引言

近年来,因为新冠肺炎疫情的流行,非接触式的人体生命体征检测成为了研究的热点,其在智能家居、医疗健康等领域都有着广泛的应用,如睡眠检测^[1]、婴幼儿监护^[2]、驾驶员体征检测^[3]以及疲劳驾驶监测^[4]、姿态检测^[5-6]等。

在最近的几十年时间里,基于雷达的生命体征信号提取技术已经非常成熟,这也为后续应用奠定了基础。文献[7]验证了每个人的通气变量和气流曲线组成了一个特定的特征,可以利用雷达检测到的呼吸信号进行人员识别。研究^[8]表明,呼吸模式的个体性能可以长期保持。文献[9]提取了呼吸信号峰值功率谱密度、堆积密度与线性

包络误差3个特征,将这些特征送入反向传播神经网络得到了90%的识别准确率。文献[10]利用动态分割技术检测一段呼吸信号内各种独特的特征与模式,结合最近邻算法(K-Nearest Neighbor, KNN)对6个实验对象进行了测试和验证,得到了95%的准确率。文献[11]采用快速傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)的方法提取呼吸信号频域特征,送入支持向量机(Support Vector Machine, SVM)算法中分类,在小数据集上得到比较高的准确率。基于人工提取特征的方式较为复杂,提取的特征单一,对于呼吸模式如频率、呼气与吸气面积等特征相近的人没有办法很好地区分开。有学者^[12]将雷达采集到的呼吸或心跳信号直接送入卷积神经网络(Convolutional Neural Net-

works, CNN) 自动提取特征, 降低了提取特征的复杂度, 最高得到 82% 的准确率。文献[13]提出了基于呼吸样本空间(BSS)的身份识别算法, 将包含时距信息的 BSS 序列送入 CNN 中建模以获得分类结果, 得到接近 85% 的准确率。

目前的研究大部分是基于呼吸特征进行身份验证, 其忽略了心电信号也具有特征性^[14], 可以用来识别个体。虽然非接触的雷达难以恢复出人体心电信号, 但是本文尝试用心跳信号来代替接触式测量的心电信号, 提出将心跳信号与呼吸信号结合的方式进行身份验证, 本文将基于胸腔信号样本(Chest Cavity Signal, CCS)进行身份验证。首先通过毫米波雷达 FMCW 提取人体回波信号, 再对回波信号进行预处理, 包括多帧背景消除, 胸腔位置确定, 选取整个胸腔区域对应的多距离单元信号作为相位信号样本, 相位解绕, 相位差分, 将相位差分信号进行变分模态(VMD)分解得到纯净的呼吸信号与心跳信号再胸腔信号恢复, 最后将纯净的信号样本切成小段并转换为图片即为胸腔信号样本 CCS。纯净 CCS 信号样本融合了呼吸与心跳的时域、频域特征。为了避免人工提取特征造成的特征丢失, 特征不足以及模型复杂等问题, 本文将 CCS 样本送入二维卷积神经网络(2D CNN)中自动提取特征, 得到模型准确率高达 97.5%。

1 雷达信号检测原理

1.1 体征信号特点

本文将利用毫米波雷达检测到的人体呼吸、心跳信号进行后续的身份验证。在正常情况下呼吸与心跳导致的胸部振动情况如表 1 所示^[15]。

表 1 体征信号引起的胸腔振动情况

体征信号	频率/Hz	振幅/mm	震动面积/cm ²
呼吸	0.1~0.5	1~12	50
心跳	0.8~2.0	0.1~0.5	10

毫米波雷达通过探测距离雷达 R 处人体目标回波的相位信号来反映呼吸心跳引起的胸腔振动。式(1)为胸腔振动距离与相位的的关系。

$$\Delta\varphi = \frac{4\pi}{\lambda} \Delta R \quad (1)$$

式中, $\Delta\varphi$ 为相位变化, ΔR 为距离变化, λ 为波长。在本文中使用到的毫米波雷达波长 λ 为 5 mm, 当

胸腔位移为 1.25 mm 时, 回波信号的相位变化为 π 。

1.2 FMCW 雷达原理

毫米波雷达 FMCW 发射的信号频率是随时间变化, 并且一般是呈线性变化, 所以也被称为 LFM-CW。如图 1 所示为 FMCW 发射信号与接收信号的示意图。当发射信号遇到待测目标后, 反射的回波信号会被雷达接收天线所接收, 从频域上来看, 发射信号与接收信号波形上保持一致, 在时间上有一定的延时 t_0 。

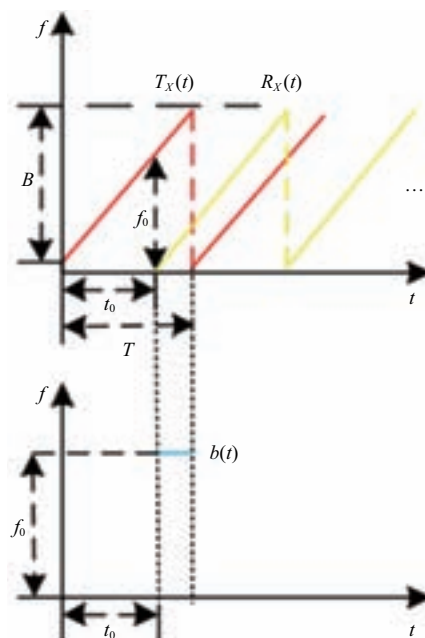


图 1 FMCW 信号示意图

式(2)为 FMCW 雷达的发射信号。

$$T_x(t) = e^{j(2\pi f_c t + \pi \frac{B}{T} t^2)} \quad (2)$$

式中, f_c 为发射信号的起始发射频率, B 为雷达调制带宽, T 为 FMCW 一个 Chirp 的周期。

$$R_x(t) = e^{j(2\pi f_c(t-t_0) + \pi \frac{B}{T}(t-t_0)^2)} \quad (3)$$

式中 t_0 为时间延迟。假设雷达与目标间存在传播距离为 R , 则传播的过程中产生了 $t_0=2R/c$ 的时间延迟, c 为光速。

将发射信号与接收信号混频得到中频信号, 中频信号由式(4)表示:

$$b(t) \approx e^{j(4\pi \frac{BR}{cT} t + \frac{4\pi}{\lambda} R)} = e^{j(f_b t + \Delta\varphi)} \quad (4)$$

式中, $\Delta\varphi$ 为中频信号的相位, f_b 为频率。 $\Delta\varphi$ 与目标距离 R 呈线性关系, 由此验证式(1)。

2 雷达数据处理

2.1 距离维FFT

雷达原始数据是指将发射信号与接收信号混频,再经过AD采样得到的中频信号,其包含着被测物体的距离、速度和角度等信息。在对雷达原始数据做FFT时,可以获得距离曲线,表达为 $R(n, m)$,距离曲线包含着目标的距离信息(红色框出),同时也混杂噪声、静态物体干扰等(蓝色框出)。如图2(a)所示距离曲线频谱峰值所在的位置代表着目标的位置。如图2(b)频谱图中明亮区域代表反射回波功率大,存在被测物体,深色区域则代表没有物体。

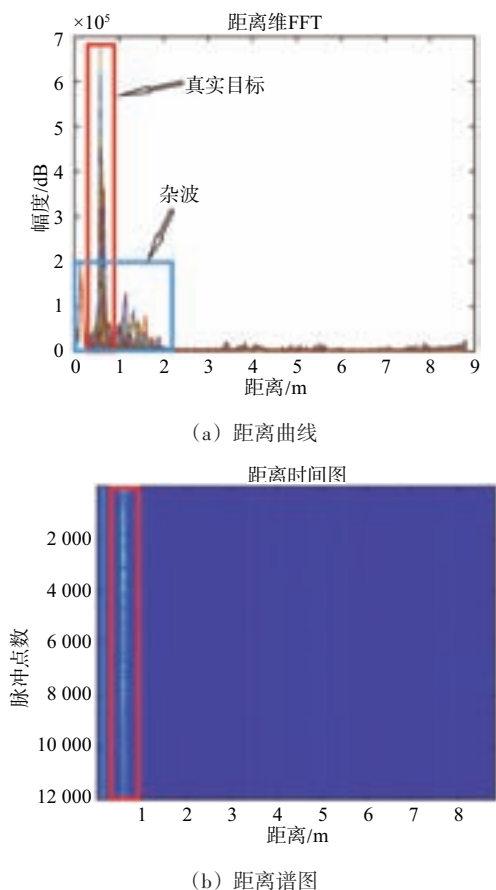


图2 距离维FFT结果图

2.2 基于多帧联合的背景消除

杂波抑制方法主要是用来消除与实验目标无关的冗余干扰,达到提高目标信杂比的效果。在本实验中,静态的桌椅、墙壁等均属于要去除的范

围。本文采用多帧联合的方法来消除干扰项。

在环境中静态干扰是不变的,但是人体目标的相位是随胸腔振动每一帧变化的,且有一定的周期性。所以在多帧时间下,多帧信号的平均值可以被当作前文所提到干扰与噪声。背景干扰的表达式如式(5):

$$B[n] = \frac{1}{N} \sum_{m=1}^N R[n, m] \quad (5)$$

式中, N 代表中频信号总共有 N 帧, n 代表每帧的采样点数, m 代表第几帧数据。得到背景干扰项式(5)后就可以计算去除了冗余干扰后的信号,如式(6):

$$R[n, m] = R[n, m] - B[n] \quad (6)$$

在图2的距离FFT结果图中可以明显看出,人体目标周围存在一定的干扰。经过多帧联合背景消除后,如图3所示回波信号的距离曲线与频谱更加清晰。每个距离单元代表着距离为4.4 cm,根据图像可判断出经过滤波后的信号峰值集中在0.6 m左右,与实验中人体目标距离雷达的真实距离一致。

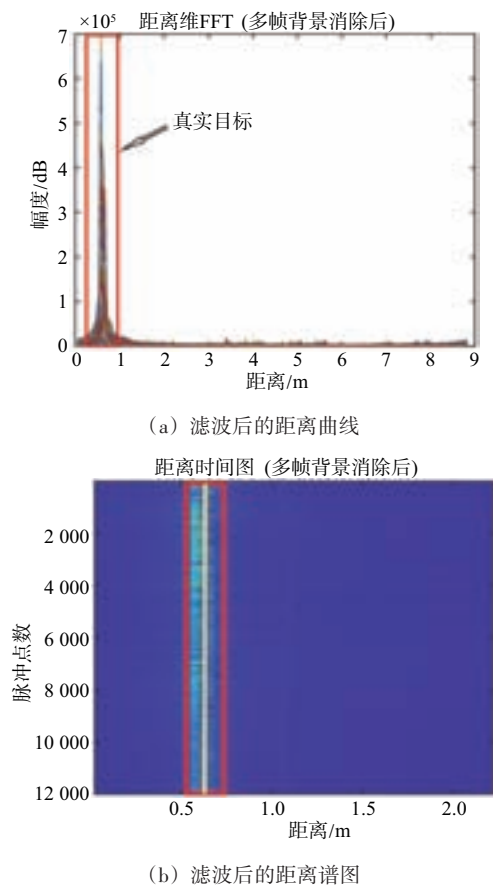
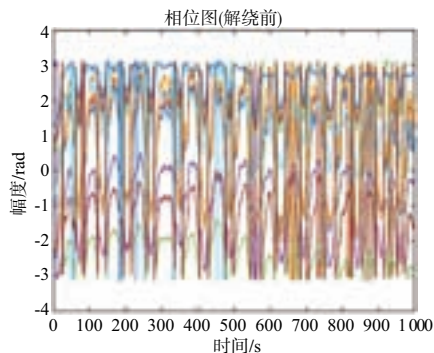


图3 滤波后的距离FFT结果图

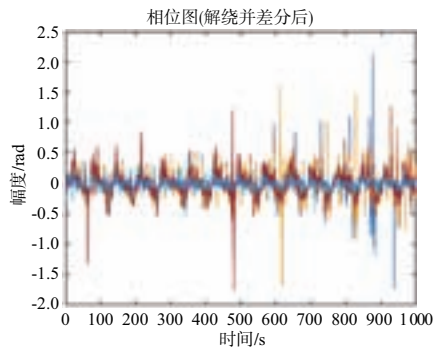
2.3 相位提取与相位处理

目前大部分研究都是在多帧信号中连续提取单个目标(最大能量处)距离单元的相位获得胸腔振动信号,也就是只提取一个点的振动波形。但是人体目标不是一个点,而是一个范围,表1中提到呼吸引起的胸腔振动面积达到 50 cm^2 ,如果只提取一个距离单元的多帧相位信号,会损失整个胸腔的空间信息,造成特征丢失。因此本文选择包含最大能量在内的周围8个距离单元,对每一个距离单元内的多帧信号连续提取相位,得到包含空间信息的8条胸腔部位的振动波形,以此来表征胸腔信号。图3(b)中的红色方框代表胸腔信号,黄色实线代表单个目标距离门。

表征胸腔信号的8条振动波形包含着丰富的由呼吸、心跳引起的胸腔振动信息,后续经过处理便可得到含有完整特征的CCS样本。如图4(a)所示,在使用反正切函数提取相位时,会导致相位信号存在卷绕,因此后续还需要对提取的相位信号进行解卷绕和相位差分操作。得到的胸腔相位信号如图4(b)所示。



(a) 解绕前相位波形

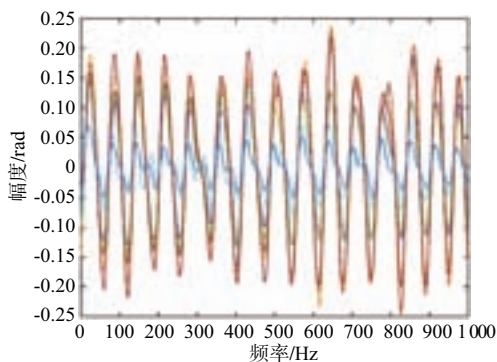


(b) 差分后的相位波形

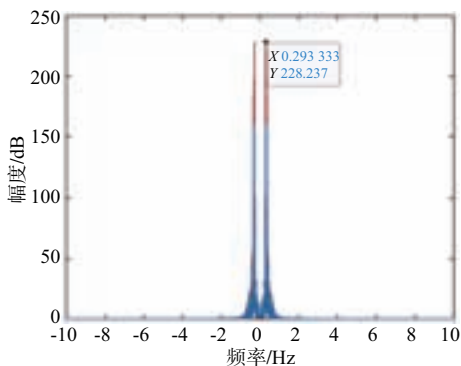
图4 相位波形

2.4 呼吸心跳信号分离

变分模态分解(VMD)通过迭代的方式搜寻最优变分模型确定每个模态分量的中心频率和频率带宽,实现信号的频域以及每个模态分量的自适应部分^[16]。根据呼吸与心跳的频率特征,将相位信号分解为不同模态,保证各个模态之间信号频率不重叠,从而分离出完整的呼吸信号与心跳信号,如图5(a)、(b)为呼吸信号时域与频域波形,如图6(a)、(b)为心跳信号时域与频域波形。

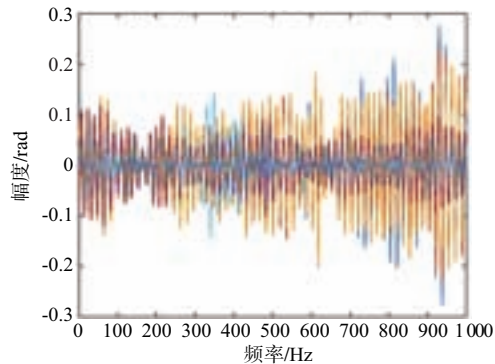


(a) 呼吸信号时域波形

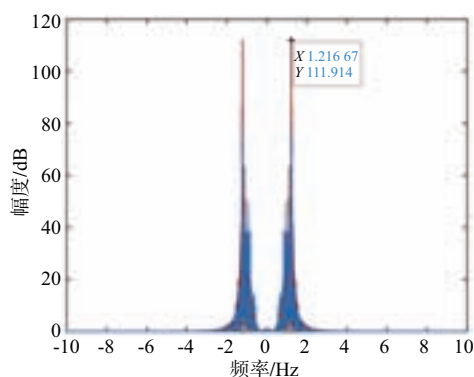


(b) 呼吸信号频域波形

图5 呼吸信号时域与频域波形



(a) 心跳信号时域波形

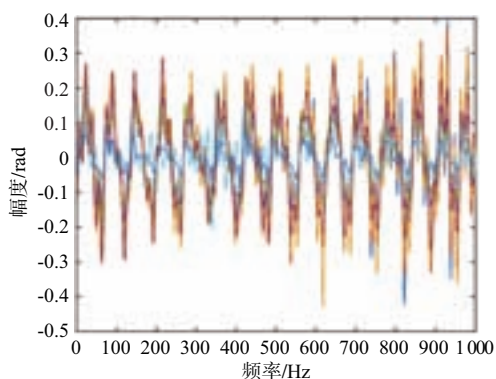


(b) 心跳信号频域波形

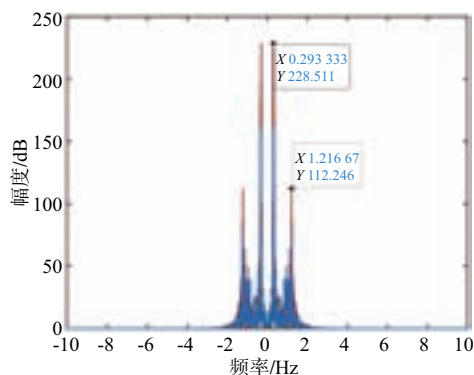
图6 心跳信号时域与频域波形

2.5 CCS样本制作

在提取到比较纯净的心跳信号与呼吸信号后,将其恢复为纯净的胸腔信号,如图7(a)、(b)分别为胸腔信号的时域波形和频域波形。可见胸腔信号主要包含0.293 Hz与1.22 Hz两种频率,与呼吸心跳信号相对应。



(a) 胸腔信号时域波形



(b) 胸腔信号频域波形

图7 胸腔信号时域与频域波形

胸腔信号在时域和频域上包含了人特有的心跳呼吸特征,为了保留整个胸腔面积内的特征,将胸腔信号制作成CCS样本。

可判断一个呼吸波形的周期约为60个采样点。因此本文将胸腔信号按照每60个采样点截成小段数据,相当于8个距离单元,每个单元60个采样点的信号矩阵。将该矩阵转换为灰度图,调整灰度图大小为32×64作为CCS样本,如图8所示,将CCS送入二维卷积神经网络自动提取特征,避免了人工提取特征的复杂操作,图像中也充分保留了足够的特征进行训练。



图8 CCS样本

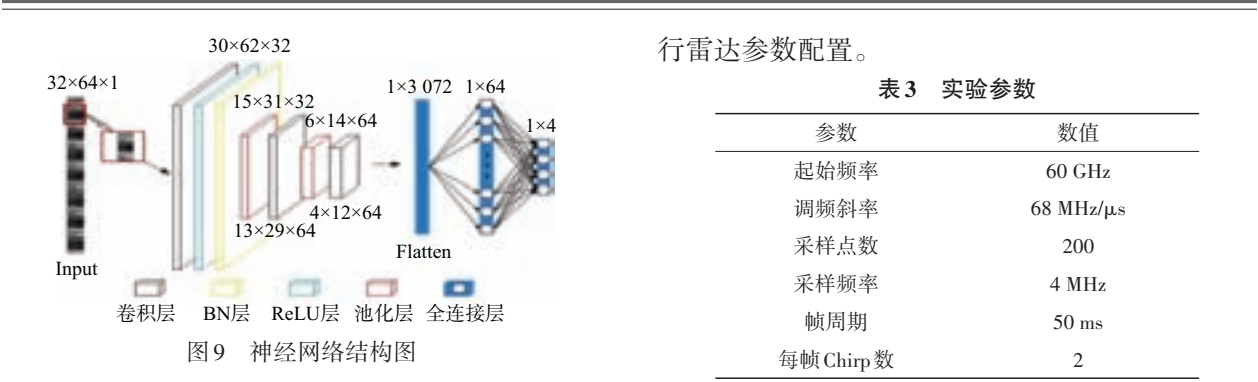
3 神经网络搭建

根据前文中的步骤已经得到CCS样本,本文分别采集4个保持正常呼吸节奏的志愿者数据(两男两女)。每人采集120 000帧的数据,每帧时长50 ms。在CCS样本制作时将每个人的数据划分到3 s的固定窗口中,每次滑动3 s,总共得到8 000个CCS样本,分别打上标签。如表2所示,8 000个CCS样本按照4:1的比例划分到训练集与测试集。

表2 数据集分配

数据集	志愿者1	志愿者2	志愿者3	志愿者4
训练集	1 600	1 600	1 600	1 600
测试集	400	400	400	400

CNN是当前用于图像分类中最先进的体系结构,它可以自动提取对象特征,并且特征提取与特征分类是一个同步进行的过程^[17]。本文搭建了一个2D CNN模型,图9详细描述了该模型的结构信息,模型包括3个3×3的卷积层,分别对应32,64,64个通道,每个卷积层将ReLU函数作为激活函数,可以有效缓解过拟合问题的发生。在卷积层后都使用了一个2×2的最大池化层,对卷积层提取到的信息作进一步降维,减少计算量的同时,还加强了图像特征的不变性。



4 实验与结果

4.1 实验参数介绍

本文采集体征信号的实验如图 10 所示,实验采用毫米波雷达 IWR6843ISK,其具有 3 根发射天线,4 根接收天线,工作频段在 60~64 GHz 之间。采集装置如图 11 所示,DCA1000 采集卡从 IWR6843ISK 雷达板接收 LVDS 数据,并通过以太网接口将数据传输到 PC 端。



图 10 雷达采集数据

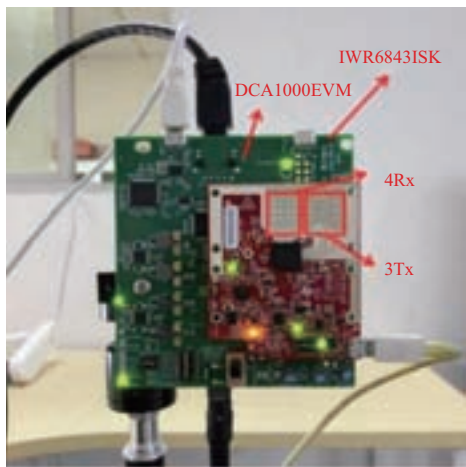


图 11 采集装置

表 3 为毫米波雷达发射信号的参数,实验中按照表中参数使用 TI 配套的 mmWave Studio 软件进

4.2 实验结果

本文首先通过毫米波雷达采集原始数据,将数据进行处理得到 CCS 样本,制作成数据集送入搭建好的神经网络模型中进行训练,图 12 验证结果显示,4 名志愿者身份验证的准确率达到了 97.5%。

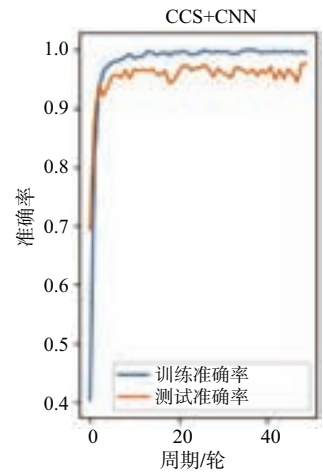


图 12 CCS+CNN 模型训练结果

图 13 为利用 CCS 样本结合 2D CNN 训练得到的混淆矩阵。

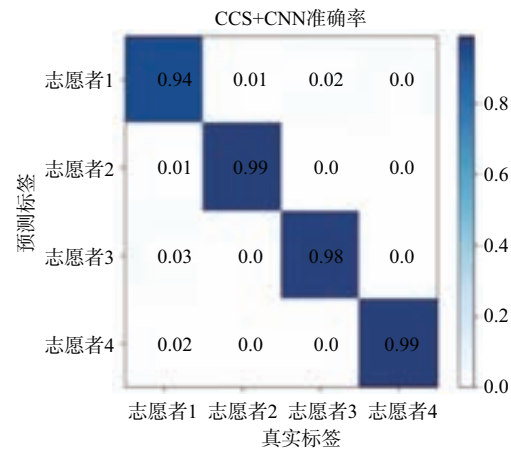


图 13 CCS+CNN 模型训练混淆矩阵

由混淆矩阵可知该系统模型对志愿者1的准确率为94%,对志愿者3的准确率为98%,对其他两位志愿者进行身份验证的准确率都达到了99%。

为了验证本文提出的利用CCS作为特征样本进行身份验证整体模型的优越性,本文对其他文献中所提到的样本与算法模型进行对比验证,同样通过毫米波雷达IWR6843ISK采集数据,按照文献中的方法得到相应训练样本,送入本文设计的神经网络模型中进行训练。按照文献[13]的单一信号样本(记作SS)训练得到的结果如图14所示,按文献[14]的BSS样本训练得到的结果如图15所示,可见训练结果准确率偏低,且有过拟合的现象。

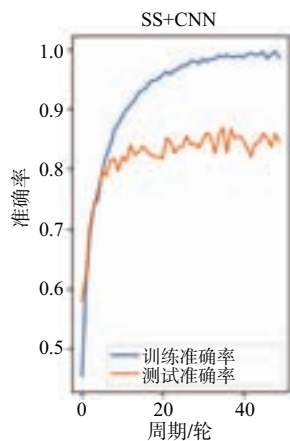


图14 SS+CNN模型训练结果

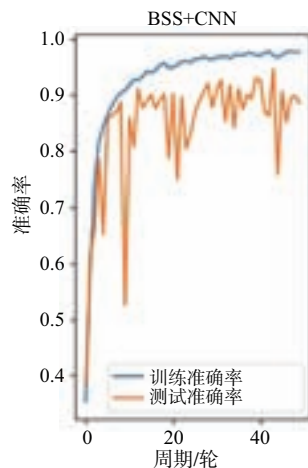


图15 BSS+CNN模型训练结果

4.3 对比分析

如表4所示,本文通过毫米波雷达提取到人体

相位信号后,相比于其他算法增加了多帧背景消除背景噪声以及VMD信号分离与恢复的步骤,使用该算法可以降低实验样本中的冗余信息,提高了信噪比,并使样本中包含更多的特征信息。

表4 实验复杂度对比

实验样本	提取特征	分类方式
原始雷达相位信号+信号预处理+VMD信号分离与恢复(本文)	2D CNN	2D CNN
原始雷达相位信号 ^[9]	人工提取	BP
原始雷达相位信号 ^[10]	动态分割	KNN
原始雷达相位信号 ^[11]	FFT	SVM
原始雷达相位信号 ^[12]	1D CNN	1D CNN
原始雷达相位信号+信号预处理 ^[13]	2D CNN	2D CNN

呼吸心跳信号比较微弱,对信噪比的变化很敏感。且较高的信噪比可以帮助雷达系统降低误报概率,有助于在更复杂的环境中提高检测的精度。由于本文所用的CCS样本包含了8条振动波形,计算时取其平均信噪比作为整体信号信噪比。信噪比的定义如式(7):

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{s^2(l)}{\sum s^2(f) - s^2(l)} \right) \quad (7)$$

式中 $s(l)$ 为呼吸与心跳信号频谱峰值, $s^2(f)$ 为信号频谱的总能量。表5展示了信号在经过VMD分解前后的信噪比情况。其中 bf 表示呼吸频率, hf 表示心跳频率, $SNR1$ 表示VMD分解之前的信噪比, $SNR2$ 表示VMD分解之后CCS样本的信噪比。

表5 信噪比分析

志愿者	bf/Hz	hf/Hz	$SNR1/dB$	$SNR2/dB$
1	0.29	1.21	-10.83	-5.74
2	0.29	1.19	-9.31	-5.71
3	0.32	1.21	-10.09	-6.09
4	0.28	1.20	-9.21	-5.04

可见得到的CCS样本在经过VMD分解之后信噪比至少提高了4 dB。CCS较高的信噪比使后续特征提取更加充分,提高了神经网络分类的准确性。

在神经网络中不能只将准确率作为评判标准,还需要引入损失函数,损失率越小,准确率越高,越能调节神经网络内部参数以提高网络性能。在本文中采用解决多分类问题的交叉熵损失函数,定义如式(8):

$$L = -\sum_{i=1}^n y_i \log(S(f_{\theta}(x_i))) \quad (8)$$

式中 S 表示 Softmax 激活函数, y_i 是真实值结果, x_i 是预测结果。

表 6 展示了本文所用算法与其他论文算法准确率与损失率的对比,可以看出本文基于 CCS 样本的方法虽然增加了实验数据处理部分的复杂度,但是能获得更高的准确率与最小的损失率。

表 6 实验结果对比

算法	准确率	损失率
本文	0.975	0.072
Features+BP ^[9]	0.9	0.271
Features+KNN ^[10]	0.75	0.618
FFT+SVM ^[11]	0.84	0.471
SS+CNN ^[12]	0.81	0.511
BSS+CNN ^[13]	0.887	0.342

文献[9-11]均需要人工提取特征的繁琐步骤,提取的特征单一,对于呼吸频率,呼气与吸气面积等特征相近的人没有办法很好地区分开。文献[12]虽然采用了 CNN 自动提取特征,但是仅仅输入心跳或者呼吸信号,其特征丢失十分明显,不足以支撑神经网络模型分辨出受试者。文献[13]考虑到整个胸部区域存在一定的空间特征,却忽略了相位信号当中存在与呼吸信号频率相近的噪声,因此也难以得到较高的准确率。总体来说,本文提出的 CCS 样本包含了足够的信息,选用 CNN 神经网络模型也能够充分挖掘出样本中特征,在受试者中取得的表现要优于现有方法。

5 结束语

本文通过实验论证与对比分析,验证了基于毫米波雷达提取的 CCS 样本对于身份验证的准确性。提出一种将纯净的人体胸腔信号(CCS)作为样本进行身份验证的方法。通过毫米波雷达提取人体体征信息,并解析出纯净的呼吸与心跳信号制作出 CCS 样本,采用 2D CNN 充分挖掘 CCS 样本中的信息,成功以 97.5% 的准确率验证 4 位志愿者的身份,证明了通过毫米波雷达提取的 CCS 样本进行身份验证的可行性。

目前已有研究证明^[18-19],通过毫米波雷达可以较为精确地恢复出人体心电(ECG)信号。因此,后续的工作会持续优化整体算法,将恢复出的 ECG

信号融入 CCS 样本中,探索在复杂环境下验证多人身份,并能根据 ECG 信号分析人体健康情况。基于毫米波雷达身份验证的研究,无论是智能家居领域还是医疗领域都有广阔的前景。

参考文献:

- [1] TURPPA E, KORTELAJINEN J M, ANTROPOV O, et al. Vital Sign Monitoring Using FMCW Radar in Various Sleeping Scenarios[J]. *Sensors*, 2020, 20(22):6505.
- [2] HAFNER N, MOSTAFANEZHAD I, LUBECKE V M, et al. Non-Contact Cardiopulmonary Sensing with a Baby Monitor[C]//2007 29th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Lyon, France:IEEE, 2007:2300-2302.
- [3] 顾海潮,麦云飞,张兰春,等.驾驶员生命体征信号检测系统的设计与实现[J]. *农业装备与车辆工程*, 2022, 60(7):77-80.
- [4] 张磊,方适,孙彦超.基于毫米波雷达的疲劳驾驶监测系统[J]. *机电技术*, 2022, 45(2):92-95.
- [5] 丁晨旭,张远辉,孙哲涛,等.基于 FMCW 雷达的人体复杂动作识别[J]. *雷达科学与技术*, 2020, 18(6):584-590.
- [6] 元志安,周笑宇,刘心博,等.基于 RDSNet 的毫米波雷达人体跌倒检测方法[J]. *雷达学报*, 2021, 10(4):656-664.
- [7] BENCHETRIT G. Breathing Pattern in Humans: Diversity and Individuality[J]. *Respiration Physiology*, 2000, 122(2/3):123-129.
- [8] BENCHETRIT G, SHEA S A, DINH T P, et al. Individuality of Breathing Patterns in Adults Assessed Over Time[J]. *Respiration Physiology*, 1989, 75(2):199-209.
- [9] RAHMAN A, YAVARI E, LUBECKE V M, et al. Noncontact Doppler Radar Unique Identification System Using Neural Network Classifier on Life Signs[C]//2016 IEEE Topical Conference on Biomedical Wireless Technologies, Networks, and Sensing Systems, Austin, TX, USA:IEEE, 2016:46-48.
- [10] RAHMAN A, LUBECKE V M, BORIC-LUBECKE O, et al. Doppler Radar Techniques for Accurate Respiration Characterization and Subject Identification[J]. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 2018, 8(2):350-359.
- [11] ISLAM S M M, RAHMAN A, PRASAD N, et al. Identity Authentication System Using a Support Vector Machine (SVM) on Radar Respiration Measurements[C]// 2019 93rd ARFTG Microwave Measurement Conference, Boston, MA, USA:IEEE, 2019:1-5.

(下转第 554 页)

一种基于阵风锋时空变化特征的大风识别算法研究

吴奕霄^{1,2}, 王珂清^{1,2}, 程 婷³, 项 瑛¹, 周学东^{1,2}, 徐 芬⁴

(1. 江苏省气候中心, 江苏南京 210041; 2. 江苏省人工影响天气中心, 江苏南京 210041;
3. 江苏省气象信息中心, 江苏南京 210041; 4. 南京气象科技创新研究院, 江苏南京 210041)

摘 要: 本文根据易引发大风的阵风锋在天气雷达反射率因子图像空间上呈现高度较低、形态呈弧线结构和时间上具有移动特点这3个特征,在低仰角反射率因子、时间差分反射率因子、空间差分反射率因子这3种不同反射率因子图像上,采用模板匹配技术分别对其进行阵风锋图像特征匹配分值处理。融合3种特征匹配结果后,采用区域增长法提取阵风锋弧线图像结构,排除虚假图像。在处理3种得分值结果的过程中,同时采用了风暴抑制模板和放射状回波抑制模板技术来降低非阵风锋回波得分值。结果表明,算法能够有效识别易引发大风的阵风锋图像特征,且识别结果与原阵风锋位置和形状较为一致。本文所设计的阵风锋模板匹配技术为能准确地监测和预警阵风锋灾害性天气过程提供多一种可能。

关键词: 模板匹配技术; 区域增长法; 阵风锋; 特征融合

中图分类号: P412.25; TN959.4

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0547-08

Research on a Gale Identification Algorithm Based on Temporal and Spatial Variation Characteristics of Gust Front

WU Yixiao^{1,2}, WANG Keqing^{1,2}, CHENG Ting³, XIANG Ying¹, ZHOU Xuedong^{1,2}, XU Fen⁴

(1. Jiangsu Climate Center, Nanjing 210041, China; 2. Jiangsu Weather Modification Center, Nanjing 210041, China;
3. Jiangsu Meteorological Information Center, Nanjing 210041, China; 4. Nanjing Joint Institute for Atmospheric Sciences, Nanjing 210041, China)

Abstract: The gust front, which is easy to cause gale, has three features in the weather radar reflectivity factor image-low height in space, arc structure and moving characteristics in time. The template matching technology is used to process the gust front image feature matching score separately on three different reflectivity factor images: low-elevation reflectivity factor, time-difference reflectivity factor and spatial-difference reflectivity factor. After three feature matching results being fused, the region growing method is used to extract the arc-shaped structure of the gust front images and exclude false images. In the process of obtaining three kinds of score values, the storm suppression template and radial echo suppression template are also used to reduce the scores of non-gust front echo. The results show that the algorithm can effectively recognize the image features of gust front which can easily cause gale, and the identification results are consistent with the original gust fronts in terms of positions and shapes. The gust front template matching technique developed in this paper provides another possibility for accurately monitoring and warning gust front disaster weather events.

Key words: template matching technique; region growing method; gust front; feature fusion

0 引 言

阵风锋过境伴有气压升高、风速突增和温度陡降等现象,阵风锋及其母雷暴经常会产生地面大风,引发人员伤亡或者经济损失,因此阵风锋研究对防灾、减灾有重要意义^[1]。提前识别和预警阵风锋有利于采取有效的措施避免危险事故发生,进而降低和减少经济损失和人员伤亡。雷达目标

检测能够判断回波信号中目标存在与否,并提取目标位置信息^[2-3]。因此,利用雷达进行易引发大风的阵风锋自动检测技术研究引起了广泛关注。模板匹配技术是在设定一个目标模板后,与具有相似目标的图像进行比对,以获取目标模板在图像中的位置,以此达到图像识别的目的,其优点是匹配的算法更加简单,在图像变化不大的情况下,识别率理想^[4-5]。

收稿日期: 2023-05-31; 修回日期: 2023-06-14

基金项目: 国家自然科学基金气象联合基金项目(No.U2142203); 中国气象科学研究院基本科研业务费专项资金项目(No.2021Z003)

在天气雷达反射率因子图像上阵风锋表现为一条高度较低(低仰角层观测)、形态呈弧线结构和具有移动特点这3个特征的窄带回波。在雷达径向速度数据场上呈现速度辐合特征。Uyeda等^[6]首先提出阵风锋自动探测算法(Automatic Detection of Gust Fronts, ADGF),该算法只使用沿雷达径向的速度辐合,将径向切变超过预设阈值的段组合在一起,用曲线拟合出每个段上的最大切变值,这条曲线就代表探测到的阵风锋。后来提出了改进的阵风锋探测算法(Gust Front Detection Algorithm, GFDA)^[7-9],利用两个低仰角垂直关联减少了虚假预警,该算法被用于美国TDWR雷达业务系统。美国强风暴实验室和麻省理工学院林肯实验室联合开发了改进的阵风锋自动探测算法^[10-11],包含了阵风锋雷达回波细线探测,通过寻找局地最大反射率因子与阵风锋反射率因子和宽度一致性探测阵风锋回波细线。Delanoy等^[12]开发了机器智能识别阵风锋算法(Machine Intelligent Gust Front Algorithm, MIGFA),该算法首次使用模板函数计算雷达回波图和速度标准偏差得分,并设计了相应的质量控制算法抑制虚假信号,最后在组合得分图像上提取阵风锋。随着需求的提升和技术的发展,一些新的或改进的阵风锋识别技术也得到全面发展,徐芬等^[13]通过统计江苏3种窄带回波分布特征和径向波形特征,在此基础上设计了基于回波平坦性计算和阵风锋径向波形寻找算法的阵风锋自动识别算法。冷亮等^[14]基于阵风锋的3个特征,提出了基于数字图像处理技术中的数学形态学算法的阵风锋自动识别算法,通过建立雷达观测范围内的二维特征量场,对其处理后得到一条反映阵风锋骨架特征的曲线。徐芬等^[15]改进和调整了MIGFA算法,设计了较高仰角($1.5^{\circ}/2.4^{\circ}$)反射率的阵风锋细线函数模板,替代原空间差分反射率函数模板,新的算法对于CINRAD/SA雷达探测到的江苏沿江地区阵风锋回波的识别更有针对性。HWANG等^[16]使用模糊逻辑理论开发了新的神经模糊阵风锋检测算法(Neuro-Fuzzy Gust Front Detection Algorithm, NFGDA),该算法通过使用神经网络的训练进行优化,对于阵风锋的识别率高达92%。Yuan等^[17]基于统计特征分析和图像处理

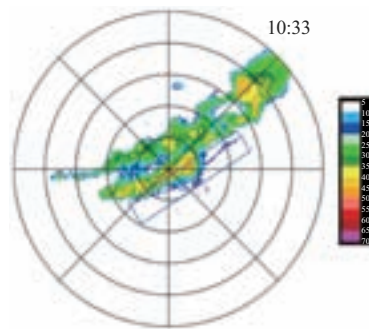
技术,提出一种基于本地二进制双模板(Local Binary with Dual-Template, LBDT)算法改进的雷达数据自动检测阵风锋的方法。该算法对反射率值和阵风锋宽度的变化不敏感,在自动识别阵风锋过程中检测概率高、误报率低。徐月飞等^[18]基于Faster RCNN算法和InceptionV2模型,提出了改进的深度卷积网络阵风锋识别算法(d-CNNGFDA),利用窄带弱回波的绕雷达中心旋转不变性的特性,只对垂直走向的窄带弱回波进行标记,扩充了数据量用以提升复杂回波中阵风锋引起的窄带弱回波的自动识别能力。

上述这些方法均需选取阵风锋样本符合各自算法设定条件上才可以较好的识别,各有使用局限性。本文试图融合易引发大风的阵风锋通用特征:雷达回波图像所在高度较低、图像特征呈弧线结构和具有移动这3个特征,设计能表征这3个特征的函数模板,再采用风暴回波特征抑制技术和其他弧线回波特征抑制技术以降低检测虚警率,最终实现更具普适性的一套阵风锋检测技术。

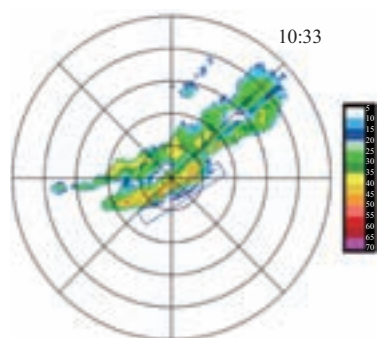
1 识别方法研究

1.1 算法流程概述

根据观测事实以及学者们总结^[12]的易引发大风的阵风锋雷达反射率因子图像具有以下特征:1)阵风锋雷达反射率因子图像呈细长线状,其数值一般小于25 dBz;2)阵风锋图像高度较低;3)呈现移动的特点,如图1方框内弧线状图像所示。根据这3个时空变化特征,采用相应预处理方法提高雷达反射率因子图像质量后,借鉴模板匹配方法^[12]得到3种不同的得分值结果。



(a) 0.5° 仰角图像



(b) 1.5°仰角图像

图1 阵风锋天气雷达反射率因子图像
(方框内弧线状图像)

融合3种时空变化特征匹配结果后,采用区域增长法提取阵风锋弧线图像结构,达到自动检测阵风锋的目的。基于阵风锋时空变化特征的大风识别算法流程如图2所示,由该图可见通过对包含有不同特征的雷达回波图像进行相应的模板匹配后,融合多组得分值,经过两次有效提取,最终实现对易引发大风的阵风锋雷达反射率因子图像的提取。

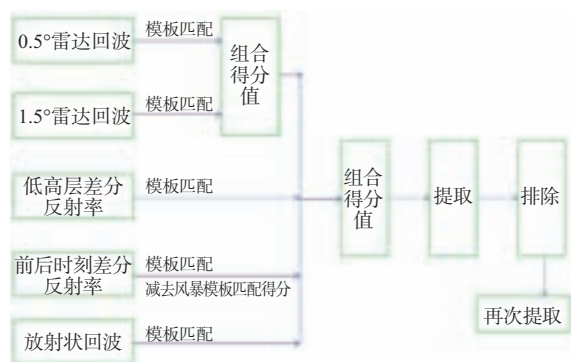


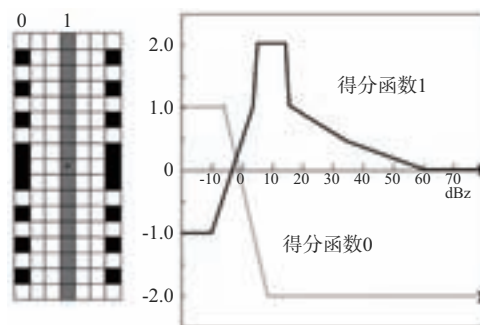
图2 算法流程图

在利用函数模板提取阵风锋图像特征前,为提高图像提取成功率,对数据质量进行如下预处理:将0.5°和1.5°仰角的雷达反射率因子图像采用9点平滑滤除孤立点、奇异点和回波图像中的空点。将这两个仰角的数据从极坐标下转换到直角坐标下,空间分辨率为1 km × 1 km。后续基于函数模板和得分函数的计算均基于直角坐标系下的雷达回波图像。

1.2 函数模板设计

根据阵风锋图像在不同仰角、仰角间图像特

征差异、同一仰角前后时刻图像差异等设计相应函数模板提取能够反映阵风锋的图像特征。根据阵风锋在空间变化上的特征设计了阵风锋线状函数模板;根据阵风锋在空间上线状差异特征分别设计了风暴边缘函数模板和放射状回波图像函数模板;根据阵风锋在时间变化上的特征设计了阵风锋差分反射率因子图像函数模板。以上几种函数模板和得分函数分别设计如下:由于阵风锋天气雷达反射率因子图像特征呈细长弧线结构,根据这一特征设计函数模板和得分函数如图2所示,利用相应的得分函数可得到高的阵风锋图像得分值,抑制其他图像得分值。该设计思路是依据尽管阵风锋图像长度和弯曲弧度不等,但将其分为若干段,每一段均近似为直线,因此图3(a)中的模板被设计为直线段主要基于假设阵风锋图像的一个段为近似直线。黑色和灰色格点代表参与计算的点,灰色代表模板中阵风锋回波图像上的点,对应图3(b)中的得分函数1。因为阵风锋回波一般在25 dBz以下,所以给25 dBz以下回波一个较高的得分值,特别是9 dBz附近^[10],是阵风锋最常出现的反射率因子值。给大于35 dBz的回波一个缓慢下降的得分值,因为阵风锋在某些情况下会与风暴边缘结合在一起,而阵风锋一般不会出现负值,所以给负反射率因子值一个负得分值。黑色的点代表阵风锋回波两侧的点,对应图3(b)中的得分函数0,给得分函数0低反射率因子一个高的分值,而给高反射率因子一个低得分值。需要说明的是,函数模板和得分函数的长宽是可调的,因为各地发生的阵风锋长度、宽度和反射率因子值可能不尽相同,笔者结合江苏地区阵风锋反射率因子值和相关文献确定的得分函数值仅供参考。



(a) 阵风锋线状函数模板 (b) 阵风锋线状得分函数

图3 阵风锋线状函数模板

因为阵风锋回波图像出现的高度较低,一般为3 km以下,可利用高低仰角层差分反射率因子来识别阵风锋,这样做的好处是排除较多其他回波干扰,特别是贯穿了高低层的线状对流风暴图像。将上下两个仰角的反射率因子图像经上述数据预处理方法质控后,上下仰角同一格点数据相减得到差分反射率因子图像(图4(a))。如图4(a)所示,图中大部分回波已被消除,阵风锋回波图像基本被保留。根据阵风锋差分反射率因子图像特征,设计图5中的函数模板和得分函数对差分反射率因子图像进行特征提取。与图3阵风锋线状函数模板和得分函数对比可见,采用的函数模板不变,得分函数根据阵风锋差分反射率图像特征作了一定调整。同理,因为易引发大风的阵风锋具有移动的特征,所以可以利用前后时刻差分反射率因子图像特征来识别阵风锋。将前后连续两个时刻的反射率因子图像经上述数据预处理方法质控后,前后时刻同一格点数据相减得到阵风锋差分反射率因子图像(图4(b)),仍旧采用图5的函数模板和得分函数对前后时刻阵风锋差分反射率图像特征进行提取。

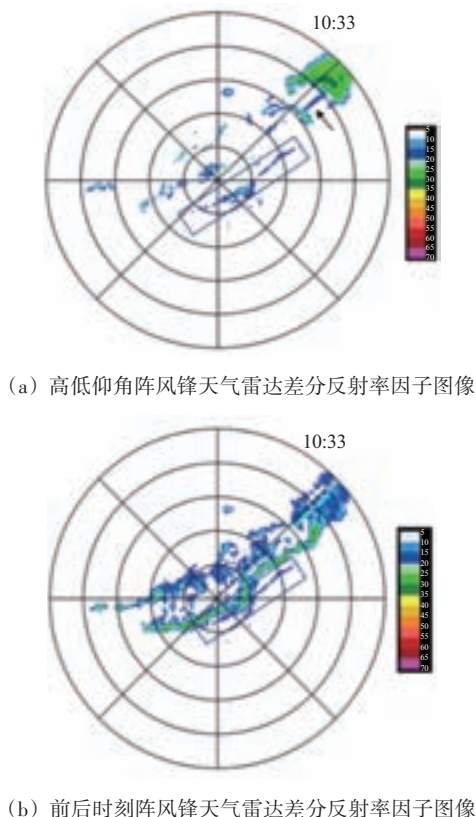


图4 阵风锋天气雷达反射率因子图像(方框内弧线状图像)

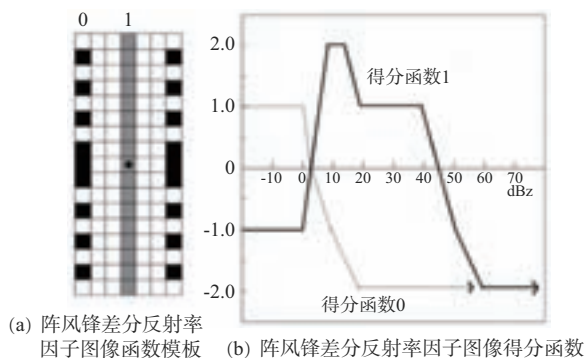


图5 阵风锋差分反射率因子图像函数模板

图4(b)中的前后时刻差分反射率因子排除了较多的回波,却保留了风暴边缘图像,该风暴边缘呈弧线状,很容易被误识别为阵风锋图像。本文设计风暴函数模板和相应得分函数用以削弱线状风暴边缘对识别结果的影响。如图6(a)所示,函数模板被设计为一个近似的圆形,图中的每个格点代表1 km距离,该函数能够抑制线状回波图像得分值,突出呈片状的风暴和层云图像得分值。图6(b)为风暴边缘得分函数图。

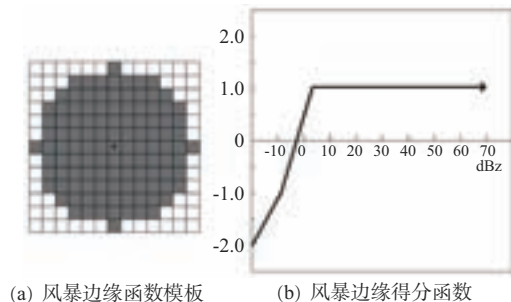
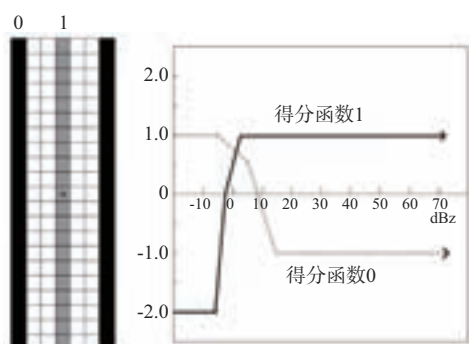


图6 风暴边缘函数模板

另外,在图1和图4的图像中都受到一种放射状回波的干扰。如图4(a)第一象限中能看到一个沿雷达扫描方向的线状图像(图中箭头所示),这是由于放射状回波干扰所致。为了排除放射状回波干扰,设计如图7所示的函数模板和得分函数,图7(a)中每个格点代表1 km,得分函数根据放射状回波图像特征设计。函数1代表在放射状回波图像上,函数0代表在放射状回波图像两侧。因为放射状回波干扰图像一般只会出现在雷达扫描方向,所以该模板仅在极坐标反射率图像上沿雷达扫描方向进行计算。再分别利用图3、图5函数模板和得分函数处理每幅雷达反射率图像得到的得分值结果中减去使用该模板计算得到的结果,即

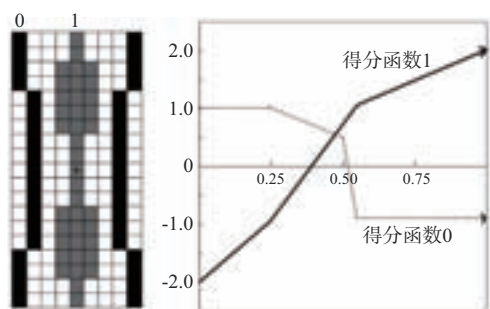
可排除放射状回波干扰。



(a) 放射状回波图像函数模板 (b) 放射状回波图像得分函数

图7 放射状回波图像函数模板

为了让得分值结果便于提取,本文还设计了如图8所示的函数模板和得分函数对融合的得分值结果进行平滑处理。如图8(a)所示,以黑色圆点为中心点,灰色方格代表阵风锋得分值上的点,黑色方格代表阵风锋得分值两侧的点,模板中心点两侧设计了较多的灰色格点,目的是让阵风锋得分值更加连续。



(a) 平滑图像函数模板 (b) 平滑图像得分函数

图8 平滑图像函数模板

由于阵风锋图像的朝向是不确定的,在某个格点上,上述图3、图5、图8中的函数模板以黑色小圆点为中心,让其以 10° 的间隔旋转 180° ,得到不同角度下模板匹配的得分值,最后在这个格点上只保留最高得分值。然后以1个格点的步长移过所有格点,并在所有格点上重复以上步骤。旋转公式如下:

$$\begin{bmatrix} x' \\ y' \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \theta & -\sin \theta \\ \sin \theta & \cos \theta \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix} \quad (1)$$

式中, θ 代表旋转角度, x' 和 y' 代表旋转后新坐标, x 和 y 代表原坐标。

经过上述多个函数模板和得分函数处理后,

对多组得分值进行融合处理,并对得分值结果作二值化处理,得分值大于0.5赋值为1,小于0.5则赋值为0。为提取属于阵风锋的图像,本文借鉴区域增长法^[11]对二值化图像进行处理,得到的候选阵风锋图像如果长度小于6 km,则排除这个候选阵风锋。然后再采用一个有条件的区域增长法对初次提取的阵风锋进行处理:如果一个格点满足与原候选阵风锋包含的点相邻,得分值不低于0.2且该点得分值角度与原候选阵风锋平均角度相差不超过 30° ,则认为该点是候选阵风锋中的一个点,并入候选阵风锋中。如果候选阵风锋长度超过20 km,则认为是阵风锋,否则排除。

2 识别方法检测

以2012年5月16日盐城新一代多普勒天气雷达探测到的阵风锋图像为例(图1方框内)。如图1(a)中 0.5° 仰角雷达站东南方向的阵风锋图像被风暴边缘掩盖,图1(b)中 1.5° 仰角雷达站东南方向的阵风锋图像较明显,基本未受影响,但是一般阵风锋图像出现高度较低,抬高仰角至 1.5° 时,随着离开雷达站距离增加,探测高度也在增加,在雷达站东偏北约 25° 方向第二个距离圈处已探测不到阵风锋图像。可见 0.5° 雷达资料探测高度较低,在近距离处阵风锋图像易被地物回波所掩盖; 1.5° 仰角探测时,受地物回波影响较小,却由于远距离处探测高度较高而不能探测到阵风锋。由此可以看出,单仰角的雷达资料并不一定能探测到完整的阵风锋图像,这也是文中利用了两个仰角的图像进行阵风锋自动识别的原因。

采用本文图3设计的函数模板和得分函数分别对 0.5° 仰角和 1.5° 仰角雷达图像进行处理后,用灰度值表达计算得到的得分值如图9(a)和图9(b)所示,图像中越高的灰度值代表得分值越高。将图9与图1实况图对比可以看出,阵风锋回波处明显得到了较高的得分值,说明模板函数匹配技术能够在阵风锋识别中发挥重要作用。图9(a)和图9(b)中部分非阵风锋图像也得到了较高的得分值,这也是阵风锋自动识别中最困难的问题所在——相似回波较多且难以区分,所以文中基于多种阵风锋特征来对其进行自动识别。图9(c)是

由图 9(a)和图 9(b)综合后的组合得分值。综合两个仰角的探测优势,将得分值图像组合起来,图 9(c)中得到较完整、连续的阵风锋得分值,但同时也组合了两个得分值图像中的干扰回波图像得分值。



(a) 0.5°雷达图像得分值



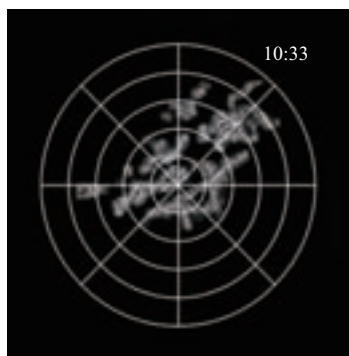
(b) 1.5°雷达图像得分值



(c) 组合得分值

图 9 阵风锋线状函数模板处理的 0.5°和 1.5°仰角雷达图像

再利用图 5 的函数模板和得分函数分别对图 4(a)和图 4(b)进行得分计算,得到图 10 两个得分值图像,从图 10 中可以看出阵风锋图像处得分值明显较高,且具有较好的连续性,与图 4 中阵风锋图像所在位置和形状有较高的一致性。



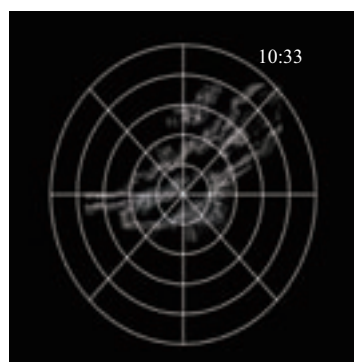
(a) 高低层差分反射率因子得分值



(b) 前后时刻差分反射率得分值

图 10 阵风锋差分反射率因子图像函数模板计算的两个得分值图像

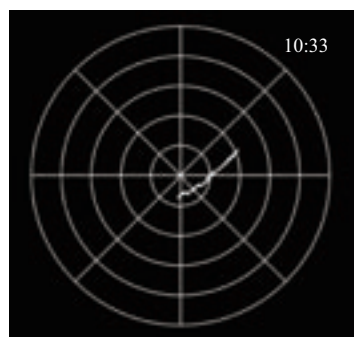
根据图 2 的算法流程,利用图 6 函数模板和得分函数处理前后时刻差分反射率图像(图 4(b))得到风暴边缘图像得分值(图略),用图 10(b)得分值结果减去风暴边缘图像得分值,降低风暴边缘图像对识别结果的影响。再分别对图 9(c)、图 10(a)和图 10(b)得分值减去放射状回波图像得分值结果后,采用加权平均的方式融合 3 种得分值得到综合得分值结果,如图 11(a)所示。由该图可见,雷达站南偏东约 20°方向的放射状回波图像已得到较好的抑制。利用图 8 平滑图像函数模板和得分函数处理图 11(a),得到图 11(b)最终的得分值结果。由图 11(b)可见,本文设计的检测技术成功突出了阵风锋得分值,而抑制其他得分值。在实际中可根据算法在本地运行情况调整权重,进一步提高识别成功率。最后,利用区域增长法处理图 11(b),得到结果如图 11(c),对比实况图 1 可以看出,算法能够较好地识别出阵风锋,且识别结果与原阵风锋位置和形状比较一致。



(a) 综合得分值



(b) 最后得分值



(c) 自动识别结果

图11 多次处理后得分值及自动识别结果

3 结束语

本文根据我国易引发大风的阵风锋雷达回波图像高度较低、呈弧线结构和具有移动特点的时空变化特征,在3种不同反射率因子图像上,采用模板匹配技术分别对其进行处理,得到3种不同得分值结果。对3种不同得分值结果进行加权平均后,采用能够使得分值平滑细化的函数模板技术进行处理,最后采用两次不同的区域增长法提取阵风锋,并排除虚假预警。在得到3种得分值结果

的过程中,还采用了风暴边缘图像抑制模板技术和放射状回波图像模板抑制技术。结果表明,算法能够有效识别阵风锋,识别结果与原阵风锋位置和形状比较一致。

作为会对生活和生产带来严重影响的天气因素,阵风锋常年带来损失不容忽视。本文所设计的阵风锋模板匹配技术为能准确地监测和预警阵风锋导致的灾害性天气提供多一种可能。目前本文中涉及的算法函数模板以及得分函数中的阈值集均来自江淮地区多年阵风锋图像特征统计结果,适用于该地区的阵风锋特征识别,若要在其他地区进行推广,还需要结合其他地区阵风锋图像特征进行相应阈值的调试;另外本文设计的算法仅利用了雷达反射率因子图像,阵风锋在速度图像上还具有辐合特征,但是雷达仅能探测到径向速度,且算法对径向速度图像质量有较高要求,导致在目前阵风锋图像特征识别中雷达径向速度图像数据难以利用。后期作者将尝试结合天气雷达径向速度图像特征以及地面自动站气象要素变化特征,以进一步提升基于阵风锋的大风识别算法。

参考文献:

- [1] 韦惠红,吴翠红,魏凡,等.湖北雷暴阵风锋特征及其对流触发作用分析[J].干旱气象,2023,41(1):73-81.
- [2] 施端阳,林强,胡冰,等.深度学习在雷达目标检测中的应用综述[J].雷达科学与技术,2022,20(6):589-605.
- [3] 喻庆豪,吴迪,朱岱寅,等.基于CNN的机载气象雷达气象目标检测方法[J].雷达科学与技术,2021,19(4):409-416.
- [4] 张卫星.模板匹配技术在图像识别中的应用[J].中国高新科技,2022(8):18-20.
- [5] 马飞.探究图像识别中模板匹配技术的应用[J].电子世界,2021(14):138-139.
- [6] UYEDA H, ZRNIC D S. Automatic Detection of Gust Fronts [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 1986, 3(1):36-50.
- [7] WITT A, SMITH S D. Development and Testing of the Gust Front Algorithm[R]. USA: National Oceanic and Atmospheric Administration Norman OK National Severe Sto RMS Lab, 1987.
- [8] WITT A, SMITH S D, EILTS M D, et al. Gust Front/Wind Shift Detection Algorithm for the Terminal Doppler Weather Radar[R]. USA:Federal Aviation Administration, 1989.

- [9] HERMES L G, WITT A, SMITH S D, et al. The Gust-Front Detection and Wind-Shift Algorithms for the Terminal Doppler Weather Radar System [J]. Journal of Atmospheric and Oceanic Technology, 1993, 10(5):693-709.
- [10] KLINGLE D L, SMITH D R, WOLFSON M M. Gust Front Characteristics as Detected by Doppler Radar [J]. Monthly Weather Review, 1987(5):905-918.
- [11] WILSON J W, SCHREIBER W E. Initiation of Convective Storms at Radar-Observed Boundary-Layer Convergence Lines [J]. Monthly Weather Review, 1986 (12): 2516-2536.
- [12] DELANOY R L, TROXEL S W. Machine Intelligent Gust Front Algorithm [R]. USA: MIT Lincoln Laboratory, 1993.
- [13] 徐芬, 杨吉, 夏文梅, 等. 雷达强度数据中的阵风锋特征统计和自动识别[J]. 高原气象, 2015(2):586-595.
- [14] 冷亮, 肖艳姣, 吴涛. 基于数学形态学的阵风锋识别算法[J]. 气象科技, 2016, 44(1):1-6.
- [15] 徐芬, 杨吉, 郑媛媛, 等. MIGFA阵风锋识别算法改进与检验[J]. 气象, 2016, 42(1):44-53.
- [16] HWANG Yunsung, YU Tianyou, LAKSHMANAN V, et al. Neuro-Fuzzy Gust Front Detection Algorithm with S-Band Polarimetric Radar [J]. IEEE Trans on Geoscience and Remote Sensing, 2017, 55(3):1618-1628.
- [17] YUAN Yue, WANG Ping, WANG Di, et al. An Algorithm for Automated Identification of Gust Fronts from Doppler Radar Data [J]. Journal of Meteorological Research, 2018, 32(3):444-455.
- [18] 徐月飞, 赵放, 毛程燕, 等. 基于深度卷积神经网络的阵风锋识别算法[J]. 暴雨灾害, 2020, 39(1):81-88.
- [12] 姜晨旭. 基于生命体征的无线身份识别[D]. 成都: 电子科技大学, 2021.
- [13] 周金海, 吴耿俊, 雷雯, 等. 基于呼吸样本空间的超宽带雷达身份识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(1):118-125.
- [14] SAFIE S I, SORAGHAN J J, PETROPOULAKIS L. Electrocardiogram(ECG) Biometric Authentication Using Pulse Active Ratio(PAR)[J]. IEEE Trans on Information Forensics and Security, 2011, 6(4):1315-1322.
- [15] 胡巍. 基于多普勒雷达的非接触式生命体征检测技术研究[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2014.
- [16] DRAGOMIRETSKIY K, ZOZZO D. Variational Mode Decomposition[J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2013, 62(3):531-544.
- [17] 石慧, 陈培辉, 张海珍. 卷积神经网络在图片分类中层级结构效用分析[J]. 电脑编程技巧与维护, 2022(1): 132-135.
- [18] CHEN J B, ZHANG D H, WU Z, et al. Contactless Electrocardiogram Monitoring with Millimeter Wave Radar [J]. IEEE Trans on Mobile Computing, 2022(99):1-17.
- [19] TODA D, REN A Z, ICHIGE K, et al. ECG Signal Reconstruction Using FMCW Radar and Convolutional Neural Network [C]// 2021 20th International Symposium on

rithm for Automated Identification of Gust Fronts from Doppler Radar Data [J]. Journal of Meteorological Research, 2018, 32(3):444-455.

- [18] 徐月飞, 赵放, 毛程燕, 等. 基于深度卷积神经网络的阵风锋识别算法[J]. 暴雨灾害, 2020, 39(1):81-88.

作者简介:



吴奕青 女, 1988年生, 新疆乌鲁木齐人, 硕士, 工程师, 主要研究方向为天气雷达数据处理和人工影响天气。

王珂清 女, 1986年生, 江苏南京人, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为天气雷达数据处理和人工影响天气应用研究。

程婷 女, 1973年生, 江苏盐城人, 高级工程师, 主要研究方向为地面气象观测研究。

项瑛 女, 1973年生, 新疆乌鲁木齐人, 正高级工程师, 主要研究方向为气候变化与应用气象。

周学东 男, 1966年生, 江苏南京人, 高级工程师, 主要研究方向为天气雷达资料处理和人工影响天气。

徐芬 女, 1978年生, 江苏扬州人, 硕士, 正高级工程师, 主要研究方向为多普勒天气雷达资料分析应用。

Communications and Information Technologies, Tottori, Japan: IEEE, 2021:176-181.

作者简介:



漆晶 男, 1983年出生于江西宜丰, 博士, 重庆邮电大学通信与信息工程学院副教授, 主要研究方向为自供能技术、短距离无线通信技术、毫米波雷达识别及应用。



汪正东 男, 1998年出生于江西上饶, 重庆邮电大学在读硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理、深度学习。



谢广智 男, 1996年出生于山东菏泽市, 重庆邮电大学在读硕士研究生, 主要研究方向为雷达信号处理、深度学习。

地面战场侦察雷达穿树衰减试验研究

王胜国, 周 鹏, 王 兰, 吴霞飞

(中国电子科技集团公司第二十七研究所, 河南郑州 450047)

摘要: 地面战场侦察雷达因能够提高远距离移动目标的检测能力, 提高战场透明度而备受关注。本文主要针对地面战场侦察雷达在存在树木遮挡环境下的信号穿透能力进行试验研究, 并重点关注了高频段(S/C/X/Ku)电磁波穿透树林的能力。通过采集H/V极化电磁波穿透不同树林、传播位置、树林/叶簇密度的信号进行处理, 对由上述条件变化引起的传播损耗进行了对比分析。试验结果表明, 穿树信号受频率和树林/叶簇的密度影响较大, 设计时应充分考虑。试验数据对未来战场侦察雷达的工程化设计具有一定的参考价值。

关键词: 地面战场侦察雷达; 穿透能力; 丛林障碍; 传播损耗

中图分类号: TN959.1

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0555-04

An Experimental Research on Tree Penetration Attenuation of Ground Battlefield Reconnaissance Radar

WANG Shengguo, ZHOU Peng, WANG Lan, WU Xiafei

(The 27th Research Institute of China Electronics Technology Group Corporation, Zhengzhou 450047, China)

Abstract: Ground battlefield reconnaissance radar has attracted much attention because of its ability to improve long-range moving target detection and battlefield transparency. This paper mainly studies the signal penetration ability of ground battlefield reconnaissance radar in the environment of jungle obstacles, and focuses on the penetration ability of high frequency(S/C/X/Ku) electromagnetic waves. By collecting and processing the signals of H/V polarized electromagnetic wave penetrating through different forests, propagation positions and forest/leaf cluster densities, the propagation losses caused by the above conditions are compared and analyzed. The experimental results show that the tree penetration signal is greatly affected by frequency and density of forest/leaf cluster, which should be fully considered in the design. The experimental data have certain reference value for the engineering design of future battlefield reconnaissance radar.

Key words: ground battlefield reconnaissance radar; penetration ability; jungle obstacles; propagation loss

0 引言

在现代化高科技战争中, 信息化侦察装备可以辅助部队更快、更好地获取实时的战场情报, 监视战场态势。地面战场侦察雷达是现代陆地战场上不可或缺的侦察装备, 主要用于侦察战场上敌方地面或低空目标, 监视敌方动向, 及时掌握战场态势的变化, 为侦察部队提供情报支援^[1-2]。为了获取己方战场优势, 各国的战场侦察雷达不断推陈出新, 新体制侦察雷达不断涌现, 应用频段逐渐向高频拓展。

当前, 国内外对战场侦察雷达的设计多是对对通视条件下的裸露目标, 而对受丛林等障碍遮

挡的目标, 由于其特定的雷达工作频率、工作模式、功率孔径限制, 不利于发挥其效能。基于VHF和UHF频段的地面战场监视雷达虽然对叶簇、树林等的透视能力更强, 但往往体积过大, 机动性差, 不具备隐蔽特性和便携特性。因此具有隐蔽性和一定的叶簇穿透功能的高频段地面战场监视雷达应用备受关注^[3]。

本文主要是模拟地面战场侦察雷达探测地面目标和低空目标进行高频段电磁波穿树损耗试验, 对外场试验数据进行分析、总结。根据不同频段、不同极化、不同树丛厚度等变量条件对电磁波穿透信号的影响, 总结出在树林中的传播损耗特性与雷达频率、极化方式、树丛厚度等参数之间的

关系,为宽带地面战场便携侦察雷达兼顾裸露和遮挡目标、地面和低空目标的设计提供参考依据,为进一步的研究奠定基础。

1 植被对雷达性能的影响

当前,国内外针对丛林和叶簇对电磁波的衰减效应研究多属于理论研究^[4-7],叶簇穿透试验主要集中在 VHF 和 UHF 波段,其中最全面的外场试验为美国在 20 世纪 80 年代开展的叶簇穿透试验^[8-10]。1992 年到 1993 年中原电波传播研究所在中牟林场开展的试验频段也在 UHF 和 VHF 波段,由于当时雷达应用需求的局限,都没有对更高频段展开研究^[11]。然而随着电子技术的进步,综合分辨率、尺寸等的需求,雷达应用逐步向高频发展,上述的试验结果对高频段的适用性已未可知。

雷达探测信号穿透植被或树林导致的信号电平衰减主要为穿透衰减和后向散射特性,此外受到自由空间的杂波和地面、建筑物的多径信号影响。根据已有的研究可知,穿透电磁波能量的衰减与频率、极化、入射角度和树木的种类、密度也都有关系,很难准确分析它们之间的定量关系。

根据已有的国外试验数据和研究成果,对叶簇类植被穿透的衰减理论计算主要有以下两种^[12]:

$$A(\text{dB/m}) = 0.25 f^{0.75} \quad (1)$$

式中, A 为衰减系数, f 为工作频率,单位是 GHz。该公式根据 VHF 和 UHF 频段的试验得出,仅考虑了衰减系数随频率的变化,没有考虑穿透深度、极化等的影响。

考虑到穿透路径深度对衰减系数的影响,可认为衰减率随穿透深度的增加而减小,基于这一假设,上式被修正为^[13]

$$\begin{cases} L_f(\text{dB}) = 1.33 f^{0.284} d^{0.588}, 14 \text{ m} < d < 400 \text{ m} \\ L_f(\text{dB}) = 0.45 f^{0.284} d^{1.0}, 1 \text{ m} \leq d < 14 \text{ m} \end{cases} \quad (2)$$

信号经过树林时引起的衰减 L_f 是频率 f (GHz) 和在树林中的传播距离 d (m) 的函数。

可以看出公式(1)、(2)均是国外根据 VHF 和 UHF 频段试验研究得出,对于更高频段的适用情

况并不清楚,也没有实测数据支撑。因此,急需开展高波段电磁波穿透树丛试验,为全面设计战场侦察雷达在各种应用场景的性能提供参考。

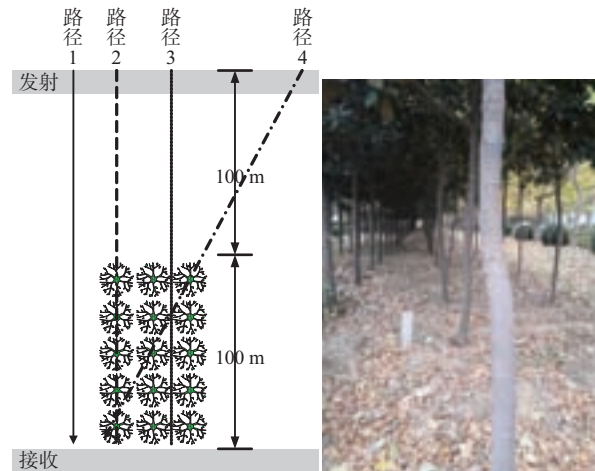
2 穿树试验情况

2.1 试验概述

为了全面准确地采集穿树试验数据,本试验设计采用 L/S/C/X/Ku 五个波段、H/V 两种极化的电磁波测试,树丛选取了不同高度、不同密度、不同厚度、不同环境下同种类乔木。

2.2 小乔木树干穿透试验

小乔木树干穿透试验在某空旷野外进行,天气晴,温度 16 °C,微风;树高 10 m,叶子较密,树与树之间间隙为 1.5 m,树丛厚度为 100 m;发射天线与接收天线距离 200 m,发射天线架到空旷处,与树丛边缘间隔 100 m,接收天线架到树丛另一边处,两天线架设高度相同,均为 1.5 m。试验设置及树丛情况如图 1 所示,其中路径 1 表示通视情况下的信号传播路径,路径 2 表示正对树干情况下的传播路径,路径 3 表示沿两排树间隙的传播路径,路径 4 表示沿三排树木斜线方向的传播路径。



(a) 试验俯视图示意图

(b) 树林情况

图 1 小乔木树干穿透试验情况

试验过程主要是沿着图中所示 4 条传播路径方向进行收发信号试验,将路径 2、路径 3、路径 4 条件下接收电平与路径 1 条件下接收信号电平作对比,以此去除空气损耗与空间噪声影响,得出不同频段的衰减曲线,试验数据如图 2 所示。

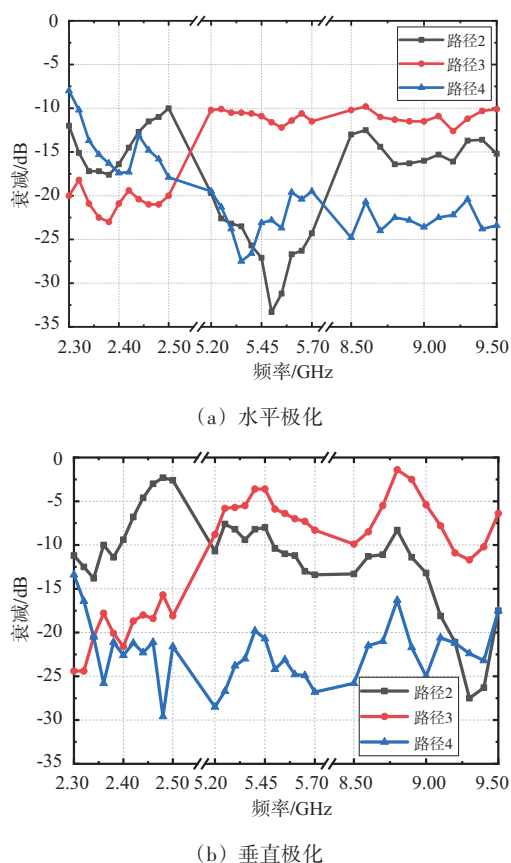


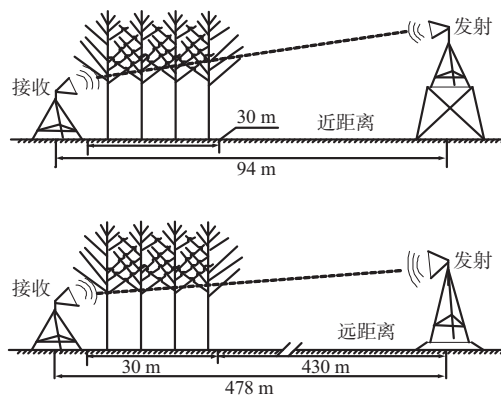
图2 小乔木树干穿透试验结果

从上述试验数据可以看出不同频段斜线方向信号电平衰减都相对较大,低频段水平极化比垂直极化稍微要好,这是符合理论实际的,但是极化方式、树叶树干的测试没有明显的规律,而且存在比较大的起伏。通过分析,雷达发射段前面存在一段水泥路面,发射时存在多径现象,还有采用的是喇叭口发射信号,衰减跟波束宽度也有一定的关系。所以地面战场雷达在侦察时不仅要考虑穿树的损耗影响、树干的反向散射影响,还需要对地面环境进行分析总结来应对复杂的特殊地形地貌。

2.3 小乔木有序分布叶簇穿透试验

小乔木有序分布叶簇穿透试验在某野外防护林进行,天气晴,温度 7°C ,大风。穿透对象为15 m高法桐树,有部分叶子,树与树之间间隙约为2 m。试验分为近距离和远距离两次,近距离树丛厚度为35 m,接收天线架设到树丛边缘,高2 m,发射天线架设到一个高台上,高约4 m,与接收天线距离为94 m。远距离树丛厚度为30 m,接收天线架设

到树丛边缘,高2 m,发射天线架设到路边,高于接收天线,与接收天线距离为478 m,与树林边缘距离430 m。信号穿透树干与部分树冠,通视测试距离为94 m。试验设置及树丛情况如图3所示。



(a) 试验设置示意图



(b) 树丛及喇叭架设情况

图3 不同发射距离穿树试验设置和树丛情况

记录信号穿透树丛后的接收电平,通过对比其与通视接收信号电平,并考虑距离因素,得出不同频段的衰减曲线,如图4所示。从图中可以看出信号的极化对穿透衰减的影响不大,而穿透的距离对衰减影响较大。由于近距离情况下,信号穿透路径多经过叶簇,衰减较大;远距离情况下,信号基本都是经过树干穿透,衰减较小。

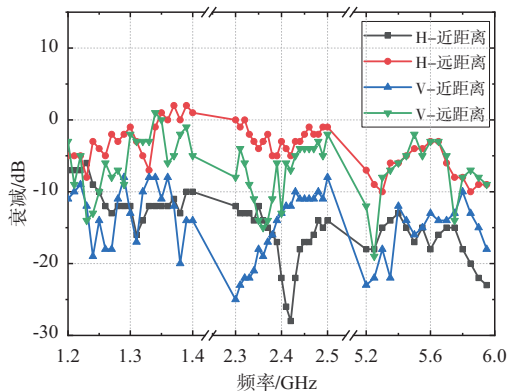


图4 小乔木有序分布叶簇穿透试验结果

2.4 小乔木复杂分布叶簇穿透试验

小乔木复杂分布叶簇试验在某高地分两次进行,L、S、C波段天线测试条件:天气晴,9℃,有风;X、Ku波段天线测试条件:天气晴,8℃,无风。树丛为法桐树和其他小乔木间杂的复杂树丛,法桐树高15 m,树丛叶子较密,树丛厚度为27 m,发射天线与接收天线距离140 m,发射天线架到高地上,海拔落差27 m,接收天线架到树丛边缘处,架高1.5 m,所有测试数据均取多次测量平均值。试验环境搭建及树丛分布如图5所示。

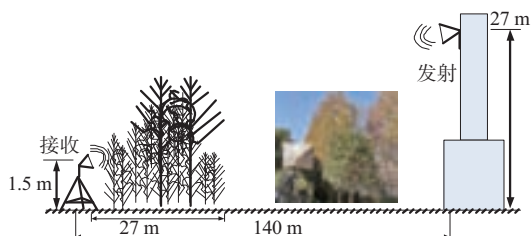


图5 小乔木复杂分布叶簇穿透试验及树丛情况

小乔木复杂分布叶簇穿透试验测试项目主要分为不同频段天线及极化方式条件下测试信号穿透树丛后的接收电平,通过比对其与通视接收信号电平,并考虑距离因素,得出不同频段的衰减曲线,如图6所示。从图中可知,随着频率增加,信号穿透的衰减增加;L、S、C、X频段水平极化衰减比垂直极化略小,而Ku频段不同极化基本一致。信号衰减随频率变化趋势与上述公式(2)基本一致,仅在X/Ku频段,实测值比公式(2)计算值小5 dB左右。

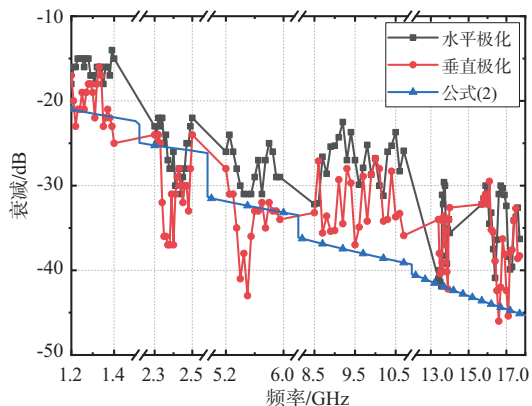


图6 小乔木复杂分布叶簇穿透试验结果

从以上试验数据可以大致看出,L/S频段水平极化和垂直极化在穿树试验中损耗相对较小,整体随频率升高,损耗增加,X/Ku频段的穿透衰减较

大;在部分情况下,不同极化间存在一定的差异,但在多数情况因极化引起的差异较小;树丛的厚度和叶簇的茂密程度对信号的损耗影响比较明显,而在通视情况下距离引起的损耗较小,因此在布设雷达时应评估障碍物的情况,避免信号衰减过大。在评估树丛对雷达探测威力的影响时,可采用公式(2)进行估算。

3 结束语

通过上述实验分析,对于地面树干的穿透试验,不仅要考虑不同频率和不同极化方式在穿过树干的损耗影响和树干的反向散射影响,还需要对地面环境进行分析,地面起伏带来的多径效应也会带来强烈的干扰,从而影响目标的初始信息;另一方面是对复杂树叶环境的叶簇穿透试验,树干的影响随之降低,水平极化相对于垂直极化具有的优势不大,而低频段相对于高频段具有较大的优势。当然以上研究还具有一定的局限性和片面化,下一步将细化环境条件和雷达参数,通过建立数据库和模型库来发掘更多典型场景下的雷达穿树损耗情况。

随着边境小规模武装冲突的增加,地面战场穿透雷达这一新体制雷达必将有更为广泛的应用前景。在实际工程应用中建议综合考虑使用环境、战技指标需求和成本控制等多方面因素选择合适的雷达频段和极化方式,从而达到雷达资源的优化和合理应用。也可以采用一些如分布式多站雷达、变极化等新体制、新模式来探究地面战场穿透雷达的发展方向,牵引该领域技术发展新变革。

参考文献:

- [1] 王恒科. 国外地面战场侦察雷达发展现状与趋势[J]. 电讯技术, 2015, 55(7): 814-821.
- [2] 赵梦倩. 地面监视雷达数据处理与显控软件的设计与实现[D]. 南京: 南京理工大学, 2019.
- [3] 朱剑波. 便携式地面侦察雷达信号处理研究[D]. 南京: 南京理工大学, 2019.
- [4] 肖凯仁. 植被中电波传播损耗与散射研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2018.
- [5] 胡楚峰, 周洲, 李南京, 等. 森林植被衰减系数极化特征研究[J]. 西北工业大学学报, 2012, 30(1): 1-5.
- [6] 姚佰栋, 赵宁, 葛家龙, 等. 叶簇穿透合成孔径雷达最佳极

(下转第567页)

利用低数据率HRRP序列进行弹道中段目标识别

袁 雪, 韦楠楠, 张兴敢

(南京大学电子科学与工程学院, 江苏南京 210023)

摘要: 雷达目标识别是弹道防御阶段的关键环节, 为节约雷达时间资源和降低对计算机处理能力的要求, 需研究低数据率雷达回波信号的弹道中段目标识别方法, 本文以低数据率目标高分辨一维距离像序列(High Resolution Range Profile, HRRP)为研究对象, 提出了基于图像投影法的进动频率特征提取算法和基于特征级融合的弹道中段目标识别方法, 解决了由于HRRP回波序列数据率过低而导致的时频曲线周期模糊和单一特征造成目标识别准确率浮动大的问题。本文通过仿真弹道导弹中段飞行场景中弹头、重诱饵、轻诱饵、碎片目标的特性数据, 同时考虑目标尺寸、形状和微运动模型等差异, 结合仿真数据对本文所提算法进行验证。实验结果表明在低数据率(10~100 Hz)下, HRRP序列利用本文算法提取的进动频率特征结果误差值小于0.05 Hz, 具有较高准确性和稳定性, 通过特征融合方法联合进动频率和目标结构特征将弹道中段目标的识别准确率提升到了96%以上且趋于稳定。

关键词: 弹道中段目标识别; 低数据率一维距离像序列; 进动特征提取; 特征级融合

中图分类号: TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0559-09

Ballistic Midcourse Target Recognition Based on Low Data Rate HRRP Sequence

YUAN Xue, WEI Nannan, ZHANG Xinggan

(School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210023, China)

Abstract: Radar target recognition is a critical step in ballistic missile defense. In order to save radar time resources and reduce the requirements on computer processing power, it is necessary to study the ballistic midcourse target identification method of radar echo signal with low data rate. This paper takes the high resolution range profile (HRRP) sequence with low data rate as the research object, and proposes a precession frequency extraction algorithm based on image projection method and a ballistic midcourse target recognition method based on feature-level fusion. The methods solve the problem of large fluctuation of target recognition accuracy due to the fuzzy period of time-frequency curve and single feature caused by low data rate of HRRP echo sequence. The experiment firstly simulated the characteristic data of warhead, heavy decoy, light decoy and fragment target in the midcourse flight scenario of ballistic missile. Meanwhile, considering the differences of target size, shape and micro-motion model, the algorithm was analyzed by combining the simulation data. Experimental results show that at low data rate (10~100 Hz), the error value of precession frequency feature extracted by the algorithm in this paper is less than 0.05 Hz, which has high accuracy and stability. By combining precession frequency and target structure characteristics with feature fusion method, the recognition accuracy of ballistic midcourse target is improved to more than 96% and tends to be stable.

Key words: ballistic midcourse target recognition; low data rate of HRRP; precession feature extraction; feature-level fusion

0 引言

随着周边国家洲际导弹的成功试射和该领域的迅速发展, 我国现代弹道导弹防御系统面临着巨大的挑战, 其中区分弹头目标和诱饵目标给导弹防御系统提出了更高的要求。相控阵雷达作为导弹防御系统主要探测手段, 可同时执行多目标

搜索与跟踪, 但其工作能力会受到雷达时间资源、雷达辐射信号总能量等因素的限制。因此, 通过合理利用雷达信号能量, 以及改善信号处理等方式, 有利于提升整个雷达系统的性能。

雷达目标识别的基本途径, 是从目标后向电磁散射中提取目标的结构特征和运动特征, 再根据一定的先验信息来辨别真伪, 结构特征包括目

标的尺寸、形状、材料等,是鉴别真假目标的直观属性;运动特征包括宏观弹道特征和运动特征,它们从不同侧面反映目标的本质属性^[1]。对于已稳定跟踪的目标,采用宽带雷达可提取更多的目标特征信息,目标 HRRP(High Resolution Range Profile)则是用宽带雷达信号获取的目标散射点的子回波在雷达射线上投影的矢量和,它提供了目标散射点沿距离方向的分布信息,其包含了有关目标的结构、大小和形状等信息,便于对目标进行分类、识别。

目前大多数基于 HRRP 序列特征的研究主要是利用中、高重复频率的雷达发射脉冲,以达到高精度的目标参数测量。文献[2]利用弹头目标的径向长度序列的极值信息估计出进动参数和形状参数的耦合结果,再根据径向长度序列构造一个辅助函数来实现进动参数和形状参数的解耦,最终利用提取的参数信息进行目标识别。文献[3]提出了通过计算距离像序列最大滑动相关系数变化的方法来进行周期以及频率提取。文献[4]通过对相邻一维距离像进行差分计算降低其他频率成分,增强进动频率成分再进行提取,避免了因目标散射点分布模型变化而导致的估计误差。文献[5]利用散射中心位置变换规律,基于广义 Radon 变换来估计空间弹道的目标进动频率等微动参数。然而对于远程雷达来说,雷达需发射宽脉冲以保证有足够的辐射能量来获取有效目标信息^[6],合理分配对于不同跟踪目标之间的数据率,是有效使用相控阵雷达信号能量的一个关键,同时合理的算法有利于节约雷达时间资源和降低对计算机处理能力的要求,而目前对低数据率下 HRRP 序列的特征提取与识别缺少相关研究。

因此,本文以低数据率 HRRP 序列为研究对象,研究进动特征提取方法以及联合多特征进行弹道中段目标识别。本文考虑目标的尺寸、形状和微运动模型等差异,仿真弹道导弹中段飞行场景中弹头、重诱饵、轻诱饵、碎片目标的特性数据,结合仿真数据,研究利用低数据率 HRRP 序列提取目标进动特征、结构特征,并利用随机森林方法对各类特征的重要性进行评估,应用多特征融合技

术联合雷达目标的各类特征进行弹道目标识别,提升雷达目标的识别性能。

1 弹道中段目标特性分析

1.1 弹道中段目标运动特性

弹道导弹飞行包括助推段、中段、再入段。弹道导弹点火后,先在助推段以直线路径上升,导弹在此阶段的飞行时间较短,当达到预定高度后,则进入中段飞行阶段,此时弹头和弹体分离,弹头依靠惯性飞向目标,最后再次进入大气层向目标飞行的阶段为再入段。由于中段为反导系统提供识别目标的时间较长,若该段的弹头精准识别能提高整个反导系统的拦截概率。因此,中段目标识别是导弹防御系统的研究重点之一。

弹道中段目标主要包括弹头、诱饵和碎片等。利用图 1(a)表示一个典型的锥形弹头在中段飞行过程中的进动模型,其运动可以看作两种类型的旋转运动的组合:自旋以及目标轴线围绕进动轴的锥旋,图 1(b)利用方形柱体表示碎片的翻滚运动。为区分不同类型的微动,利用自旋频率 ω_s 、进动频率 ω_p 、翻转频率 ω_l 和章动角 θ 参数对目标微动进行建模^[7]。以图 1(a)所示的进动模型为例,假设以目标质心 O 为原点建立参考坐标系 $XOYZ$ 。目标围绕自身对称轴 OA 旋转的自旋角速度设为 ω_s ,目标绕着进动轴 OZ 旋转的运动称为锥旋,目标锥旋角速度设为 ω_p , OZ 与 OA 的夹角为 θ ,称为进动角。假设雷达视线(Radar Light of Sight, RLOS)方向位于平面内, YOZ 与 OZ 的夹角 α 为雷达视线角,RLOS与 OA 轴的夹角 ρ 称为姿态角。假设在 $t=0$ 时刻,自旋轴在 YOZ 平面的初始方位角为 φ_0 ,则姿态角 ρ 随时间的变化公式为

$$\rho(t) = \cos^{-1} \{ \sin \alpha \sin \theta \cos(\omega_p t + \varphi_0) + \cos \alpha \cos \theta \} \quad (1)$$

其中雷达视线角 α 会随着弹道目标飞行时间的推移而改变,弹道导弹中段的飞行时间一般为十几分钟,而进动周期为秒级, α 在一个进动周期内的变化几乎可以忽略,所以 α 可看作固定值。进动角 θ 对姿态角 $\rho(t)$ 的影响与 α 等效。当进动角确定时,姿态角 ρ 是随时间周期性变化的,从而可根据目标姿态角的改变来估计目标的进动周期。

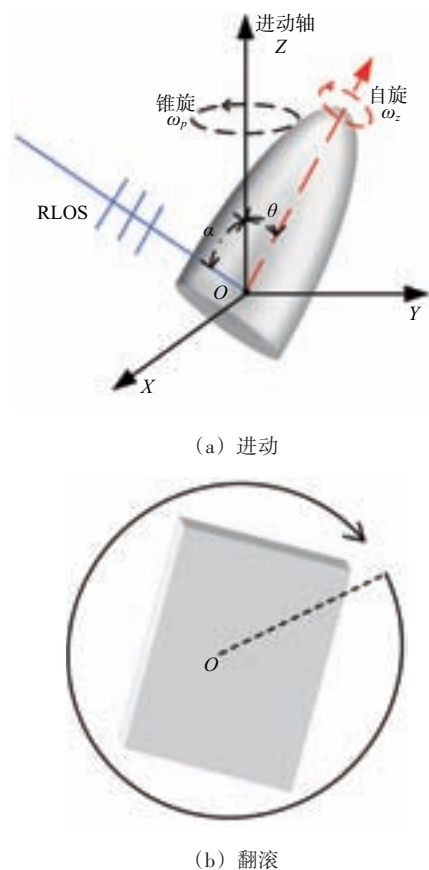


图1 弹道中段目标的运动模型

利用公式(2)表示HRRP,其中 f 为频率, c 为光速, k 为目标上的散射点数, B_k 和 R_k 分别是第 k 个散射点的幅值和第 k 个散射点与观测雷达的距离。

$$X(f) = \sum_{k=1}^K B_k e^{-j \frac{4\pi R_k}{c} f} \quad (2)$$

1.2 宽带雷达HRRP回波仿真

本文利用卫星工具箱(Systems Tool Kit, STK)模拟弹道导弹飞行,飞行轨迹如图2所示,图中粗体线显示部分为导弹飞行中段,宽带雷达在此阶段对目标进行观测,观测时长为280 s,仿真获得的雷达视线角范围在 $[55^\circ \sim 85^\circ]$ 。

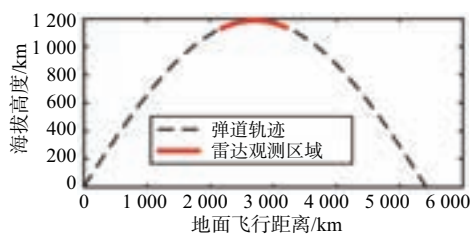


图2 仿真弹道导弹轨迹示意图

根据弹道中段的弹头和诱饵在运动过程中进动频率、翻滚频率、章动角的差异,仿真了弹头、重诱饵、轻诱饵和碎片4种类别目标,并分别设置不同的尺寸类型(如图3所示)和不同的微动参数(如表1所示)。目标微动模型通过以下4种参数确定:自旋频率 ω_z 、进动频率 ω_p 、翻滚频率 ω_r ,以及进动角 θ 。

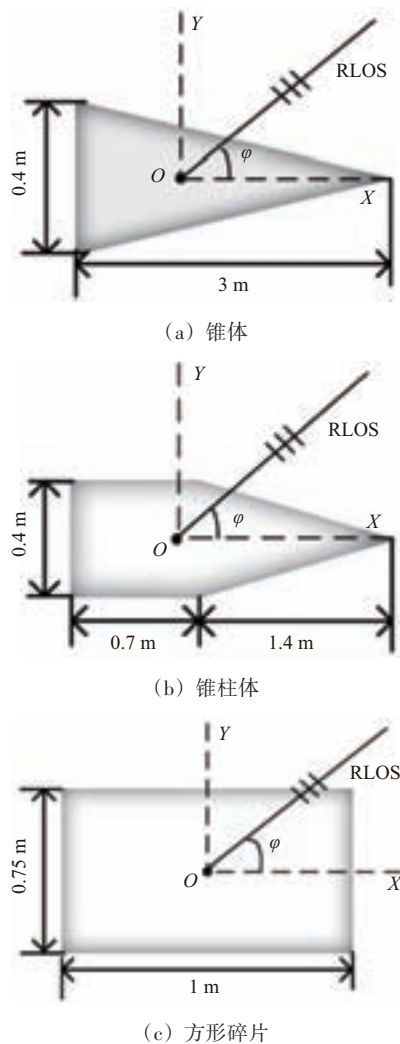


图3 3种典型模型示意图

将表1设置的目标微动参数和STK仿真获得的雷达视线角数据代入公式(1)中,可获得每个采样时刻的目标姿态角。利用目标姿态角,查找使用电磁散射仿真工具(Feldberechnung bei Körpern mit beliebiger Oberfläche, FEKO)仿真获得的雷达散射幅度和相位,再将STK仿真的导弹轨迹信息(距离、速度)、目标姿态时间序列和对应的电磁计算结果联合获得宽带回波信号^[8]。最后,将高斯白噪

声与理论雷达回波信号叠加,得到雷达观测回波信号。观测区域目标飞行时长共 280 s,在此范围内,使用 1 s 窗长将雷达的回波信号切片以形成 280 个窗口信号,采用 4:1 比例将 280 个信号窗口进行随机划分,获得 224 个信号窗口作为训练集,其余 56 个信号窗口用于测试集,每个信号窗口中均包含表 1 所示的 8 个类别的样本。

表 1 仿真目标的微动参数

目标类别	编号	3D 模型	自旋频率/Hz	进动频率/Hz	进动角度/(°)
弹头	1	锥体	3	1.5	5
	2	锥柱体	3	2.0	8
重诱饵	3	锥体	3	1.5	10
	4	锥柱体	3	2.5	12
轻诱饵	5	锥体	3	2.0	15
	6	锥柱体	3	1.8	20
碎片	7	方形碎片	翻滚频率: $\omega_t = 2$		90
	8	方形碎片	翻滚频率: $\omega_t = 4$		90

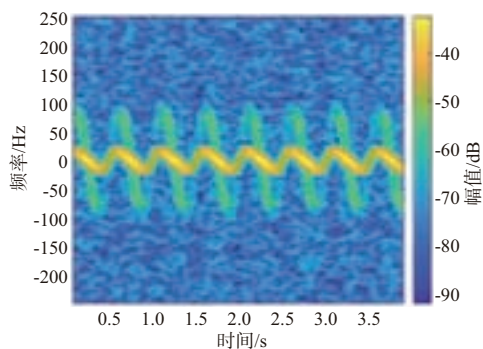
2 低数据率下 HRRP 进动频率特征提取方法

为了使远程雷达发射的脉冲有足够的辐射能量来获取有效目标信息,对应地就需要降低雷达脉冲重复频率,而进动频率又是识别运动弹头目标的关键性特征,因此本节研究对低数据率 HRRP 序列进行频率特征提取方法。

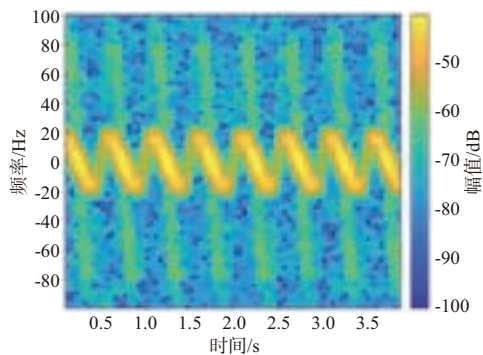
以图 1 的锥柱体模型作为实验对象进行分析,选用表 1 中编号为 2 的锥柱体目标,具体参数如表 1 所示。假设宽带雷达发射频率步进信号,将雷达中心频率 f_0 设置为 9.5 GHz,频率步长 Δf 设置为 15.625 MHz,频率步进数 N 设置为 64。取雷达视线角为 50° 时,雷达脉冲重复频率(Pulse Repetition Frequency, PRF)分别为 500, 200, 50 和 10 Hz 的雷达回波 HRRP 序列,取 HRRP 序列的第 32 个散射单元进行短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT),获得图 4 的时频图。可以看到 PRF 为 500 Hz 的时频图中有明显近似于正弦振荡的时频曲线,在 PRF 为 200 Hz 和 50 Hz 时时频曲线特征削弱,但回波产生的 HRRP 序列的时频曲线仍具有明显的周期特征。以往研究中对散射点的时频曲线进行拟合,再求出震荡频率,从而估计出目

标的频率特征,但是这类直观的进动频率估计方法只适用于高重频。当 PRF 值过低(10 Hz 以下),时频曲线会出现严重的频域模糊和交叠现象,从而导致从时频图中提取出时频脊线的方法会变得复杂,但通过观察时频分布图 4(d)可以发现,强散射中心的能量强弱在时域呈现出周期性变化,依据此特性,本文通过将能量在时间轴上进行竖投影,可以将能量强弱在时频图上的分布特征变成一维特征,如图 5(a)所示。

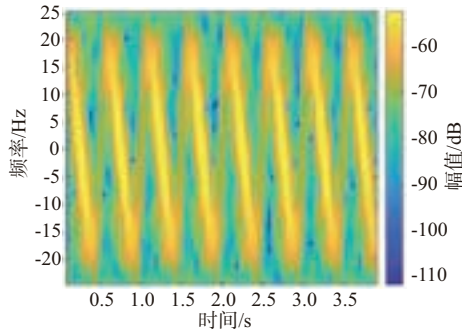
对图 4(d)中 PRF 为 10 Hz 时的时频图进行投影,结果如图 5 所示,图 5(a)为进行时频投影后的曲线,振幅代表投影后能量强弱分布。由于在进行竖投影时原采样率低,导致幅度在时间轴上呈现的周期性特征仍不够明显和精确,因此对 HRRP 序列在慢时间域进行插值,插值后的采样率为 500 Hz,此时竖投影后的效果如图 5(b)所示。经插值再投影后的幅度强弱在时间轴上呈现出更加明显的正弦周期性变化,竖投影序列的幅频图如图 6 所示,可以得到其峰值处的频率为 2.050 8 Hz,与真实值 2 Hz 误差较小,说明该一维曲线的震荡频率与目标的进动频率接近,可作为目标进动频率的估计值。



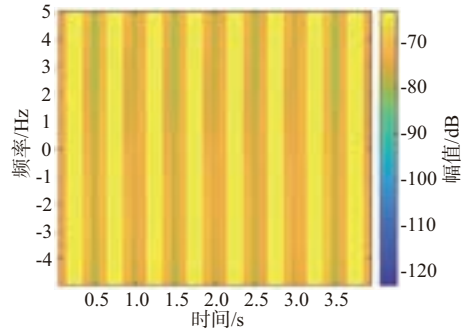
(a) PRF 为 500 Hz



(b) PRF 为 200 Hz

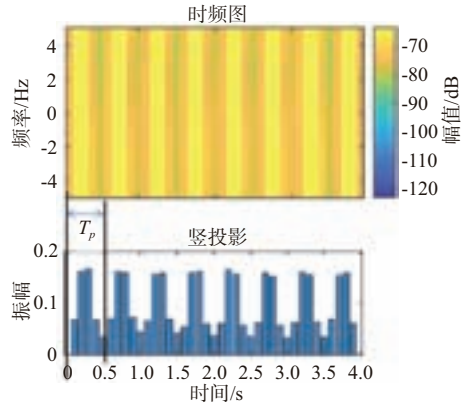


(c) PRF 为 50 Hz

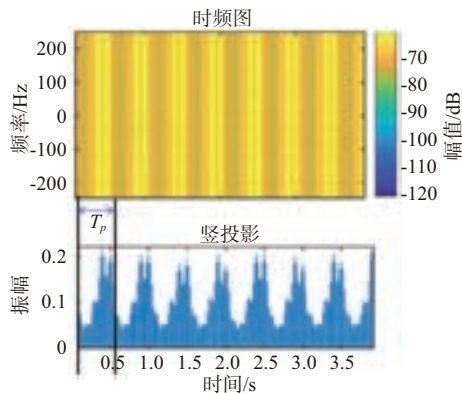


(d) PRF 为 10 Hz

图4 不同PRF值下的时频图



(a) 未插值时频图投影



(b) 插值后时频图投影

图5 时频图一维投影曲线对比 (PRF=10 Hz)

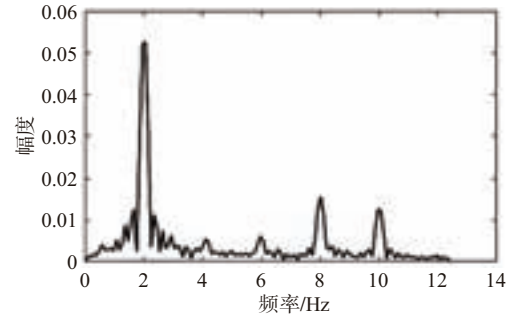


图6 竖投影序列的幅频图

低数据率HRRP序列下进动频率特征提取算法步骤如下:

步骤1:首先对接收到的 N_p 帧目标HRRP进行进动周期提取,其中每幅距离像内距离单元数为 N_s ,则建立待处理一维像数据矩阵为

$$\mathbf{H}_{N_p \times N_s} = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,N_s} \\ x_{2,1} & x_{2,2} & \cdots & x_{2,N_s} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{N_p,1} & x_{N_p,2} & \cdots & x_{N_p,N_s} \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 N_s 代表每幅距离像内的距离单元数, N_p 代表接收到的目标HRRP帧数。

步骤2:对 N_p 帧HRRP序列在慢时间域进行补零插值,获得矩阵 $\mathbf{H}_{MN_p \times N_s}^1$,假设原HRRP序列的采样率为 f_s ,补零插值为 M ,插值后的采样率为 f_d 且有以下关系:

$$f_d = Mf_s \quad (4)$$

$$\mathbf{H}_{MN_p \times N_s}^1 = \begin{bmatrix} x_{1,1} & x_{1,2} & \cdots & x_{1,N_s} \\ 0 & 0 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{2M,1} & x_{2M,2} & \cdots & x_{2M,N_s} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_{MN_p,1} & x_{MN_p,2} & \cdots & x_{MN_p,N_s} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中矩阵中 N_p 的非 M 整数倍的行向量为零。对 $\mathbf{H}_{MN_p \times N_s}^1$ 各距离单元进行非相干积累,得到 $y_r = [y_1, y_2, \cdots, y_{N_s}]$ 。再通过对 y_r 进行恒虚警检测,提取出目标HRRP的 N_{sk} 个强散射中心位置。

步骤3:对时频图竖投影的公式为

$$Y_d = \sum_{f=-f_0}^{f_0} |S_f(t, \omega)| \quad (6)$$

t 为时频图的时序长度, $S_f(t, \omega)$ 代表对 $H_{MN_p \times N_s}^1$ 中的 N_{sk} 强散射中心单元依次进行短时傅里叶变换 ST-FT 处理得到散射点的时频分布, Y_d 代表时频投影后的幅值。

步骤 4: 对 Y_d 进行 FFT 变化, 得到时频曲线的频谱 F , 再对 F 取频域峰值, 即可获得当前散射点处的进动频率值 $\hat{f}$, $\hat{f}$ 表示如下:

$$\hat{f} = \arg \max_{f_i \leq f \leq f_N} \{F(f_i)\} \quad (7)$$

式中 $f_i = i \cdot \Delta f$, Δf 代表采样频率间隔。假设从 HRRP 序列中提取出 N_{sk} 个强散射中心单元, 对每个强散射中心单元重复步骤 3、步骤 4, 获得 N_{sk} 个进动频率估计值, 对其求均值, 得到最终的频率估计值。

3 基于多特征融合的弹道中段目标识别

上节提出了低数据率 HRRP 序列的进动频率特征提取方法, 但由于轻、重诱饵与弹头存在相似的进动特性, 因此还需要提取多个目标特征联合对目标识别, 提升低数据率 HRRP 序列下目标识别准确率。本文对低数据率 HRRP 序列提取了目标结构特征、熵特征和周期特征等, 各特征具体计算方法如表 2 所示。

多特征级融合是指在融合前传感器对原始数据进行特征提取, 产生特征向量并进行关联, 再利用分类器进行分类识别^[9]。本文基于低数据率 HRRP 序列与特征级融合方法对弹道中段目标分类和识别整体方案如图 7 所示。整体分为训练和测试两大模块, 训练部分包括 4 个步骤: 1) 目标信号获取 将通过雷达传感器观测目标获得的

表 2 雷达特征表

编号	名称	计算方法	特点
1	进动频率	见本文第 2 节	表征目标运动过程的特征
2	散射点数	$x_k(k) \geq T_1 \cdot 15\%$	各谱峰点代表散射中心相对位置和强度, 其空间分布的数量、强度等方面存在较大差异
3	偏度	$b_s = \frac{B_3}{B_2^{3/2}}$	一定程度上反映目标特征
4	目标长度	$L = (\max \{lH(l) > q\} - \min \{lH(l) > q\})$ $\Delta r(l = 1, 2, \dots, N)$	目标的长度信息是最为直观的特征之一
5	目标长度变化周期	$T_s = \frac{ I_1 - I_2 }{PRF}$	利用目标长度变化推导出目标运动的周期性, 为目标识别提供更多特征信息
6	目标长度变化幅度	$A_{len} = \frac{\max(L_i) - \min(L_i)}{2}$	直观特征之一
7	SVD	$A = U \Sigma V^T$	奇异值隐含矩阵特性
8	熵	$E_{entropy} = -\sum_{k=1}^N X_k \log(X_k)$	熵的大小反映了能量谱在频域上的分布情况
9	回波功率	$TP = \sum_{i=1}^N x_i^2$	一定程度上反映目标特征
10	不规则度	$Irregularity = \sum_{i=2}^{N-1} \left x_i - \frac{x_{i-1} + x_i + x_{i+1}}{3} \right $	不规则度反映了局部偏差, 即当前散射点与前后两个散射点之间的相对大小关系

HRRP 序列作为样本数据输入待训练模型; 2) 特征提取 对信号提取稳定、可分性高、易于提取的特征, 包括目标结构特征和进动频率特征; 3) 信号特征融合处理 采用拼接方式将传感器测得的信号特征融合为长向量; 4) 特征分类 采用随机森林分类算法对特征进行分类, 获得待识别目标的类别并输出最终融合结果。测试部分通过对 HRRP 样本测试数据基于特征重要性分析投入到分类器中, 根据训练结果进行分类识别, 最终输出结果。

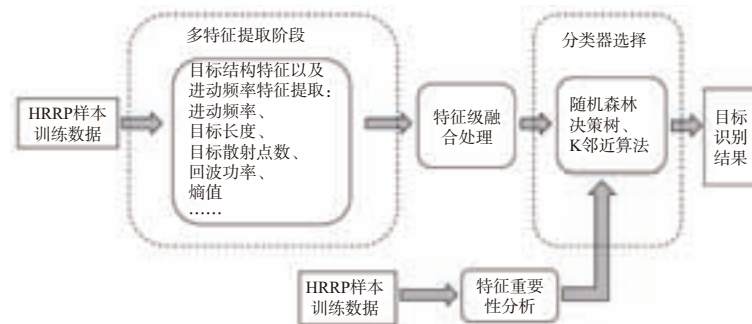


图 7 目标分类识别整体方案流程图

4 实验与分析

4.1 进动频率提取算法性能分析

为分析低数据率下HRRP序列的进动频率提取方法性能,考虑回波统计窗长为2~7 s,PRF为10~100 Hz,间隔为1 Hz的情况下,对本文所提方法与文献[5]所使用的广义Radon方法的进动频率提取性能进行比较。为保证结果的可靠性,本文进行50次蒙特卡洛实验,得到的估计均值分别如图8所示。可以看出本文方法下当回波统计窗长为2 s,PRF值为10 Hz附近时,进动频率估计均值在2 Hz上下有微小浮动;当回波统计窗长达到4 s时,估计值结果相较于窗长为2 s时更为稳定,几乎

无浮动,因此准确率更高。而广义Radon法在低数据率下准确率低,曲线有明显波动。从实验结果可以看出窗长为4 s时即可达到理想效果。可以看出本文算法相较于广义Radon法误差值更低且更稳定。通过实验结果对比可得,文献[5]的基于广义Radon变换方法在低数据率和多散射点的情况下,对频率值的估计会产生较大偏差,而本文所提出的方法在低数据率和复杂模型下具有更好的估计准确性和稳定性,因此在低PRF下采用本文方法估计频率更具优势。因此综合考虑时间成本及测试效果,本文选取回波统计窗长为4 s,PRF为10 Hz时进行后续分类识别实验。

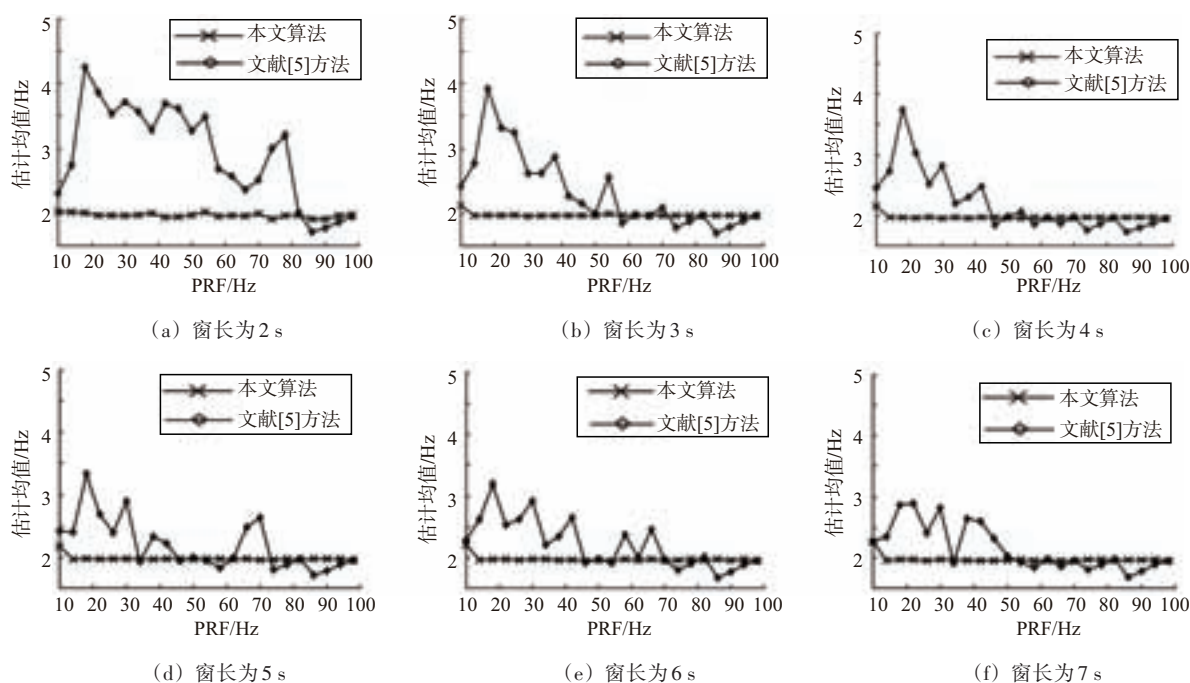


图8 算法在不同数据长度下的进动频率估计均值

4.2 特征重要度分析

在弹道中段目标识别中,分类器的选择至关重要。常用的分类器有:kNN、朴素贝叶斯、集成学习法中的Bagging算法、随机森林等。不同的分类器适用于不同类型和容量的样本,k邻近属于无监督学习,更适用于样本容量适中、相似度较低、代表性强的场景,如区分碎片、轻诱饵和弹头,当样本容量不平衡或者相似度很高、代表性弱化时,误差较大,如区分重诱饵和弹头;集成算

法在多诱饵干扰场景下由于其模型的集成泛化能力更强,因此方法的稳定性能优于kNN。而随机森林是在Bagging算法基础上,选择决策树作为基学习器,除了具有Bagging随机样本还包含了随机样本特征,提高了泛化能力。将表2中的特征融合成特征向量,输入kNN、Bagging、随机森林分类器,获得的各目标分类结果如表3所示,结果随机森林法效果拥有更好的识别性能,对真弹头的识别率达到95.3%。

表 3 各目标在不同分类算法下的识别准确率 %

分类器	真弹头	重诱饵	轻诱饵	碎片
kNN	81.1	85.1	94.6	100
Bagging	92.6	92.8	95.7	100
RandomForest	95.3	92.2	98.2	100

一个数据集中往往包含很多特征,从中选择对结果影响最大的几个特征,以此提升存储与识别的性能也是十分重要的问题。因此在这一步中本文基于特征重要性评估来进行特征选择^[10],其思想是根据不同特征在数据森林中每个决策树上的贡献度先选取合适的特征子集,按照各个特征的重要性度量将特征重要性依次排序,再对每个特征进行遍历搜索,在每次迭代过程中从特征子集中删除一个重要性低的特征,逐次进行,最终选取分类精度最高的对应的特征作为选取结果。各个特征的重要性排序情况如图 9 所示。

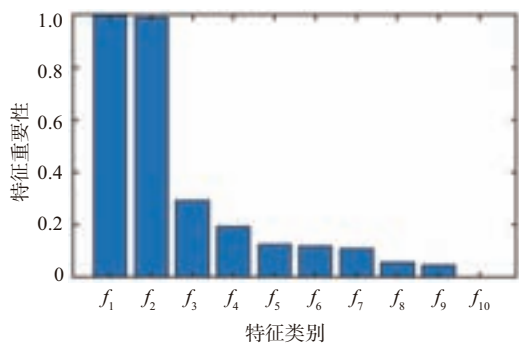


图 9 不同特征对识别结果的重要性分析

参数 $f_1 \sim f_{10}$ 所对应的特征类别如表 2 所示,图 9 为特征重要性从高到低排序结果,依次代表进动频率、散射点数、目标长度、偏度、不规则度、目标长度周期、SVD、熵值、长度变化幅度、回波功率。从图中可以看出本文所提取的进动频率重要程度最高,而锥体结构上的散射点数特征重要程度次高,有效证明了进动频率特征的提取对于目标识别的重要性。

4.3 多特征融合的弹道中段目标识别

根据图 9 对各特征的重要性排序结果,将不同目标特征构成 10 个特征子集分别对弹头目标进行识别,各目标在不同特征级融合方法下的识别准确率如表 4 所示。由表 4 可以看出,仅利用进动频率特征时,识别准确率为 68.33%,识别效果不佳。随着特征子集中特征数量的增加,目标的识别准

确率呈现出逐步上升的趋势,当特征数量达到 6 个时,此时特征集合为{进动频率、散射点数、目标长度、偏度、不规则度、目标长度周期},准确率达到 96% 并趋于稳定。

表 4 各目标在不同特征级融合方法下的识别准确率

特征子集	识别准确率/%
$\{f_1\}$	68.33
$\{f_1, f_2\}$	86.75
$\{f_1, f_2, f_3\}$	92.97
$\{f_1, f_2, f_3, f_4\}$	94.91
$\{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5\}$	95.05
$\{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6\}$	96.05
$\{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7\}$	96.39
$\{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8\}$	96.46
$\{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9\}$	96.56
$\{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5, f_6, f_7, f_8, f_9, f_{10}\}$	96.56

5 结束语

本文通过分析中段弹道的锥柱体模型,结合仿真数据研究,提出了低数据率下 HRRP 序列的目标进动特征提取方法,再利用多特征融合技术联合目标运动、结构等特征进行弹道目标识别,提升雷达目标的识别性能。首先,对不同数据率 HRRP 序列的时频图进行分析,提出了利用时频投影法的进动频率特征提取算法,该算法能够在低 PRF 范围(10~100 Hz)时对进动频率的提取具有高准确性和稳定性,误差值小于 0.05 Hz;其次,提取多个目标结构、熵等特征,利用随机森林对目标多特征进行重要性分析,给出不同数量的特征子集下的识别效果,通过实验分析可知,当联合进动频率、散射点数、目标长度、偏度、不规则度、目标长度周期时,准确率在 96% 并趋于稳定。

对于低数据率 HRRP 的弹道中段目标识别,本文方法达到了节约宽带雷达资源的目的,同时获得了较好的识别结果。在多目标跟踪情况下,按目标重要性或威胁度可以有不同的跟踪采样间隔时间,这些情况使得数据率这一指标在相控阵雷达信号资源分配和工作方式安排与控制中起着十分重要的作用,因此基于本文的工作,接下来将研究弹道中段目标识别系统的资源调度方法,能够根据雷达系统的技术特点、探测任务、目标特性及电磁环境等条件,合理调度时间和能量等有限资源,提升识别资源利用效率。

参考文献:

- [1] 冯德军,王博,王伟.弹道中段雷达目标识别研究进展综述[J].中国电子科学研究院学报,2013,8(2):142-148.
- [2] 查林,陈大庆,吴鹏.基于HRRP序列的空间进动目标参数估计方法[J].雷达科学与技术,2020,18(6):591-598.
- [3] 王洋,桑玉杰.利用一维距离像序列提取导弹目标微动特征[J].现代雷达,2014,36(5):40-43.
- [4] 周代英,张瑛,冯健.利用一维像序列时域差分估计目标进动频率[J].航空学报,2018,39(S1):69-74.
- [5] 朱玉鹏,王宏强,黎湘,等.基于一维距离像序列的空间弹道目标微动特征提取[J].宇航学报,2009,30(3):1133-1140.
- [6] 付哲泉,李相平,李尚生,等.深度学习在雷达目标高分辨距离像识别中的研究综述[J].航空兵器,2020,27(3):37-43.
- [7] REN Ke, DU Lan, WANG Chunxin, et al. A New Feature Extraction Method Based on Micro-Doppler Signature of Ground Moving Targets[C]//2021 CIE International Conference on Radar, Haikou, China:IEEE, 2021:1467-1470.
- [8] YANG Lei, ZHANG Wenpeng, JIANG Weidong. Ballistic Target Recognition Based on Deep Learning by Utilizing the Micro-Doppler Feature[C]//2022 IEEE 6th Advanced Information Technology, Electronic and Automation Control Conference, Beijing, China:IEEE, 2022:1628-1632.
- (上接第558页)
- 化方式试验研究[J].空军预警学院学报,2020,34(1):1-4.
- [7] 刘波,郑帆,刘宝泉.机载预警雷达电磁波传播多径效应研究[J].雷达科学与技术,2022,20(3):272-280.
- [8] FLEISCHMAN J G, AYASLI S, ADAMS E M, et al. Foliage Attenuation and Back-Scatter Analysis of SAR Imagery[J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 1996, 32(1):135-144.
- [9] BINDER B T, TOUPS M F, AYASLI S, et al. SAR Foliage Penetration Phenomenology of Tropical Rain Forest and Northern U. S. Forest[C]//Proceedings International Radar Conference, Alexandria, VA, USA:IEEE, 1995:158-163.
- [10] 马克V·戴维斯.叶簇穿透雷达系统设计综述[J].雷达科学与技术,2012,10(1):1-9.
- [11] 蔡植荣,刘永华,章秀麓.中原地区森林环境电波传播实验研究[J].通信学报,1997,18(7):87-92.
- [12] HUTCHINS R L, WALLACE C B. Effects of Sampling and Propagation Loss on Ultrawideband Synthetic Aperture Radar[J]. Proceedings of SPIE Ultra-Wideband Radar, 1992(5):36-42.
- [13] COMPARETTO G, SCHWARTZ J, SCHULT N, et al. A Communications Analysis Tool Set That Accounts for the Attenuation due to Foliage, Buildings, and Ground Effects[C]// IEEE Military Communications Conference, Boston, MA, USA: IEEE, 2003,1(2):1407-1411.
- [9] LIU Kai, XIE Wenke, OU Jianping, et al. A Multi-Feature HRRP Target Recognition Method Based on Relief Algorithm[C]// 2019 IEEE International Conference on Signal, Information and Data Processing, Chongqing, China: IEEE, 2019:1-6.
- [10] YU Jing, XIA Chunming, XIE Jiazhi, et al. Research on Feature Importance of Gait Mechanomyography Signal Based on Random Forest[C]// 2020 International Conference on Computer Vision, Image and Deep Learning, Chongqing, China: IEEE, 2020: 191-196.

作者简介:



袁雪 女,1997年生,陕西宝鸡人,南京大学电子科学与工程学院电子信息专业硕士研究生,主要研究方向为雷达信号处理、目标识别。

韦楠楠 女,1993年生,广西来宾人,南京大学电子科学与工程学院信息与通信工程专业硕士研究生,主要研究方向为雷达信号处理、目标识别、多传感器融合技术。

张兴敢 男,1956年生,江苏盐城人,南京大学电子科学与工程学院教授、博士生导师,主要研究方向为雷达成像、阵列信号处理、信号检测与信息处理、毫米波雷达。

作者简介:



王胜国 男,1982年生,湖南衡阳人,高级工程师,主要研究方向为雷达系统总体设计。



周鹏 男,1990年生,河南驻马店人,工程师,主要研究方向为阵列天线设计、雷达系统总体设计。

王兰 女,1982年生,河南郑州人,高级工程师,主要研究方向为射频前端设计、电子对抗系统。

吴霞飞 女,1979年生,河南安阳人,高级工程师,主要研究方向为雷达系统总体设计、雷达信号处理。

一种航天器实时外测数据处理软件设计与算法

淡 鹏^{1,2}, 何晓松^{1,2}, 王 丹^{1,2}

(1. 宇航动力学国家重点实验室, 陕西西安 710043; 2. 西安卫星测控中心, 陕西西安 710043)

摘 要: 航天器外测数据是飞行状态监视的一类重要跟踪数据, 针对多任务大数据量下的外测数据实时处理软件的设计实现及关键处理算法问题, 在分析外测数据实时处理软件特点及处理内容的基础上, 给出了一种并行化处理的软件架构设计、结果帧结构、实现思路及运行模式, 并对实时处理过程中的解模糊处理算法、插值算法、拼帧方法、电波折射修正方法、多点数据平滑算法等关键性技术进行了介绍, 从而系统性地给出了一种适合外测数据实时性处理的工程化解决方案。研究结果对数据处理方法及处理软件设计等方面均有一定的借鉴意义。

关键词: 航天器; 外测; 实时; 解模糊; 软件架构; 插值

中图分类号: V557; TP391; TN957

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0568-07

Design and Algorithm of a Real-Time Data Processing Software of Exterior Measurement for Spacecraft

DAN Peng^{1,2}, HE Xiaosong^{1,2}, WANG Dan^{1,2}

(1. State Key Laboratory of Astronautic Dynamics, Xi'an 710043, China; 2. Xi'an Satellite Control Center, Xi'an 710043, China)

Abstract: The exterior measurement data is a type of important tracking data for spacecraft's flight status monitoring. The design and implementation of the real-time data processing software and the key processing algorithm issues under large number of measurements and multiple spacecrafts seems important. Based on the analysis of the characteristics and processing contents of the real-time processing software for exterior measurement data, a parallel processing software architecture, design method, result frame structure, implementation procedure and running model are given. After that, some key real-time calculation methods in the data processing are discussed, including the phase ambiguity resolving method, the interpolation algorithm, the frame-splicing method, the atmospheric refraction correction technology, and multipoint data smoothing method, etc. Then, an engineering solution suitable for real-time processing of external measurement data is given. The research results have certain reference value for data processing methods and processing software design.

Key words: spacecraft; exterior measurement; real-time; ambiguity resolving; software architecture; interpolation

0 引 言

航天器外测测轨数据^[1-2]是一类重要的飞行跟踪数据, 在很多任务的轨道确定计算中是不可缺少的测量量。

随着航天器发射及在轨数量的日益增多, 地面测控系统对大数据量、多星并行下的强实时^[3]、自动化外测数据处理的要求不断提高。

航天器飞行过程中用于轨道测量的外测数据主要包含以下几类: 1) 地面雷达及微波统一测控系统^[4-5]的测量数据: 测量元素主要有测距、测角

(方位角、仰角)、距离变化率(有时又称测速)等多类参数, 以及深空设备^[6]的距离和、距离和变化率等数据; 2) 光学设备测角数据; 3) 中继卫星四程测距^[7]数据; 4) 甚长基线干涉测量数据^[8](Very Long Baseline Interferometry, VLBI); 5) 星间外测测量数据等。

这些不同类别的外测数据在实际的传输格式(测量设备与处理中心之间的传输规定)、测量量等方面均存在着较大差异。合理地设计外测数据处理软件的架构, 并进行并行化处理等就成为多任务、大数据量下外测处理软件设计的重要内容。

同时,由于外测数据的实时处理过程有着明显区别于事后处理的一些特点,因而需要建立与实时处理要求相适应的各类算法。

针对这些问题,本文建立了一种强实时性的处理框架,并对其关键处理算法进行了阐述。

1 外测数据实时处理特点与内容

航天器外测数据实时处理软件需要对火箭发射、轨道转移与在轨运行、再入返回或天体着陆等多种不同场景下的各种类型外测测量数据进行处理,这就对外测实时处理软件的设计与实现提出了较高要求。

1.1 外测实时处理软件特点

航天器外测数据实时处理软件具有以下特点:

1) 强实时性:出于对航天器飞行状态监视的需要,外测实时处理软件需要在短时间内快速完成观测数据的处理工作。

2) 高可靠性:外测实时处理软件必须有强可靠性^[9],不能因某些数据的异常等问题导致软件的非正常退出,从而影响其他数据的处理。

3) 大数据量:软件可能同时要处理多个航天器、多台设备的1 s多帧的测量数据,必须具备大数据量处理能力。

4) 长期自动化运行:外测数据实时处理软件常常需要服务于航天器整个寿命过程,需要其具有较高的适应能力和自动化运行能力。

5) 数据处理差异性:外测数据包含测距、测角、测速,及其他多种类型的测量元素,这些元素的处理要求有着较大差异。

1.2 数据处理内容

航天器外测数据实时处理的主要内容有:

1) 数据接收与解算:实时接收各种类型外测测量数据,按照对应数据的传输格式及处理方法进行数值解算。

2) 数据检择:主要进行数据的设备状态码检验、合理性检验^[10]与野值剔除^[11]等。

3) 测距解模糊:当跟踪目标距离超出设备的

最大无模糊距离时,需要利用卫星星历或轨道数据等对距离量进行解模糊^[12]处理,以得到正确的值。

4) 数据修正:完成地面设备距离零值修正、测角轴系误差修正、卫星应答机零值修正等。

5) 时标修正:根据测量数据时标对应的时刻对测距、测角、测速进行空间传播时延修正,测速数据还包含积分时间修正,以及深空三向测距的钟差^[13]修正等。

6) 电波折射修正:电波在目标和测控站之间传播时,由于穿过大气层的不均匀介质,使电波传播路径发生弯曲,而且是非匀速的传播,使得观测量出现折射误差。大气折射效应对无线电波的角度、距离、速度等测量值都会带来误差,电波折射修正主要完成此类修正处理,它包含了对流层^[14]、电离层^[15]等多类型的修正处理。

7) 数据平滑处理:测量数据帧频较大时,有时需要利用多帧数据平滑处理出单帧数据,达到减少数据量的目的。

8) 拼帧处理:有些应用场合需要将测距、测角、测速等不在同一帧的数据拼接成一帧数据(例如有的定位算法需要将火箭跟踪的测距与测角数据一起使用来计算出其位置信息)。

9) 数据记录与发送:将处理后的结果按规定接口发送给其他软件,并完成必要的数据记录。

2 并行处理设计

外测数据实时处理软件具有数据量大、类型复杂、实时性及可靠性要求高等特点,同时不同类型的数据在处理内容上有较大差异,为此本文将综合采用多线程与多进程相结合的方式实现并行化的设计与处理。

2.1 软件架构设计

为简化软件开发,以及方便后期的维护和扩展,将处理软件划分为公共服务层、基础实现层、处理部件层、应用层等多个不同层级,如图1所示。

公共服务层主要实现一些底层的公用服务,包括消息通信、日志服务、线程、数据及轨道动力学算法等,该层部件以动态链接库的形式提供给

上层软件调用。其中,数据及轨道动力学算法库实现了各类坐标系的转换、轨道外推计算、时间转换、测站观测量计算、轨道摄动力计算、矢量及矩阵运算、插值算法、积分算法、方程组求解方法、数据拟合算法、数值统计算法等。

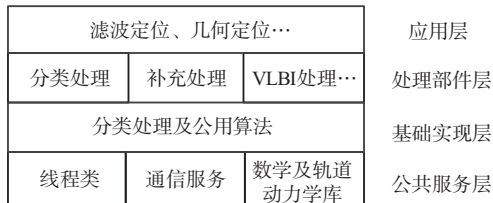


图1 外测软件的层次结构设计

在公共服务层基础上,外测处理基础实现层完成了各类型外测数据的主要处理过程实现。由于不同地基设备、天基测量、移动测量设备的数据传输类型不一致、所包含的测量量不尽相同、处理要求不同,因而需要实现不同的处理过程。本基础实现层即对每种不同类型的数据分别提供不同的算法及处理线程实现,以供外测处理部件层的各软件调用。

处理部件层为实际的可执行软件层。外测数据处理软件系统在逻辑结构上划分为数据分类处理软件、数据补充处理软件、VLBI处理软件、深空外测处理软件等多个可执行部件。可根据处理需要为不同的航天器创建不同的部件执行映像,实现各航天器数据的并行处理。

数据分类处理软件实时接收各类外测原始数据、航天器时间信息等,根据配置信息设置为各设备信源及数据类型的组合动态创建处理对象(各对象为一个处理线程,如图2所示),并将外测原始数据分发给相应的处理对象进行分类处理。该软件同时接收航时等公用信息,维护一个公用信息共享内存,以加锁的方式供各处理线程并发访问。

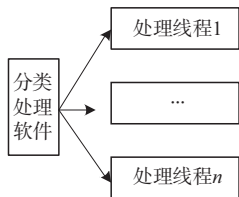


图2 分类处理软件线程示意图

数据补充处理软件实时接收测元不在同一帧的部分分类处理结果数据(有的数据类型处理完

后可直接打包发送),进行拼帧处理及电波折射等修正后,将结果数据打包发送出去。

雷达及统一测控系统等普通类型外测观测数据在各软部件间的流动如图3所示。

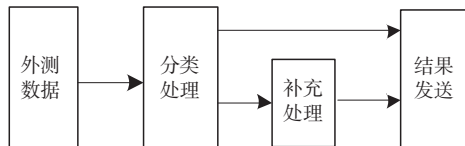


图3 雷达数据处理流程

VLBI处理、深空数据处理等其他类复杂类型数据的处理部件主要完成一些专用类型数据的处理工作。

应用层主要是各类外测数据实时处理结果的应用计算软件,例如各类定位计算等。

2.2 分类处理及数据映射

对各类测量数据的处理方法库实现了指定类型数据的解析、处理流程、打包发送、线程创建与运行等方法。同一类的或相似的测量数据只需设计一种处理方法库,在调用软件的配置信息中设置有各类测量数据与处理方法库的映射关系,如其中一个记录{type1, lib1.so;}就表示了类型type1与处理方法库lib1.so之间的映射。

各种处理方法库从统一的处理方法基类继承,并重载必需的处理函数。

2.3 数据帧结构设计

为了满足不同的应用场合,软件对雷达与统一测控设备的处理结果设计了两类结果帧格式,一类是非拼帧格式,另一类是拼帧结果格式。

拼帧格式的结果帧包含的数据内容有:测量设备编码、数据类型编码、测距、方位角、仰角、测距变化率值、收端时标、数据时标、数据有效位、站址坐标等信息。

其中,使用了1个字节的8个比特位表示各个测量元素的有效性,如图4所示。

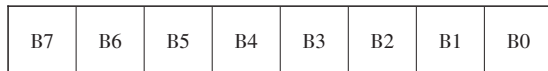


图4 比特位示意图

定义B0位表示测距有效性;B1位表示方位角有效性;B2位表示仰角有效性;B3位表示测距变化率的有效性;B4位表示测距类型:单程测距、双程测距等;B5位表示测速类型:测距变化率、距离和变化率等;B6~B7位用于扩展其他测量元素的表示。B1~B3比特位初始化赋值为0,当同时满足下列条件时在处理结果中将对应比特位的值置为1(代表相应值有效):1)一帧测量数据中有相应的测量元素;2)测量元素的值在事先给定的值域范围内;3)设备状态码校验有效。

相对拼帧格式,非拼帧格式的结果中仅包含一种或几种测量元素(测角帧一般同时包含方位角、仰角)。

中继星四程距离和数据、VLBI时延、时延率,赤经、赤纬等其他类外测数据采用单独的帧格式传输。

2.4 信息维护

软件以加锁的方式维护了包括航天器的名称、状态信息、精密轨道等各类公用信息。

软件单独使用一个线程外推出每秒钟的卫星星历数据,并保存到缓冲区中,供各设备的处理线程解模糊时使用。当维护线程检测到定轨结果更新时,清除缓冲区,重新存储星历数据。

2.5 特殊类型数据的处理

深空数据处理部件需要适应距离和数据、双向测量、三向测量等不同测距类型,适应单向、双向、三向等深空测速数据,并完成必要的修正处理和拼帧处理等。

为便于应用层软件使用,软件内部定义了统一的深空数据输出帧格式,其在主要测元量基础上,增加了信号发端站坐标、发端时间、信号收端站坐标、收端时间,以及测元类型等信息。信号收端和发端的时标可通过迭代算法计算得出^[10]。当收端站与发端站一致时,三向测量^[10]即变为双向测量。

同样中继四程测距处理软件除必须的修正处理外,也需要加上跟踪站坐标、中继星当前瞬时坐标(经纬高等,由中继星轨道外推获得当前帧历元处的坐标数据)等,同时利用各个中继星的轨道外推结果完成测距的解模糊处理。VLBI测量数据处理软件除必要的处理外,也需要增加其基线两端

站的瞬时坐标等。

2.6 常驻运行模式

外测实时处理软件调度执行的一种传统方式是通过测控计划进行启停管理,但由于一些近地卫星运行圈次和测站跟踪计划切换较为频繁,而且多任务并行处理时各任务跟踪测控方式也不尽相同,采用这种方式会为操作带来诸多不便,且启停时可能造成数据处理的中断。

为解决这一问题,此处设计了“常驻运行”模式,即外测实时处理软件启动后将持续运行;同时软件将卫星中与具体跟踪弧段和测控事件有关的参数分离出来,通过共享内存方式来实时监视这些参数的变化,进而确定跟踪弧段和跟踪计划是否变化。一旦发生变化,实时处理软件执行相应的初始化操作,更新相关参数,创建有关设备测量数据的处理对象。

考虑到不同时段可能使用不同的设备进行航天器的跟踪测量,故采用常驻模式运行时如果不能合理管理所生成的处理线程,可能造成某些线程成为“僵尸”线程。为此软件在检索到某个处理线程已经长时间不处理数据,会将其销毁,以释放相应的资源。

此种常驻运行模式支持跟踪弧段和测控计划的无缝切换,满足了数据处理的连续性要求,在该模式下可实现处理软件的“自动运行、无人职守”。

它的优点主要体现在以下几个方面:

实现了卫星跟踪测控中外测数据实时处理软件的不间断运行,在跟踪弧段和跟踪计划切换时,数据实时处理工作不受影响,从而实现了“无缝”的切换,有效地避免了数据丢失等问题的发生。

该模式能够保证在各类情况下实时数据处理的连续性,为事后采集数据进行轨道确定和各类飞控计算带来了较大方便。

使用该模式后,软件只在卫星环境建立过程中启动一次,整个生命期间将持续运行,工作时不再需要受跟踪计划和跟踪弧段约束。这在很大程度上简化了相关的操作,显著地提高了工作效率。

在该模式下,可根据环境需要进行灵活配置,满足不同类型航天器的跟踪测控需求,具有很强的适应性和灵活性。

3 实时处理关键算法

3.1 一种基于增量累加的新型解模糊算法

测控设备的测量距离与其信号发射频率是相关的。受精度限制,测控设备的可测距离(即最大无模糊距离)是有限的,当跟踪目标超越最大无模糊距离时,就会产生一个求解真实距离的问题,此过程称作测距解模糊。

设 t 时刻测距值为 R_t , 设备最大无模糊距离为 $R_{\max}$, 计算的模糊整周数为 N_t , 则解模糊后的测距值 $\hat{R}_t$ 应为

$$\hat{R}_t = R_t + N_t \times R_{\max} \quad (1)$$

整周数 N_t 计算时需要采用轨道或星历数据外推出测量设备的理论测量值 R_c , N_t 的计算方法为:

当 $|R - (R_c \bmod R_{\max})| < R_{\max}/2$ 时, N_t 取为 $\text{int}(R_c/R_{\max})$;
 当 $|R - (R_c \bmod R_{\max})| > R_{\max}/2$ 且 $R > (R_c \bmod R_{\max})$ 时, N_t 取为 $\text{int}(R_c/R_{\max}) - 1$;
 当 $|R - (R_c \bmod R_{\max})| > R_{\max}/2$ 且 $R < (R_c \bmod R_{\max})$ 时, N_t 取为 $\text{int}(R_c/R_{\max}) + 1$ 。

其中, $\bmod$ 表示取余数运算, $\text{int}()$ 表示取整运算。

考虑到长时间大范围机动过程中,采用轨道外推整周数方法进行实时解模糊处理时,有时可能出现整周数计算错误的情况,为此,本文同时提供了另一种实时解模糊算法,即增量累加算法。

设 $t_0, t_1, \dots, t_n$ 时刻的设备距离数值依次为 $R_0, R_1, \dots, R_n$ ($0 < R_i < R_{\max}$, $i = 0, 1, 2, \dots, n$)。

定义各点的增量为

$$\begin{aligned} \Delta r_1 &= R_1 - R_0, \Delta r_2 = R_2 - R_1, \dots, \\ \Delta r_n &= R_n - R_{n-1} \end{aligned} \quad (2)$$

考虑到整周数的变化,将上述增量在此基础上修订为

$$\Delta r_i = \begin{cases} \Delta r_i + R_{\max}, & \Delta r_i < -\frac{R_{\max}}{2} \\ \Delta r_i, & -\frac{R_{\max}}{2} < \Delta r_i < \frac{R_{\max}}{2}, i = 1, 2, \dots, n \\ \Delta r_i - R_{\max}, & \Delta r_i > \frac{R_{\max}}{2} \end{cases} \quad (3)$$

定义增量累加值为

$$\begin{aligned} \nabla_1 &= \Delta r_1 \\ \nabla_2 &= \Delta r_1 + \Delta r_2 = \sum_{i=1}^2 \Delta r_i = \Delta r_2 + \nabla_1 \\ &\vdots \\ \nabla_n &= \Delta r_1 + \Delta r_2 + \Delta r_3 + \dots + \Delta r_n = \sum_{i=1}^n \Delta r_i = \Delta r_n + \nabla_{n-1} \end{aligned} \quad (4)$$

则采用增量累加法解模糊处理后的实测距离 $\hat{R}_0, \hat{R}_1, \dots, \hat{R}_n$ 依次为

$$\begin{aligned} \hat{R}_0 &= R_{\max} \times N_0 + R_0 \\ \hat{R}_1 &= R_{\max} \times N_0 + R_0 + \nabla_1 \\ &\vdots \\ \hat{R}_n &= R_{\max} \times N_0 + R_0 + \nabla_n \end{aligned} \quad (5)$$

该方法受异常数据干扰后,仅影响当前数据的解模糊计算,而不会影响到后面的数据,因而稳定性较好。

增量累加法初始化时,先采用传统方法连续计算几点(如取 10 点)的整周数,如果判断出这些点的整周数相同,则选定该值为初始整周数,增量累加法转入正常运行状态。

当数据中断后,增量累加法需恢复初始状态。

3.2 基于三次多项式及三角函数转换的插值算法

外测数据的测距、测角、测速等数据由于采集及预处理等方面的原因,其数据时标常常存在差异,实时处理中经常需要进行时标的插值对齐操作,工程上多采用多项式插值^[17]、滤波平滑等方法进行时标的对齐处理。

插值处理时,需注意以下几点:1) 时标的跨天处理;2) 方位角“过北”^[17]的处理;3) 角度插值的精度问题,如图 5 所示“过顶”附近的插值,本软件的解决方法之一是采用三角函数转换测量后进行插值计算^[17]。



图 5 “过顶”现象及插值误差示意
方位角的“过北”和角度插值精度问题本质上

都是由于测量角度在数值上的不连续性造成,为此,本软件的解决方法是采用三角函数转换测量后进行插值计算,最后反解出角度的方法。

如对某类角度序列 $\{t_1, a_1\}, \{t_2, a_2\}, \{t_3, a_3\} \dots$,要插值 t 时刻的值,可利用角度的正弦函数与余弦函数的连续性来解决。具体地,先对 $\{t_1, \sin(a_1)\}, \{t_2, \sin(a_2)\}, \{t_3, \sin(a_3)\} \dots$ 序列插值出 t 时刻的值 y_1 ,再对 $\{t_1, \cos(a_1)\}, \{t_2, \cos(a_2)\}, \{t_3, \cos(a_3)\} \dots$ 序列插值出 t 时刻的值 y_2 ,则可计算出 t 时刻的角度值为 $y(t) = \text{atan2}(y_1, y_2)$,说明一下,此处的 atan2 为C++语言中的反正切函数,表示值域在 $[-\pi, \pi]$ 之间的反正切计算。

对某一类型数据的插值计算可采用多项式拟合的方法进行,为了达到较好的插值精度,本软件计算时使用三次或二次多项式进行插值处理。

3.3 时间实时性和数据完整性优先准则下的多缓冲搜索拼帧算法

由于有些应用层计算软件需要将测距、测角、测速等不同测量元素放在同一帧中,形成测元完备^[16]的观测数据,此时往往需要将各种不同类型数据拼接成测元完备的数据帧,此即拼帧处理。

拼帧处理可采用两种合成准则:

1) 数据完整性优先合成准则,即将几种数据收集完成后,再拼帧输出,优点是每帧数据都包含完整信息,缺点在于某一类数据中断或延迟会导致整帧的中断或延迟,实时性较差。

2) 数据实时性优先合成原则,将实时性作为首要考虑因素,可直接将一种或几种数据合成一帧,此方法的缺点是有些帧的信息可能不完整。

本软件采用兼顾两类合成准则的超时合成策略,预先设置一定的时间限制,在限定时间内采用数据完整性合成准则,超时时采用实时性优先合成准则。

拼帧时的处理算法为:为同一设备的每一类数据设置一个单独的缓冲区(如图6所示),当新数据到来后,先按时间顺序插入相应的缓冲区中,然后遍历一次缓冲区,查找时标相同的数据,拼帧完成后将相应数据弹出缓冲区。

为防止缓冲区无限制增大及影响处理效率,

软件对各缓冲区的最大长度进行了限制(如最大保存10 s的数据)。

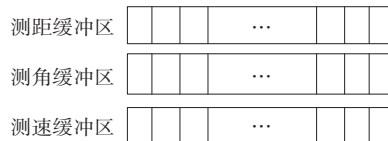


图6 数据拼接缓冲区示意图

3.4 电波折射修正算法

电磁波通过对流层时传播速度将发生变化,路径也将产生弯曲,此现象称作对流层折射效应。在天顶方向,对流层引起的距离折射误差可达2~3 m,在3°仰角时,可达30~40 m。对流层延迟包括干燥大气附加延迟、湿润大气或水蒸气效应影响等。

软件提供了映射函数法^[14]、球面分层模型^[14]等算法来实现对流层折射效应的修正。

电磁波穿越电离层时,信号的路径会发生弯曲,传播速度变化,由此产生的偏差称作电离层折射误差^[18-19]。电离层电子密度是求解电波路径延迟的关键,它与地理位置、地方时、太阳辐射强度、季节等因素有关。电离层具有散射性、互补性、瞬息万变等特点。

本软件提供了基于电离层格网模型^[18-19]、Klobuchar模型^[18-19]等的电离层修正算法。

3.5 基于最小二乘的多点数据平滑算法

外测数据的测量帧频可能较大,为了剔除数据中的野值或减少数据量,有时需要使用多点数据平滑算法计算出一点数据。此处采用基于多项式拟合和最小二乘估计的方法来实现多点平滑处理。

具体做法为,对多点测量数据序列 $y_i, (i = 1, \dots, m)$,使用 $f(t_i) = a_n t_i^n + a_{n-1} t_i^{n-1} + \dots + a_0$ 多项式进行拟合(一般取二次或三次多项式),采用最小二乘^[20]算法计算出拟合系数 $a_k, (k = 0, \dots, n)$,使得 $y_i - f(t_i)$ 的平方和最小即可,这样就可得到一次处理后的多项式拟合值。

然后可继续对样本序列点的均值 $\bar{y}$ 和方差 σ_y 进行统计,定义每一点的拟合残差为 $\varepsilon_i = y_i - f(t_i)$,当 $|\varepsilon_i| > 3\sigma_y$ 时可认为该点在本次迭代计算中为不

合理值,予以舍弃。进而使用余下的点重新进行多项式最小二乘拟合,然后再次对所有点进行 3σ 野值剔除(有些点在不同的多项式下可能不一定当成野值)。这样经过多次反复迭代后,即可得到多点数据中心平滑后的值。

4 结束语

本文介绍了一种外测数据实时并行处理软件的设计思路及其实时处理的关键算法,该软件的主要特点如下:

1) 联合采用多进程加多线程的方式进行了并行化处理实现,便于多任务大数据量下的并行处理;

2) 采用常驻模式实现了全过程自动化运行;

3) 采用了多种强实时性算法适应各种不同场景下的数据处理需求;

4) 所提出的基于增量累加的新型解模糊算法解决了大范围机动过程中的解模糊难题。

应该看到,实时性要求下的外测数据处理软件及处理算法有很多不同于事后处理的地方,下一步还需在精细化处理等方面进行不断完善。

参考文献:

- [1] 涂国勇,刘利军,朱时银,等.外测数据融合准则及最优权值计算方法[J].测控技术,2020,39(11):39-44.
- [2] 朱丹,秦刚.一种提高外测数字引导准确性的系统工程方法[J].遥测遥控,2019,40(2):57-62.
- [3] 吴金美,侯亚威,李永刚,等.船载外测数据的实时检择方法[J].电讯技术,2017,57(12):1457-1463.
- [4] 石启亮,李强,曾俊康.船载统一载波测控系统基带实时可视化综合监视系统软件设计[J].计算机测量与控制,2020,28(4):7-10.
- [5] 何谦,刘洋,戴超,等.S频段统一测控雷达健康故障诊断系统的设计[J].计算机测量与控制,2019,27(4):60-63.
- [6] 柯影,李大鹏,曹灿,等.深空探测网自动化运行管理研究[J].无线电工程,2021,51(7):573-579.
- [7] 王重阳,李心怡,熊亮,等.月球四程中继测量模式定轨定位方法研究[J].深空探测学报(中英文),2022,9(6):589-595.
- [8] 孙焱,张波,舒逢春.地球卫星VLBI观测研究进展[J].天文学进展,2019,37(1):45-60.
- [9] 朱丹,孙君亮,童艳.高可靠飞行器外测实时处理软件关键技术研究[J].遥测遥控,2018,39(5):21-26.
- [10] 谈鹏,李恒年,李志军.应用三向测量数据的深空探测器实时滤波定位算法[J].航天器工程,2015,24(2):21-26.
- [11] 曹俊武,胡志群.多普勒天气雷达与风廓线雷达测风比较[J].雷达科学与技术,2013,11(6):605-610.
- [12] 李坤坤,曹锐,胡亚雄.一种弹道外测数据的野值处理方法[J].火力与指挥控制,2021,46(6):145-148.
- [13] 秦万治.相位干涉仪解模糊测量算法优选分析[J].电子信息对抗技术,2019,34(4):17-22.
- [14] 王丹,谈鹏.对流层经验映射函数模型精度分析[J].无线电工程,2020,50(8):666-671.
- [15] 杨超如,陈建文,鲍拯.天波雷达电离层相位污染模式认知与分析[J].雷达科学与技术,2019,17(1):37-43.
- [16] 谈鹏,李恒年,张定波,等.基于多元非完备信息的实时滤波定轨方法[J].飞行力学,2014,32(3):283-288.
- [17] 谈鹏,王丹.基于多项式插值的外测数据拼帧及平滑问题研究[J].无线电工程,2017,47(7):20-24.
- [18] 于耕,郝俊,赵龙.基于分片线性插值的北斗格网电离层延迟问题[J].科学技术与工程,2018,18(26):141-146.
- [19] 薛凯敏,刘瑞华,王剑.基于北斗GEO的电离层延迟修正方法比较与分析[J].全球定位系统,2018,43(2):33-39.
- [20] 刘洪志,刘莉鑫.非线性最小二乘在工程测量坐标系转换中的应用[J].测绘与空间地理信息,2023,46(4):186-188.

作者简介:



谈鹏 男,1979年出生,陕西丹凤人,硕士,高级工程师,主要研究方向为航天器测量数据处理及轨道动力学。

基于BLUE的雷达/红外异步融合算法研究

盛 琥¹, 汪海兵²

(1. 中国电子科技集团公司第三十八研究所, 安徽合肥 230088; 2. 国防科技大学电子对抗学院, 安徽合肥 230037)

摘要: 多传感器融合是提高态势感知能力的重要手段。为提高探测能力,将雷达和红外传感器组网,各传感器独立工作,在统一调度下,完成探测、跟踪、识别任务。研究该系统的雷达/红外数据融合算法,针对传感器异步探测特点,采用观测驱动的融合跟踪方法:雷达探测到目标时,采用基于状态预测的改进BLUE(Best Linear Unbiased Estimation)滤波,通过方位预测的辅助,减小测角误差非线性效应,提高跟踪性能;红外探测到目标时,基于方位预测和斜距观测,构造新的转换量测模型,实现基于不完备观测的修正BLUE滤波器。理论分析和仿真证明:所述雷达/红外数据融合方法,在不同传感器布局下都具备更优的综合性能,其设计思想可解决其他类似的多传感器融合问题,有较好的应用推广潜力。

关键词: 多传感器数据融合; 非线性滤波; 最佳线性无偏估计; 卡尔曼滤波

中图分类号: TN953

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0575-06

Asynchronous Fusion Algorithm Research Based on BLUE for Netted System of Radar/IR Sensors

SHENG Hu¹, WANG Haibing²

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

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

Abstract: Multi-sensor fusion plays an important role in situation awareness improvement. To improve detection ability, a radar/infrared netted system is proposed. All sensors work independently, and accomplish detection, tracking, and recognition tasks under unified schedule. For radar target tracking, an improved BLUE (Best Linear Unbiased Estimation) filter is presented, which enhances tracking ability by decreasing azimuth estimation error. For infrared target tracking, a modified BLUE filter is presented, which solves the bearing-only target tracking problem. Theoretic analysis and numeric results verify that the proposed approach exhibits improved tracking performance and computational advantage over others in different sensor geometries. The architecture design can be used to solve other multi-sensor fusion problems, so this scheme is worth further development and promotion.

Key words: multi-sensor data fusion; nonlinear filtering; best linear unbiased estimation; Kalman filter

0 引言

多传感器数据融合是当前研究的热点。以常见的雷达/红外数据融合为例,雷达探测距离远,单次观测就能定位目标,且具备全天候工作能力,但容易被反辐射武器打击;红外传感器不辐射信号,抗毁性强,测角精度高,但探测范围小,且无法测距,需要在其他传感器引导下发现目标。两种传感器组网,在中心统一调度下,对目标协同探测,信息融合,可实现优势互补、协同增效。由于两种传感器的观测模型不同,探测时间不同步,红外传

感器数据更新率远高于雷达,因此该组网系统面临两个问题:一是如何基于不同传感器观测,估计目标状态,即非线性滤波问题;二是如何保证跟踪精度和实时性。

传统非线性方法包括扩展 Kalman 滤波(Extended Kalman Filter, EKF)、粒子滤波^[1](Particle Filter, PF)、容积 Kalman 滤波^[2](Cubature Kalman Filter, CKF)或无迹 Kalman 滤波(Unscented Kalman Filter, UKF)、转换量测 Kalman 滤波^[3](Converted Measurement Kalman Filter, CMKF)等。上述方法中, EKF 计算量最小,但鲁棒性差; PF、UKF、CKF

精度高,但计算量大,实用性差。CMKF实现简单,且兼顾精度和计算量,因此应用较广。CMKF中最具代表性的滤波方法是BLUE(Best Linear Unbiased Estimation),相比EKF,它的鲁棒性好;相比采样类滤波方法(CKF、UKF、PF),它的计算量小,因此在实用中受到重视,相关研究较多。其应用从常规目标跟踪,拓展到多普勒目标跟踪、只测角目标跟踪、机动目标跟踪等方面,在诸多场景得到应用^[4-9]。基于以上分析,在雷达/红外组网系统中,应用基于BLUE的异步融合算法跟踪目标。

1 基于BLUE的雷达/红外组网系统

BLUE滤波是CMKF中的代表性算法。CMKF将非线性观测转换为直角坐标系内的伪线性表达,推导转换量测统计特性后,在Kalman滤波架构下完成状态估计。目前已有嵌套CMKF、基于量测的CMKF、去相关CMKF和BLUE等多种算法,在多普勒目标跟踪、相控阵雷达目标跟踪中得到验证。BLUE滤波相比其他方法,精度高、计算量小,没有Kalman滤波的诸多限制,因此受到关注。

BLUE算法假设目标状态满足线性条件。

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{F}_{k/lk-1} \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{w}_k \quad (1)$$

$\mathbf{x}_k$ 是 k 时刻状态,过程噪声 $\mathbf{w}_k \sim N(0, \mathbf{Q}_k)$, $\mathbf{F}_{k/lk-1}$ 是状态转移矩阵。

假设目标状态先验估计 $\hat{\mathbf{x}}_0$ 和误差协方差矩阵 $\mathbf{P}_0$ 已知,BLUE滤波器有如下递归形式^[6]:

第一步预测 k 时刻目标状态 $\bar{\mathbf{x}}_k$ 和协方差阵 $\bar{\mathbf{P}}_k$ 。 $\hat{\mathbf{x}}_{k-1}$ 和 $\mathbf{P}_{k-1}$ 是 $k-1$ 时刻状态估计及协方差阵。

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}_k = \mathbf{F}_{k/lk-1} \hat{\mathbf{x}}_{k-1} \\ \bar{\mathbf{P}}_k = \mathbf{F}_{k/lk-1} \mathbf{P}_{k-1} \mathbf{F}_{k/lk-1}^T + \mathbf{Q}_k \end{cases} \quad (2)$$

第二步计算转换量测误差 $\tilde{z}_k$ 和滤波增益因子 $\mathbf{K}_k$ 。 z_k 是 k 时刻转换量测, $\bar{z}_k$ 是对 z_k 的预测。 $\text{cov}(\tilde{\mathbf{x}}_k, \tilde{z}_k)$ 是预测误差 $\tilde{\mathbf{x}}_k$ 和 $\tilde{z}_k$ 的协方差阵, $\mathbf{S}_k$ 是 $\tilde{z}_k$ 的协方差阵。

$$\begin{cases} \tilde{z}_k = z_k - \bar{z}_k \\ \mathbf{K}_k = \text{cov}(\tilde{\mathbf{x}}_k, \tilde{z}_k) \mathbf{S}_k^{-1} \end{cases} \quad (3)$$

第三步估计目标状态 $\hat{\mathbf{x}}_k$ 和协方差阵 $\mathbf{P}_k$ 。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_k = \bar{\mathbf{x}}_k + \mathbf{K}_k \tilde{z}_k \\ \mathbf{P}_k = \bar{\mathbf{P}}_k - \mathbf{K}_k \mathbf{S}_k \mathbf{K}_k^T \end{cases} \quad (4)$$

上述过程递归进行,完成目标状态持续更新。

可见,BLUE滤波的关键是构建转换量测 z_k ,并在线估计 $\bar{z}_k$ 、 $\mathbf{S}_k$ 和 $\text{cov}(\tilde{\mathbf{x}}_k, \tilde{z}_k)$ 等参数。

雷达/红外组网系统以指控中心位置为参考原点,估计目标状态;中心和传感器位置不同,各传感器的录取时刻和观测维度也不同,因此雷达和红外传感器需要采用不同的BLUE滤波器,异步融合跟踪目标,具体步骤如下:

1) 基于多帧雷达观测和目标运动特性,建立多个暂时航迹(可能的目标航迹)。

2) 定期检查暂时航迹,判断其是否满足起始条件,满足条件转到步骤3,将暂时航迹转为稳定航迹,否则继续维护暂时航迹。

3) 基于暂时航迹的历史观测,粗略估计目标初始状态,建立航迹。

4) 如果雷达录取的点迹与航迹关联,采用改进BLUE滤波器,更新该航迹;如果红外传感器录取的点迹与航迹关联,采用修正BLUE滤波器,更新该航迹。

5) 定期检查航迹,如果航迹连续多帧录取不到点迹,判断目标消失,删除该航迹。

下面针对步骤4的航迹更新部分,介绍改进BLUE滤波器和修正BLUE滤波器的实现。后续推导中,以中心位置为原点,雷达坐标 $[X_1 \ Y_1]$,红外传感器坐标 $[X_2 \ Y_2]$,目标状态向量为 $[x \ \dot{x} \ y \ \dot{y}]^T$ 。雷达观测为斜距 $r_{m,1}$ 和方位 $\theta_{m,1}$,红外传感器观测为方位 $\theta_{m,2}$ (下标1表示雷达观测,下标2表示红外观测)。

2 改进BLUE滤波算法

雷达观测为斜距 $r_{m,1}$ 和方位 $\theta_{m,1}$,观测与真值的关系为

$$r_{m,1} = r + \tilde{r}_{m,1}, \quad \theta_{m,1} = \theta + \tilde{\theta}_{m,1} \quad (5)$$

观测噪声符合高斯分布 $\tilde{r}_{m,1} \sim N(0, \sigma_{r,1})$, $\tilde{\theta}_{m,1} \sim N(0, \sigma_{\theta,1})$ 。传统雷达的转换量测模型如下:

$$z_{k,1} = r_{m,1} \begin{bmatrix} \cos \theta_{m,1} \\ \sin \theta_{m,1} \end{bmatrix} \quad (6)$$

当斜距和方位误差的乘积变大时,基于该模型的BLUE滤波器性能变差。原因如下:将式(5)展开

$$z_k = (r + \tilde{r}_{m,1}) \begin{bmatrix} \cos \theta \cos \tilde{\theta}_{m,1} - \sin \theta \sin \tilde{\theta}_{m,1} \\ \sin \theta \cos \tilde{\theta}_{m,1} + \cos \theta \sin \tilde{\theta}_{m,1} \end{bmatrix} \quad (7)$$

转换量测包含 $\tilde{r}_{m,1}$ 、 $\cos \tilde{\theta}_{m,1}$ 和 $\sin \tilde{\theta}_{m,1}$ 三个误差源。测距误差 $\tilde{r}_{m,1}$ 相对距离 r 是微量,对精度影响很小; $\sin \tilde{\theta}_{m,1} \approx \tilde{\theta}_{m,1}$, $\sin \tilde{\theta}_{m,1}$ 与 $\tilde{\theta}_{m,1}$ 近似线性;而 $\cos \tilde{\theta}_{m,1} \approx 1 - \tilde{\theta}_{m,1}^2/2$, $\cos \tilde{\theta}_{m,1}$ 与 $\tilde{\theta}_{m,1}$ 是非线性关系,破坏了BLUE滤波器的线性量测假设,影响滤波性能。因此改进转换量测模型为如下形式:

$$z_{k,1} = r_{m,1} \begin{bmatrix} \cos \theta_{f,1} \\ \sin \theta_{f,1} \end{bmatrix} \quad (8)$$

方位估计 $\theta_{f,1}$ 是方位观测 $\theta_{m,1}$ 和方位预测 $\theta_{p,1}$ 的加权和,表达式如下:

$$\theta_{f,1} = (1 - \alpha_{k,1})\theta_{p,1} + \alpha_{k,1}\theta_{m,1}, 0 \leq \alpha_{k,1} \leq 1 \quad (9)$$

显然当加权系数 $\alpha_{k,1} < 1$ 时, $\theta_{f,1}$ 精度高于 $\theta_{m,1}$ 。设 k 时刻目标真实状态 $[x \ \dot{x} \ y \ \dot{y}]^T$, 状态预测 $[\bar{x} \ \bar{\dot{x}} \ \bar{y} \ \bar{\dot{y}}]^T$, 方位预测 $\theta_{p,1}$ 表达式为

$$\theta_{p,1} = \text{tg}^{-1} \left(\frac{\bar{y} - Y_1}{\bar{x} - X_1} \right) \quad (10)$$

目标真实状态未知,因此方位预测的方差近似为

$$\delta_{\theta,1}^2 \approx \frac{(\bar{x} - X_1)^2 \bar{P}_k(3,3) + (\bar{y} - Y_1)^2 \bar{P}_k(1,1) - 2(\bar{x} - X_1)(\bar{y} - Y_1) \bar{P}_k(1,3)}{[(\bar{x} - X_1)^2 + (\bar{y} - Y_1)^2]^2} \quad (11)$$

$\bar{P}_k(i,j)\{i,j=1,\dots,4\}$ 表示 $\bar{P}_k$ 第 i 行、第 j 列的元素。

改进BLUE的核心问题是求解加权系数 $\alpha_{k,1}$ 。求解时,为保证滤波鲁棒性,有以下两个约束:

约束1:在垂直雷达视线方向(切向),方位观测误差要远大于方位预测误差;

约束2:在沿着雷达视线方向(径向),观测项误差要远大于预测项误差。

约束1的理由是:公式(8)中,雷达切向误差由方位观测误差和方位预测误差组成,由于BLUE滤波相关参数(S_k 、 $\bar{z}_k$ 等)是用预测值近似估计的,方位观测误差要远大于预测误差(即预测比观测准确),才能准确估计出 S_k 和 $\bar{z}_k$ 。通过 $\alpha_{k,1}$ 调节方位观测 $\theta_{m,1}$ 在方位估计 $\theta_{f,1}$ 中的比重,避免切向滤波发散。

约束2的理由是:公式(8)中,雷达径向误差由观测项误差(与观测相关)和预测项误差(与预测

相关)组成。BLUE滤波器相关参数没有闭式解(是用位置预测近似得到),通过 $\alpha_{k,1}$ 调节观测项误差在径向误差的比重,避免径向滤波发散。

约束1的数学表达式为

$$\alpha_{k,1}^2 \sigma_{\theta,1}^2 \geq \kappa \delta_{\theta,1}^2 \quad (12)$$

κ 是放大倍数,取值不小于6,即 $\alpha_{k,1} \tilde{\theta}_{m,1}$ 方差数倍于 $\tilde{\theta}_{p,1}$ 的方差,以保证滤波稳健性。

约束2的数学表达式推导如下:

图1所示的雷达中心极坐标系中,真值向量 $v_0 = [r \ \theta]^T$, 预测向量 $v_1 = [r + \tilde{r}_{p,1} \ \theta + \tilde{\theta}_{p,1}]^T$, 观测向量 $v_2 = [r + \tilde{r}_{m,1} \ \theta + \tilde{\theta}_{f,1}]^T$, v_2 与 v_1 的差在 v_0 的投影用 $\tilde{\varepsilon}$ 表示, $\tilde{\varepsilon}$ 近似为

$$\tilde{\varepsilon} \approx r_{m,1} \cos \tilde{\theta}_{f,1} - r_{p,1} \cos \tilde{\theta}_{p,1} = \tilde{r}_{m,1} \cos \tilde{\theta}_{f,1} + r(\cos \tilde{\theta}_{f,1} - 1) - \tilde{r}_{p,1} \quad (13)$$



图1 观测向量、预测向量和真值向量示意图

近似时,假设方位预测误差远小于方位估计误差。 $\tilde{\varepsilon}$ 的方差为

$$D[\tilde{\varepsilon}^2] \approx \sigma_{r,1}^2 + (\tau_2 - \tau_1)^2 r^2 + \delta_{r,1}^2 \quad (14)$$

$\tau_1 \approx E[\cos(\alpha_{k,1} \tilde{\theta}_{m,1})]$, $\tau_2 \approx E[\cos^2(\alpha_{k,1} \tilde{\theta}_{m,1})]$, $\delta_{r,1}^2$ 是斜距预测方差,其表达式为

$$\delta_{r,1}^2 = \frac{(\bar{x} - X_1)^2 \bar{P}_k(1,1) + (\bar{y} - Y_1)^2 \bar{P}_k(3,3) + 2(\bar{x} - X_1)(\bar{y} - Y_1) \bar{P}_k(1,3)}{(\bar{x} - X_1)^2 + (\bar{y} - Y_1)^2} \quad (15)$$

$D[\xi^2]$ 中的前两项是观测误差相关项; $\delta_{r,1}^2$ 是预测误差相关项。为保证径向滤波稳定,有

$$\sigma_{r,1}^2 + (\tau_2 - \tau_1)^2 r^2 \geq \kappa \delta_{r,1}^2 \quad (16)$$

利用 $\tau_2 - \tau_1 \approx \alpha_{k,1}^4 \sigma_{\theta,1}^4 / 4$ 的性质,公式(16)简

化为

$$\sigma_{r,1}^2 + \frac{\alpha_{k,1}^4 r^2 \sigma_{\theta,1}^4}{4} \geq \kappa \delta_{r,1}^2 \quad (17)$$

综合公式(12)和(17)两重约束,求解出公式(9)中 $\alpha_{k,1}$ 表达式为

$$\alpha_{k,1} = \arg \max \{\alpha_1, \alpha_2\} \quad (18)$$

其中,

$$\alpha_1 = \begin{cases} \frac{\sqrt{\kappa} \hat{\delta}_{\theta,1}}{\sigma_{\theta,1}}, & \sigma_{\theta,1}^2 > \kappa \hat{\delta}_{\theta,1}^2 \\ 1, & \sigma_{\theta,1}^2 \leq \kappa \hat{\delta}_{\theta,1}^2 \end{cases}$$

$$\alpha_2 = \begin{cases} 0, & \sigma_{r,1}^2 \geq \kappa \hat{\delta}_{r,1}^2 \\ \sqrt[4]{\frac{4(\kappa \hat{\delta}_{r,1}^2 - \sigma_{r,1}^2)}{r^2 \sigma_{\theta,1}^4}}, & \kappa \hat{\delta}_{r,1}^2 > \sigma_{r,1}^2 > \kappa \hat{\delta}_{r,1}^2 - \frac{r^2 \sigma_{\theta,1}^4}{4} \\ 1, & \sigma_{r,1}^2 \leq \kappa \hat{\delta}_{r,1}^2 - \frac{r^2 \sigma_{\theta,1}^4}{4} \end{cases}$$

计算出 $\alpha_{k,1}$ 后, $\theta_{f,1}$ 的方差 $\sigma_{f,1}^2$ 近似为

$$\sigma_{f,1}^2 = \alpha_{k,1}^2 \sigma_{\theta,1}^2 + (1 - \alpha_{k,1}^2) \delta_{\theta,1}^2 \approx \alpha_{k,1}^2 \sigma_{\theta,1}^2 \quad (19)$$

根据公式(8)的转换量测 $z_{k,1}$,在线估计 $\bar{z}_{k,1}$ 、 $S_{k,1}$ 和 $\text{cov}(\tilde{x}_{k,1}, \tilde{z}_{k,1})$ 等参数(具体表达式见文献[6]的公式(24)~(26)),对目标滤波跟踪。

3 修正 BLUE 滤波算法

红外传感器观测 $\theta_{m,2}$ 与真值的关系为

$$\theta_{m,2} = \theta + \tilde{\theta}_{m,2} \quad (20)$$

观测噪声符合高斯分布 $\tilde{\theta}_{m,2} \sim N(0, \sigma_{\theta,2})$ 。红外传感器的斜距预测为

$$r_{p,2} = \sqrt{(\bar{x} - X_2)^2 + (\bar{y} - Y_2)^2} \quad (21)$$

$r_{p,2}$ 的方差 $\delta_{r,2}^2$ 的表达式如下:

$$\delta_{r,2}^2 = \frac{(\bar{x} - X_2)^2 \bar{P}_k(1,1) + (\bar{y} - Y_2)^2 \bar{P}_k(3,3) + 2(\bar{x} - X_2)(\bar{y} - Y_2) \bar{P}_k(1,3)}{(\bar{x} - X_2)^2 + (\bar{y} - Y_2)^2} \quad (22)$$

得到 $r_{p,2}$ 后,构建 k 时刻转换量测 $z_{k,2}$,下标2表示红外传感器的转换量测。

$$z_{k,2} = r_{p,2} \begin{bmatrix} \cos \theta_{f,2} \\ \sin \theta_{f,2} \end{bmatrix} \quad (23)$$

其中,

$$\theta_{f,2} = (1 - \alpha_{k,2}) \theta_{p,2} + \alpha_{k,2} \theta_{m,2}, 0 \leq \alpha_{k,2} \leq 1 \quad (24)$$

方位预测 $\theta_{p,2}$ 和方差 $\hat{\delta}_{\theta,2}^2$ 表达式如下:

$$\theta_{p,2} = \text{tg}^{-1} \left(\frac{\bar{y} - Y_2}{\bar{x} - X_2} \right) \quad (25)$$

$$\delta_{\theta,2}^2 \approx \frac{(\bar{x} - X_2)^2 \bar{P}_k(3,3) + (\bar{y} - Y_2)^2 \bar{P}_k(1,1) - 2(\bar{x} - X_2)(\bar{y} - Y_2) \bar{P}_k(1,3)}{[(\bar{x} - X_2)^2 + (\bar{y} - Y_2)^2]^2} \quad (26)$$

类似改进 BLUE 滤波器,通过在红外传感器径向和切向上分别加以约束,可以求解加权系数 $\alpha_{k,2}$ 。

约束1的数学表达式为

$$\alpha_{k,2}^2 \sigma_{\theta,2}^2 \geq \kappa \hat{\delta}_{\theta,2}^2 \quad (27)$$

约束2的数学表达式为

$$\frac{\alpha_{k,2}^4 r_{p,2}^2 \sigma_{\theta,2}^4}{4} \geq \kappa \delta_{r,2}^2 \quad (28)$$

$\alpha_{k,2}$ 的表达式如下:

$$\alpha_{k,2} = \arg \max \{\alpha_1, \alpha_2\} \quad (29)$$

其中,

$$\alpha_1 = \begin{cases} \frac{\sqrt{\kappa} \hat{\delta}_{\theta,2}}{\sigma_{\theta,2}}, & \sigma_{\theta,2}^2 > \kappa \hat{\delta}_{\theta,2}^2 \\ 1, & \sigma_{\theta,2}^2 \leq \kappa \hat{\delta}_{\theta,2}^2 \end{cases}$$

$$\alpha_2 = \begin{cases} \sqrt[4]{\frac{4\kappa \hat{\delta}_{r,2}^2}{r_{p,2}^2 \sigma_{\theta,2}^4}}, & r^2 \sigma_{\theta,2}^4 \geq 4\kappa \hat{\delta}_{r,2}^2 \\ 1, & r^2 \sigma_{\theta,2}^4 < 4\kappa \hat{\delta}_{r,2}^2 \end{cases}$$

得到 $\alpha_{k,2}$ 后, $\theta_{f,2}$ 的方差 $\sigma_{f,2}^2$ 近似为

$$\sigma_{f,2}^2 = \alpha_{k,2}^2 \sigma_{\theta,2}^2 + (1 - \alpha_{k,2}^2) \delta_{\theta,2}^2 \approx \alpha_{k,2}^2 \sigma_{\theta,2}^2 \quad (30)$$

基于公式(24)构建转换量测 $z_{k,2}$,在线估计 $\bar{z}_{k,2}$ 、

$S_{k,2}$ 和 $\text{cov}(\tilde{x}_{k,2}, \tilde{z}_{k,2})$ 等参数,其定义如下:

$$\bar{z}_{k,2} = \mu_1 [\bar{x} - X_2 \quad \bar{y} - Y_2]^T \quad (31)$$

其中 $\mu_1 = e^{\alpha_{k,2}^2 \sigma_{\theta,2}^2 / 2}$ 。

$$\text{cov}(\tilde{x}_{k,2}, \tilde{z}_{k,2}) = \mu_1 [\bar{P}_k(:,1) \quad \bar{P}_k(:,3)] \{I_{2 \times 2} - \Lambda_{k,2}\} \quad (32)$$

I 是2阶单位阵, $\Lambda_{k,2}$ 定义如下:

$$\Lambda_{k,2} = \begin{bmatrix} \cos^2 \theta_{p,2} & \sin \theta_{p,2} \cos \theta_{p,2} \\ \sin \theta_{p,2} \cos \theta_{p,2} & \sin^2 \theta_{p,2} \end{bmatrix} \quad (33)$$

量测预测误差的协方差阵 $S_{k,2} = \text{cov}(\tilde{z}_{k,2}) =$

$$\begin{pmatrix} S_{11} & S_{12} \\ S_{21} & S_{22} \end{pmatrix}, \text{各元素表达式为}$$

$$S_{11} = \mu_2 \bar{P}_k(1,1) + \mu_3 \bar{P}_k(3,3) + (\mu_2 \cos^2 \theta_{p,2} + \mu_3 \sin^2 \theta_{p,2}) \delta_{r,2}^2 - 2\mu_1^2 E[\tilde{x} \tilde{r}_p] \cos \theta_{p,2} + (\mu_2 - \mu_1^2) (\bar{x} - X_2)^2 + \mu_3 (\bar{y} - Y_2)^2 \quad (34)$$

$$S_{22} = \mu_2 \bar{P}_k(3,3) + \mu_3 \bar{P}_k(1,1) + (\mu_2 \sin^2 \theta_{p,2} + \mu_3 \cos^2 \theta_{p,2}) \delta_{r,2}^2 - 2\mu_1^2 E[\tilde{y} \tilde{r}_p] \sin \theta_{p,2} + (\mu_2 - \mu_1^2) (\bar{y} - Y_2)^2 + \mu_3 (\bar{x} - X_2)^2 \quad (35)$$

$$S_{12} = (\mu_2 - \mu_3) \bar{P}_k(1,3) + (\mu_2 - \mu_3 - \mu_1^2) (\bar{x} - X_2) (\bar{y} - Y_2) - \mu_1^2 \{ E[\tilde{y} \tilde{r}_p] \cos \theta_{p,2} + E[\tilde{x} \tilde{r}_p] \sin \theta_{p,2} \} + \frac{(\mu_2 - \mu_3) \delta_{r,2}^2 \sin(2\theta_{p,2})}{2} \quad (36)$$

其中,

$$\mu_2 = E[\cos^2(\alpha_{k,2} \tilde{\theta}_{k,2})] = \frac{1 + e^{-2\alpha_{k,2}^2 \sigma_{\theta,2}^2}}{2}$$

$$\mu_3 = E[\sin^2(\alpha_{k,2} \tilde{\theta}_{k,2})] = \frac{1 - e^{-2\alpha_{k,2}^2 \sigma_{\theta,2}^2}}{2}$$

$$E[\tilde{x} \tilde{r}_p] = \bar{P}_k(1,1) \cos \theta_{p,2} + \bar{P}_k(1,3) \sin \theta_{p,2}$$

$$E[\tilde{y} \tilde{r}_p] = \bar{P}_k(1,3) \cos \theta_{p,2} + \bar{P}_k(3,3) \sin \theta_{p,2}$$

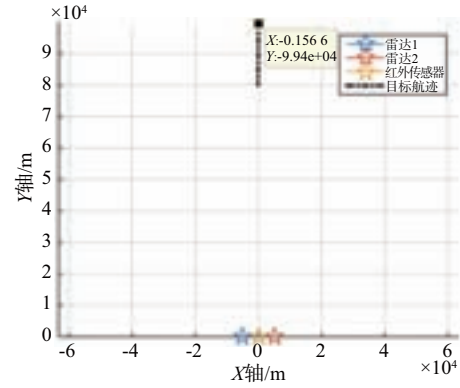
基于以上滤波参数,对目标递归滤波,实现纯方位的BLUE跟踪。

4 仿真分析

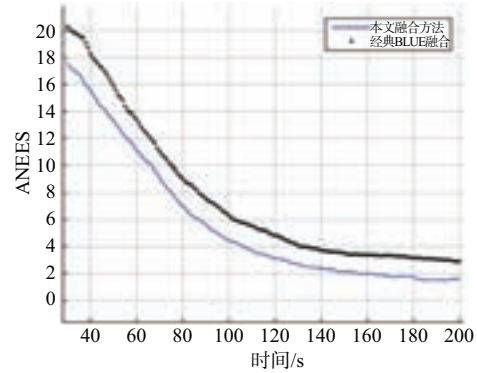
下面仿真验证所提方法性能,场景1仿真参数如下:场景包括两部性能相同的雷达、一部红外传感器。雷达斜距误差 $\sigma_{r,1} = 50$ m,方位误差 $\sigma_{\theta,1} = 4^\circ$,两部雷达位于X轴上,相对Y轴对称放置,间距10 km。红外传感器位于坐标原点,方位误差为 $\sigma_{\theta,2} = 2^\circ$ 。目标从正北方向100 km处向南飞行,速度 $(0, -50)$ m/s。飞行过程中,各轴的位置噪声独立无关,标准差0.1 m;速度噪声独立无关,标准差0.1 m/s。为模拟实际情况,传感器的观测时间不同步,而是等间隔交替探测目标,时间间隔 $T = 1$ s。蒙特卡洛仿真100次,仿真时长200 s。将本文所提方法与经典BLUE融合方法对比,二者区别是:当雷达探测到目标时,本文融合方法采用改进BLUE滤波,经典融合方法使用文献[6]的BLUE滤波;当红外传感器探测到目标时,本文融合方法采用修正BLUE滤波,经典融合方法采用文献[17]的只测角BLUE方法。两种融合方法都采取两点估计法来初始化目标状态,修正BLUE和改进BLUE的放大倍数都设置为 $\kappa = 6$ 。对比的性能参数包括

位置估计精度(RMSE)和归一化估计误差均方(ANEES),前者表征滤波精度,后者衡量滤波误差和实际误差的匹配程度,ANEES为1时,滤波一致性最好,估计置信度最高。仿真结果如图2所示。

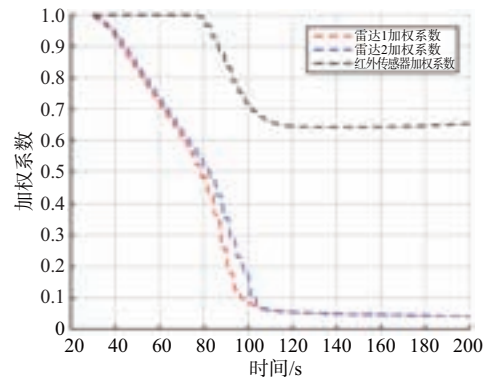
两种方法的初始跟踪性能接近,在跟踪稳定后(30 s后),所提融合方法的ANEES比经典BLUE融合更逼近1,也即滤波置信度更好,如图2(b)所示。由图2(c)可见,30 s后,雷达加权系数小于1;80 s后,红外加权系数小于1,此时方位估计误差小



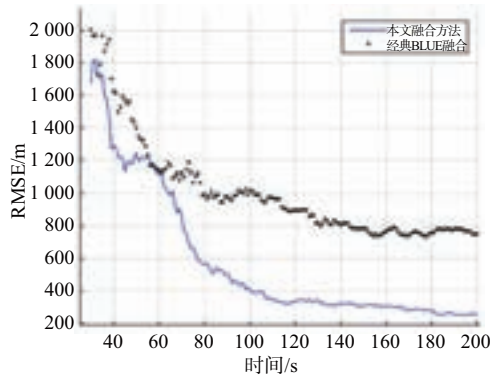
(a) 场景1的传感器部署和目标轨迹



(b) 各融合方法的ANEES对比



(c) 各传感器加权系数变化曲线

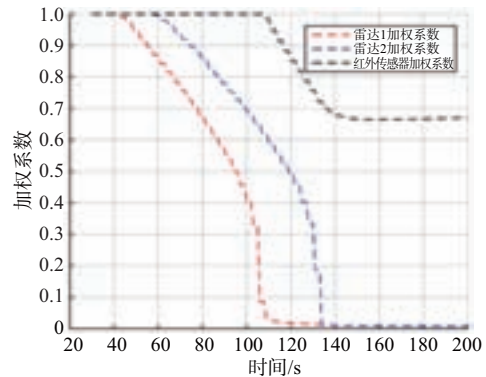


(d) 各融合方法的位置 RMSE 对比

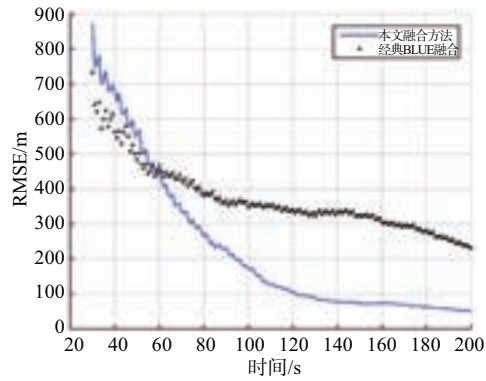
图 2 场景 1 的跟踪性能对比

于方位观测误差,所提融合方法的精度明显优于经典 BLUE 融合,红外传感器的加权系数最终稳定在 0.65,雷达加权系数稳定在 0.05。所提方法位置融合精度(300 m)比经典 BLUE 方法(800 m)提高 2 倍多,如图 2(d)所示。

为评估所提方法在不同布局下的性能,场景 2 中,其他条件不变,将两部雷达间距由 10 km 扩大到 60 km。仿真结果如图 3 所示。



(c) 各传感器加权系数变化曲线



(d) 各融合方法的位置 RMSE 对比

图 3 场景 2 的跟踪性能对比

跟踪稳定后,两种方法的 ANEES 变化情况类似,如图 3(b)所示。在图 3(c)中,红外传感器的加权系数约为 0.65,雷达加权系数逼近 0。几何布局的改善和方位估计精度的提高,使得所提方法的融合精度(50 m)比经典 BLUE 方法(250 m)提高 5 倍,如图 3(d)所示。

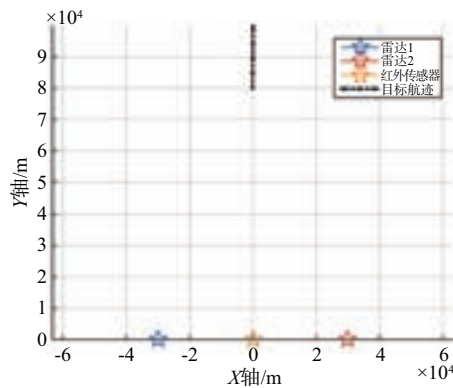
融合方法在两种仿真场景中的运行时间如表 1 所示。

表 1 各融合方法迭代运行时间对比(100 次)

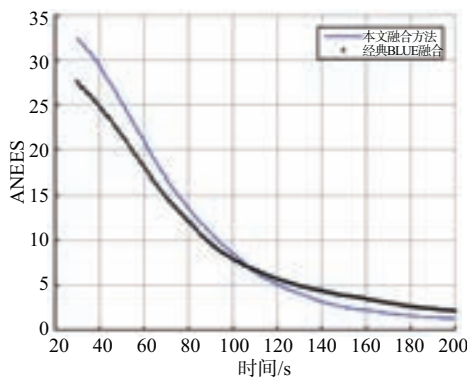
融合方法	运行时间/s	
	场景 1	场景 2
本文所提融合方法	5.65	4.84
经典 BLUE 融合方法	5.91	4.96

由表 1 结果可见,所提方法计算量略大于经典 BLUE 方法,主要时间消耗在估计各传感器的加权系数上,相对于融合精度数量级的提升,这点时间开销可以承受。综上所述,基于 BLUE 的异步融合跟踪方法,可以用于雷达/红外传感器组网系统,在精度、置信度和计算量上具有优势,具有较高的应用价值。

(下转第 590 页)



(a) 场景 2 的传感器部署和目标轨迹



(b) 各融合方法的 ANEES 对比

一种车载毫米波TDM-MIMO雷达高精度成像方法

磨良升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: 针对现有的车载毫米波雷达高分辨成像方法因存在离网误差导致精度低的问题,通过利用最大似然(ML)准则的统计特性,提出了一种迭代最小化稀疏学习(SLIM)与ML估计相结合的高精度测角方法用于点云成像。首先对中频数据进行距离维FFT得到距离像,再对新的数据进行多普勒维FFT得到多普勒像,经恒虚警率检测(CFAR)之后获取目标的距离、速度索引点,然后对索引点对应的多个虚拟接收阵元数据使用SLIM方法进行角度估计,最后通过最小化ML成本函数来细化波达方向(DOA),从而获得高精度的点云像。仿真和实验结果表明,该方法得到的点云像具有高精度的特点,角度精度能够达到 0.1° 。

关键词: 车载毫米波雷达; 离网误差; 最大似然; 迭代最小化稀疏学习; 高精度成像

中图分类号: TN957.52

文献标志码: A

文章编号: 1672-2337(2023)05-0581-10

A High Precision Imaging Method for Vehicular Millimeter Wave TDM-MIMO Radar

MO Liangsheng¹, JIN Liangnian^{1,2}

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

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

Abstract: Aiming at the problem that the existing high-resolution imaging methods for vehicle-mounted millimeter wave radar have low accuracy due to off-grid errors, a high-precision angle-measuring method combining iterative minimum sparse learning (SLIM) and maximum likelihood (ML) estimation is proposed for point cloud imaging by using the statistical characteristics of ML criterion. First, the range profile is obtained by range dimension FFT on intermediate frequency data, and then the Doppler image is obtained by Doppler dimension FFT on new data. After the constant false alarm rate (CFAR) detection, the range and velocity index points of the target are obtained. Then the angle estimation of the multiple virtual receiving array metadata corresponding to the index points is performed using the SLIM method. Finally, the direction of arrival (DOA) is refined by minimizing the ML cost function to obtain high-precision point cloud images. The simulation and experimental results show that the point cloud images obtained by this method has high accuracy, and the angle accuracy can reach 0.1° .

Key words: vehicular millimeter wave radar; off-grid error; maximum likelihood; sparse learning via iterative minimization; high precision imaging

0 引言

车载毫米波雷达具有探测距离远、测速精度高以及可实现穿透检测等特点。与激光雷达、摄像头等车载传感器相比,其在光线环境较差和风沙雨雪恶劣天气下表现出更可靠的感知水平,是车载辅助系统重要的传感器之一。现有的雷达体制有合成孔径雷达(SAR)、多发多收(MIMO)雷达以及多发多收-合成孔径雷达(MIMO-SAR)^[1-3]。

SAR利用合成孔径原理,可以实现高分辨的微波成像。MIMO雷达利用多发多收的波形分集特性联合处理多通道回波数据,可以虚拟出更大的虚拟孔径,从而实现高分辨测角^[4-7]。MIMO雷达与SAR相结合,从而形成MIMO-SAR。本文使用MIMO雷达通过时分复用(TDM)的方式发射和接收信号,然后进行一系列信号处理,得到目标的距离、速度和角度三维点云像。为了获得三维点云像,需要进行距离像估计、多普勒像估计和角度像估计。距离像和多普勒像的估计一般使用传统的

收稿日期: 2023-02-20; 修回日期: 2023-03-30

基金项目: 广西创新驱动发展专项(No.桂科AA21077008); 广西无线宽带通信与信号处理重点实验室2023年主任基金; 桂林电子科技大学研究生教育创新计划项目(No.2022YCXSO28)

快速傅里叶变换(FFT)方法,角度像的估计需要使用高分辨的测角方法才能区分角度相近的目标。因此,为了得到目标的高分辨成像,就需要结合高分辨的测角方法。

文献[8]提出一种结合渐近最小方差稀疏迭代的高分辨点云成像方法。该方法根据 AMV 准则,利用采样数据协方差矩阵与真实协方差矩阵的差异,对网格功率进行多次迭代,从而提高角度分辨率^[8]。然而,该方法需要迭代次数较高,计算量大,并且需要大量的数据快照,在数据快照较少的时候角度分辨性能急剧下降,不适合于车载场景。文献[9]使用基于加权协方差拟合准则的稀疏迭代协方差估计方法进行角度估计。该方法能够提供较高的角度分辨率和低旁瓣电平,但是其功率谱估计值与真实值之间存在一定的偏差,在得到功率谱估计初值之后还需要进一步进行迭代矫正,计算量大。文献[10]提出一种迭代自适应方法(IAA)用于 MIMO 雷达成像。由于没有迭代更新噪声功率,因此角度分辨率有限。文献[11]提出一种基于奇异值分解的正则化 IAA 方法(RIAA)来提高机载前视雷达成像分辨率。RIAA 通过去除小奇异值提高了噪声抑制性能,与传统的 IAA 相比,该方法角度分辨率有所提高。文献[12]利用 GS 因子分解计算 IAA 的数据协方差矩阵和其逆矩阵,提出了一种快速迭代自适应方法(FIAA)应用于车载平台。然而,该方法仅从降低计算量的角度考虑,角度分辨率依然有限。文献[13]使用迭代最小化稀疏学习(SLIM)方法用于 MIMO 雷达成像。SLIM 在迭代过程中不断更新噪声估计值和信号功率估计值,因此具有良好的角度分辨率。SLIM 的迭代次数较少,一般不超过 10 次就达到收敛条件,计算量适中。

上述高分辨测角方法都是基于网格划分来估计角度方向,角度估计结果只在划分好的网格点上。然而,在车载场景中,目标点不一定出现在划分好的网格点上,当目标点出现在网格点之外的角度时,估计的角度值与实际角度方向存在误差,这种误差称为离网误差,离网误差会导致估计精度下降。当前方目标距离较近的时候,精度下降不会对定位产生较大影响;但随着目标距离的加

大,精度下降产生的定位不准确问题对后续的聚类、跟踪等信号处理带来巨大影响,因此必须解决离网误差问题。为了获得更加精准的目标来波方向,往往是通过将网格间距化分得更小来实现。然而过于密集的网络划分不仅会增强传感器阵列之间的相干性从而不满足有限等距性质条件,而且将大大增加方法的运算量^[14]。为了获得更加精准的目标来波方向,同时避免密集网格划分带来的阵列相干性和运算量大的问题,本文利用 ML 准则的统计特性,提出了一种 SLIM 和 ML 估计相结合的高精度测角方法用于点云成像。首先使用 SLIM 方法对多个虚拟接收阵元的数据进行角度估计,然后最小化 ML 成本函数来细化方向网格,经过较少次数的循环迭代,解决了离网误差问题,从而获得高分辨、高精度的测角结果。通过将本文提出的高精度测角方法用于角度像的估计,能够获得高精度的点云像,角度精度能够达到 0.1° 。

1 信号模型

假设 MIMO 雷达系统具有 I 个发射阵元和 J 个接收阵元,每个发射阵元分时发射, J 个接收阵元同时接收。发射阵元水平间隔为 $J\lambda/2$,接收阵元水平间隔 $d = \lambda/2$,这里的 λ 为信号波长。该系统通过 TDM 发射方式,构成 $I \times J$ 个虚拟阵元。考虑如图 1 所示,2 发 4 收的 MIMO 雷达系统,Tx1 和 Tx2 为水平发射阵元,Rx1、Rx2、Rx3 和 Rx4 为水平接收阵元, θ_h 为第 h 个目标的来波方向, $w = 2\pi d \sin \theta_h / \lambda$ 为相邻接收阵元相位差。

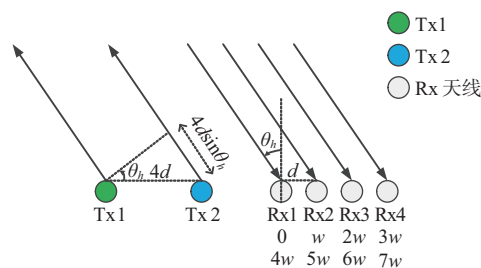


图 1 MIMO 雷达阵元分布

两个发射天线的间距是 $4d$,以第一个 Rx1 为参考,则各个接收阵元会出现 $[0 \ w \ 2w \ 3w]$ 的相位延时,Tx2 发射的信号相较 Tx1 要多经过 $4d \sin \theta_h$ 的路程,因此各个接收阵元会出现 $[4w \ 5w \ 6w \ 7w]$ 的

相位延时。通过TDM发射方式,共构成8个等效虚拟阵元,虚拟阵元如图2所示。

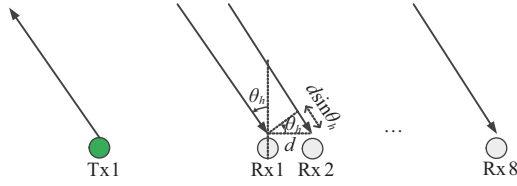


图2 等效虚拟阵元分布

假设 t 时刻第 i 个发射阵元的发射信号为

$$s_{tx}^{(i)}(t) = \exp\left(j2\pi\left(f_0 t + 0.5\mu t^2\right)\right), \quad i = 0, 1 \quad (1)$$

式中, f_0 为起始频率, $\mu = B/T$ 为调频斜率, B 为信号带宽, T 为每个调频信号Chirp的持续时间。

假设雷达照射区域内存在 H 个目标,则第 j 个接收阵元接收第 i 个发射阵元所发射信号到目标并返回的回波信号表达式为

$$s_{rx}^{(ij)}(t) = \sum_{h=1}^H x_h \exp(j\phi_h^{(i,j)}) \exp\left[j2\pi f_0(t - \tau_h) + j\pi\mu(t - \tau_h)^2\right], \quad j = 0, 1, 2, 3 \quad (2)$$

式中, $\phi_h^{(i,j)} = 2\pi \frac{(4i+j)d}{\lambda} \sin\theta_h$ 为第 $(4i+j)$ 个虚拟阵元相对参考阵元的相位延时, x_h 表示第 h 个目标的散射系数, τ_h 表示第 h 个目标到参考阵元的信号传播时延,表示为

$$\tau_h = \frac{2r_h}{c} + \frac{2v_h t}{c} \quad (3)$$

式中, c 代表光速, v_h 代表速度, r_h 代表距离。将回波信号与发射信号进行混频并经过低通滤波器进行滤波,得到的中频信号表达式为

$$s_{IF}^{(ij)}(t) = \sum_{h=1}^H x_h \exp(j\phi_h^{(i,j)}) \times \exp\left[-j\left(\left(\frac{4\pi v_h}{\lambda} t + \frac{4\pi\mu r_h}{c} t\right) + \phi_0\right)\right] \quad (4)$$

式中, $\lambda = \frac{f_0}{c}$ 为信号波长, $\phi_0 = \frac{4\pi r_h}{\lambda}$ 为中频信号的初相, $\frac{4\pi v_h}{\lambda} t$ 为多普勒频率项。由于多普勒频率对中频信号频率的影响非常小,对目标的距离估计基本不会产生影响,故可将其忽略,则式(4)变为

$$s_{IF}^{(ij)}(t) = \sum_{h=1}^H x_h \exp(j\phi_h^{(i,j)}) \exp\left[-j\left(\frac{4\pi\mu r_h}{c} t + \phi_0\right)\right] \quad (5)$$

对中频信号以采样频率 f_s 进行 K 点采样得到离散采样序列,其表达式为

$$s_{IF}^{(ij)}[k] = \sum_{h=1}^H x_h \exp(j\phi_h^{(i,j)}) \times \exp\left[-j\left(\frac{4\pi\mu r_h}{c} \times \frac{k}{f_s} + \phi_0\right)\right] \quad (6)$$

式中, $k = 0, 1, 2, \dots, K-1$ 为采样频点。

2 方法描述

2.1 距离像估计

对离散采样序列信号 $s_{IF}^{(ij)}[n]$ 进行 N 点FFT得到一维距离像,表达式为

$$y^{(i,j)}[n] = \sum_{h=1}^H x_h \exp(j\phi_h^{(i,j)}) \exp(j\phi_0) \times \text{sinc}\left[\pi\left(n - \frac{2Br_h}{c}\right)\right] \quad (7)$$

式中, $n = 0, 1, 2, \dots, N-1$ 为距离索引点。经过距离维FFT,可以获得目标距离像。

2.2 多普勒像估计

相邻周期的Chirp在距离维FFT谱中的峰值位置几乎没有发生变化,但是目标在Chirp间的微小距离变化会引起中频信号的初相的变化。由傅里叶变换特性可知,信号的初相体现在峰值处对应的相位,因此计算相邻周期Chirp相位差,即可得到目标的速度。相邻周期Chirp相位差可以通过FFT获取,这个过程称为多普勒维FFT^[4]。相邻周期Chirp的相位差表达式为

$$\Delta\phi = \frac{4\pi\Delta r}{\lambda} \quad (8)$$

式中, $\Delta r = v_h T$ 是目标在相邻Chirp间的微小距离变化。对相同距离频点下的 M 个Chirp进行 M 点FFT,则式(7)变为

$$y^{(i,j)}[n, m] = \sum_{h=1}^H x_h \exp(j\phi_h^{(i,j)}) \times \text{sinc}\left[\pi\left(m - \frac{2v_h MT}{\lambda}\right)\right] \times \text{sinc}\left[\pi\left(n - \frac{2Br_h}{c}\right)\right] \quad (9)$$

式中, $m = 0, 1, 2, \dots, M-1$ 为多普勒频率索引点。经过多普勒维FFT,可以获得目标多普勒像。

2.3 CFAR 目标检测器

CFAR 目标检测器能够根据雷达杂波数据动态调整检测门限,在虚警概率保持不变的情况下实现目标检测概率最大化,CFAR 目标检测器如图 3 所示。

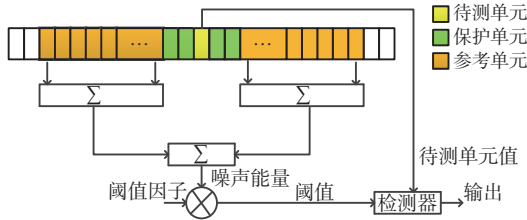


图3 CFAR 目标检测器

经过距离 FFT 和多普勒 FFT 之后,可以获得距离-多普勒热图。将距离-多普勒热图先执行距离维 CFAR,找到目标距离索引点 r ,再对距离索引点对应的多个 Chirp 数据执行多普勒维 CFAR,找到目标多普勒索引点 v ,从而得到目标的距离-多普勒索引点 (v, r) 。由 sinc 函数的性质可知,当 $n = \frac{2Br_h}{c}$ 时, $\text{sinc}\left[\pi\left(n - \frac{2Br_h}{c}\right)\right]$ 函数值为 1,此时距离 $r_h = n \frac{c}{2B}$;当 $m = \frac{2v_h MT}{\lambda}$ 时, $\text{sinc}\left[\pi\left(m - \frac{2v_h MT}{\lambda}\right)\right]$ 函数值为 1,此时速度 $v_h = k \frac{\lambda}{2MT}$ 。因此式(9)表示为

$$y^{(i,j)} = \sum_{h=1}^H x_h \exp(j\phi_h^{(i,j)}) \quad (10)$$

将 $\phi_h^{(i,j)} = 2\pi \frac{(4i+j)d}{\lambda} \sin \theta_h$ 代入式(10),则式(10)变为

$$y^{(i,j)} = \sum_{h=1}^H x_h \exp\left(j2\pi \frac{(4i+j)d}{\lambda} \sin \theta_h\right) \quad (11)$$

2.4 相位矫正

目标的运动会产生多普勒相偏,这会导致无法正确进行角度估计,因此必须对目标运动引起的相位变化进行补偿矫正^[15]。根据文献[15]提出的相位补偿方法进行补偿之后的信号表达式变为

$$y^{(i,j)} = \sum_{h=1}^H x_h \exp\left(j2\pi \frac{(4i+j)d}{\lambda} \sin \theta_h\right) \times \exp\left(\frac{-j2\pi im}{IM}\right), \quad i = 0, 1 \quad (12)$$

式中, I 为发射阵元个数, M 为多普勒频率索引点个数, m 为多普勒频率索引点。由于 I 和 M 已知, m 经过多普勒维 FFT 并执行 CFAR 之后也已知,所以 $\exp\left(\frac{-j2\pi im}{IM}\right)$ 项为常数,将其归一化到 x_h 中,则式(12)变为

$$y^{(i,j)} = \sum_{h=1}^H x_h \exp\left(j2\pi \frac{(4i+j)d}{\lambda} \sin \theta_h\right) \quad (13)$$

2.5 角度估计

为了产生稀疏性,将来波方向进行网格划分,将式(13)改写为

$$y^{(i,j)} = \sum_{k=1}^K x_k \exp\left(j2\pi \frac{(4i+j)d}{\lambda} \sin \theta_k\right) \quad (14)$$

式中, K 为划分的网格数,且 $K \gg H$ 。

进一步,将多个虚拟阵元的数据进行堆叠,上式写成矩阵形式:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (15)$$

式中, $\mathbf{y} = [y^{(1)} \cdots y^{(L)}]^T \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 为测量数据向量, $L = I \times J$ 为等效虚拟接收阵元数, $\mathbf{x} = [x_1 \cdots x_K]^T \in \mathbb{C}^{K \times 1}$ 为散射系数向量, $\mathbf{A} = [\mathbf{a}_1 \cdots \mathbf{a}_K] \in \mathbb{C}^{L \times K}$ 为导向矩阵, $\mathbf{a}_k = \left[1 e^{j2\pi \frac{d \sin \theta_k}{\lambda}} \cdots e^{j2\pi \frac{(L-1)d \sin \theta_k}{\lambda}}\right]^T \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 为导向矢量, $\mathbf{n} = [\sigma^2 \sigma^2 \cdots \sigma^2] \in \mathbb{C}^{L \times 1}$ 为独立同分布的高斯白噪声向量, σ^2 为噪声值。

测量数据 $\mathbf{y}$ 的理论协方差矩阵表示为

$$\mathbf{R} = \sum_{k=1}^K |x_k|^2 \mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H + \sigma^2 \mathbf{I} = \mathbf{A}^H \mathbf{P} \mathbf{A} \quad (16)$$

其中, $\mathbf{P} = \text{diag}\{|x_1|^2 \cdots |x_K|^2, \sigma^2 \cdots \sigma^2\} = \text{diag}\{p_1 \cdots p_{K+L}\}$, p_k 代表 θ_k 方向未知的信号功率, $\mathbf{I}$ 为 L 阶的单位矩阵。

在实际中,理论协方差矩阵通常是通过样本协方差矩阵进行估计:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \mathbf{y}(m) \mathbf{y}^H(m) \quad (17)$$

根据文献[13],考虑以下用于稀疏信号恢复的正则化最小化方法:

$$(\hat{\mathbf{x}}, \hat{\sigma}^2) = \min_{\mathbf{x}, \sigma^2} g_q(\mathbf{x}, \sigma^2)$$

其中,

$$g_q(\mathbf{x}, \sigma^2) \triangleq L \log \sigma^2 + \frac{1}{\sigma^2} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2 + \sum_{k=1}^K \frac{2}{q} (|x_k|^q - 1) \quad (18)$$

$\mathbf{x}$ 和 σ^2 的初始估计值通过延时求和(DAS)方法进行初始化,结合循环优化迭代,可以得到 $\mathbf{x}$ 和 σ^2 的新估计值。迭代过程分为两部分,估计 $\mathbf{x}$ 的时候保持 σ^2 不变,估计 σ^2 的时候保持 $\mathbf{x}$ 不变。SLIM 的迭代更新公式求解如下:

1) 假设 $\mathbf{x}$ 和 σ^2 的第 i 次迭代值为 $\mathbf{x}(i)$ 和 $\sigma^2(i)$, 那么为了最小化关于 $\mathbf{x}$ 的函数 $g_q(\mathbf{x}, \sigma^2)$, 令 $(d/d\mathbf{x}^H) \cdot g_q(\mathbf{x}, \sigma^2) = 0$ 求解 $\mathbf{x}(i+1)$, 得到以下非线性方程:

$$\frac{1}{\sigma^2(i)} \mathbf{A}^H \mathbf{A} \mathbf{x} - \frac{1}{\sigma^2(i)} \mathbf{A}^H \mathbf{y} + \mathbf{P}^{-1} \mathbf{x} = 0 \quad (19)$$

式中, $\mathbf{P} = \text{diag}\{\mathbf{p}\}$, $\mathbf{p} = [p_1, p_2, \dots, p_K]^T$, $p_k = |x_k|^{2-q}$ 。令 $\mathbf{P} = \mathbf{P}(i)$, 其中 $\mathbf{P}(i) = \text{diag}\{\mathbf{p}(i)\}$, $\mathbf{p}(i) = [p_1(i), p_2(i), \dots, p_K(i)]^T$, $p_k(i) = |x_k(i)|^{2-q}$ 。那么式(19)变为

$$[\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \sigma^2(i)(\mathbf{P}(i))^{-1}] \mathbf{x} - \mathbf{A}^H \mathbf{y} = 0 \quad (20)$$

然后式(20)的解为 $\mathbf{x} = [\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \sigma^2(i)(\mathbf{P}(i))^{-1}]^{-1} \mathbf{A}^H \mathbf{y}$ 。那么,第 $(i+1)$ 次的迭代表达式为

$$\mathbf{x}(i+1) = \mathbf{P}(i) \mathbf{A}^H (\mathbf{A} \mathbf{P}(i) \mathbf{A}^H + \sigma^2(i) \mathbf{I})^{-1} \mathbf{y} = \mathbf{P}(i) \mathbf{A}^H \mathbf{R}^{-1}(i) \mathbf{y} \quad (21)$$

2) 最小化关于 σ^2 的函数 $g_q(\mathbf{x}(i), \sigma^2)$ 。令 $(d/d\sigma^2) \cdot g_q(\mathbf{x}(i), \sigma^2) = 0$ 求解 $\sigma^2(i+1)$, 可得第 $(i+1)$ 次的迭代表达式为

$$\sigma^2(i+1) = \frac{1}{L} \|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}(i+1)\|_2^2 \quad (22)$$

如图4所示,假设方向网格的间隔为 1° , 在距离均为 100 m、角度分别为 1° 和 2° 的两个网格点的横向距离 x_1 和 x_2 分别为 1.74 m 和 3.48 m, 格点间的横向距离误差能够达到 1.74 m, 这样的离网误差会导致目标定位出现巨大偏差, 如果不加以纠正, 提供给 ADAS 系统的点云数据将是不可靠、不准确的, 无法与其他传感器数据进行融合, 因此必须解决离网误差问题。

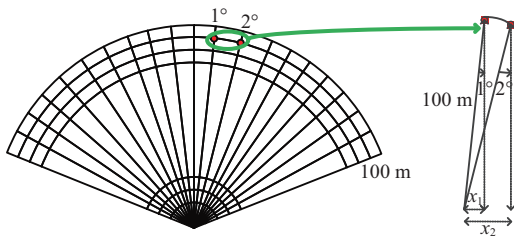


图4 离网误差示意图

为了解决离网误差问题,我们利用ML准则的统计特性,将SLIM方法的角度估计结果通过最小化ML成本函数来细化方向网格,使得细化的方向网格与实际来波方向不断接近,以此来消除网格误差。

根据文献[16], $\mathbf{x}$ 的随机负对数似然函数可以表示为

$$L(\theta) = \log |\mathbf{R}| + \text{tr}(\mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{R}}) \quad (23)$$

定义干扰协方差矩阵为

$$\mathbf{Q}_k = \mathbf{R} - p_k \mathbf{a}_k \mathbf{a}_k^H, \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (24)$$

将矩阵求逆引理 $(\mathbf{A} + \mathbf{BCD})^{-1} = \mathbf{A}^{-1} - \mathbf{A}^{-1} \mathbf{B} \cdot (\mathbf{C}^{-1} + \mathbf{DA}^{-1} \mathbf{B})^{-1} \mathbf{DA}^{-1}$ 应用于式(24), 可得

$$\mathbf{R}^{-1} = \mathbf{Q}_k^{-1} - p_k (1 + p_k \mathbf{a}_k^H \mathbf{Q}_k^{-1} \mathbf{a}_k)^{-1} \mathbf{Q}_k^{-1} \mathbf{a}_k (\mathbf{Q}_k^{-1} \mathbf{a}_k)^H \quad (25)$$

令 $\mathbf{b}_k = \mathbf{Q}_k^{-1} \mathbf{a}_k$, $\zeta_k = (1 + p_k \mathbf{a}_k^H \mathbf{Q}_k^{-1} \mathbf{a}_k)^{-1}$, 则式(25)可写为

$$\mathbf{R}^{-1} = \mathbf{Q}_k^{-1} - p_k \zeta_k \mathbf{b}_k \mathbf{b}_k^H \quad (26)$$

将式(26)代入 $\text{tr}(\mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{R}})$, 可得

$$\text{tr}(\mathbf{R}^{-1} \hat{\mathbf{R}}) = \text{tr}(\mathbf{Q}_k^{-1} \hat{\mathbf{R}}) - p_k \zeta_k \mathbf{b}_k^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{b}_k \quad (27)$$

将代数恒等式 $|\mathbf{I} + \mathbf{AB}| = |\mathbf{BA} + \mathbf{I}|$ 代入 $\log |\mathbf{R}|$, 可得

$$\log |\mathbf{R}| = \log (|\mathbf{Q}_k|) - \log (\zeta_k) \quad (28)$$

将式(27)和式(28)代入式(23)得到

$$L(\theta) = \log (|\mathbf{Q}_k|) + \text{tr}(\mathbf{Q}_k^{-1} \hat{\mathbf{R}}) - (p_k \zeta_k \mathbf{b}_k^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{b}_k + \log (\zeta_k)) = L(\theta_{-k}) - l(\theta_k) \quad (29)$$

式中,

$$l(\theta_k) = \log \left(\frac{1}{1 + p_k \xi_k} \right) + p_k \frac{\beta_k}{1 + p_k + \xi_k} \quad (30)$$

其中, $\xi_k = \mathbf{a}_k^H \mathbf{Q}_k^{-1} \mathbf{a}_k$, $\beta_k = (\mathbf{a}_k^H \mathbf{Q}_k^{-1} \hat{\mathbf{R}} \mathbf{Q}_k^{-1} \mathbf{a}_k)^{-1}$ 。

ML代价函数分解为两部分: 不包含 θ_k 的边缘似然函数 $L(\theta_{-k})$ 和与 θ_k 有关的函数 $l(\theta_k)$ 。因此, 关于 θ_k 的ML代价函数的最小化问题与关于 θ_k 的函数 $l(\theta_k)$ 的最小化问题等价, 所以 θ_k 的细化过程可以通过最小化式(30)得到。在本文中, $l(\theta_k)$ 的最小化问题使用Nelder-Mead算法求解, 在MATLAB中使用的是“fminsearch”函数。

本节提出的高精度测角方法的流程总结如表1所示。

表 1 方法流程

初始化:由 SLIM 方法得到初始值 $p_k(0)$ 和 $\sigma^2(0)$,由 CFAR 目标检测器得到初始估计角度 $\{\hat{\theta}_k\}_{k=1}^N$,迭代次数为 i 。
重复:
步骤 1:根据式 (16) 计算 $R(i)$;
步骤 2:根据式 (24) 计算 $Q_k(i)$;
步骤 3:根据式 (21) 更新 $x(i+1)$;
步骤 4:根据式 (22) 更新 $\sigma^2(i+1)$;
步骤 5:最小化式 (30) 中关于 θ_k 的 ML 代价函数得到细化后的估计角度 $\{\hat{\theta}_k\}_{k=1}^N$;
步骤 6:更新方向网格,根据细化后的方向网格更新导向矢量 a_k ;
步骤 7:判断收敛条件是否满足 $\ p_k(i+1) - p_k(i)\ / \ p_k(i)\ < 10^{-5}$,
如果是,则停止迭代,否则 $i = i + 1$,跳到步骤 1;
直至收敛

从前面的分析可以知道,本节提出的测角方法主要包含 SLIM 和 ML 两部分。SLIM 的主要计算量来自于矩阵 R 的求逆,其复杂度为 $O(L^2K)$ 。ML 的主要计算量来自于矩阵 Q_k 的求逆和 ML 代价函数最小化的求解,计算量分别为 $O(L^2K)$ 和 $O(K^3)$,因此本节方法的计算复杂度为 $O(2L^2K + K^3)$ 。可以看出,本节方法是在牺牲一定计算量的情况下对测角的精度进行提升。

2.6 点云成像信号处理流程

综上,基于本文提出的高精度测角方法的点云成像信号处理流程如图 5 所示。

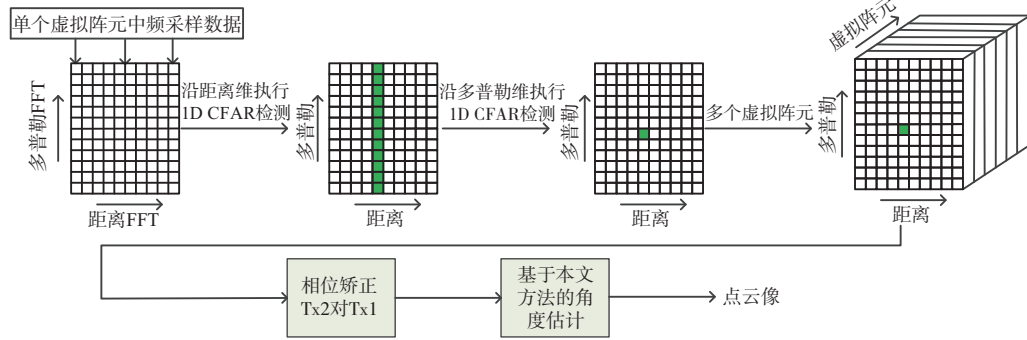


图 5 本文成像方法的信号处理流程框图

3 仿真和实验结果分析

3.1 仿真数据处理结果分析

本文仿真的运行平台为联想笔记本电脑 Y7000P, CPU 型号为 i5-12500H, 仿真软件为 MATLAB2020a。根据控制变量法思想,我们设置点目标的距离和速度相同、角度不同,从而验证基于不同测角方法的成像性能。仿真系统参数设置如表 2 所示,目标参数设置如表 3 所示。

表 2 系统参数

参数	参数值
载波频率/GHz	77
阵元个数	2T×4R
采样点数/距离单元数	256
Chirp 数/速度单元数	64
方位角网格划分/(°)	1
角度范围/(°)	-60~60

表 3 目标参数

目标	距离/m	速度/(m·s ⁻¹)	角度/(°)
1	8	5	-2.5
2	8	5	2.5

图 6 为经过距离 FFT 和多普勒 FFT 之后生成的距离-多普勒图,图中红色圆圈为经过 CFAR 目标检测器之后的目标检测点,检测到的距离为 8.02 m,速度为 5.07 m/s,与实际设置参数基本一致。因此,使用 FFT 方法进行距离像和多普勒像估计,经过 CFAR 目标检测器,能够得到正确的目标点距离和速度。

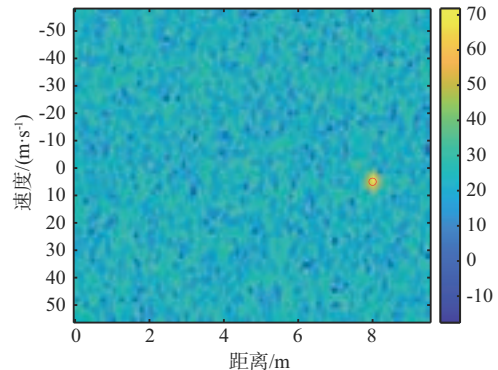
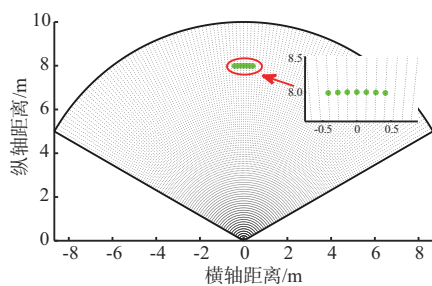


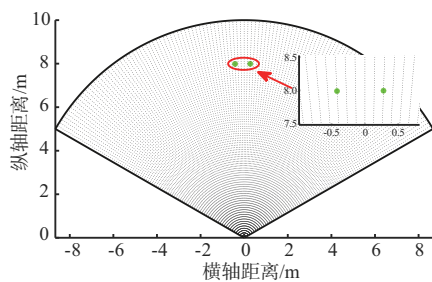
图 6 距离-多普勒图生成及目标检测结果

为了验证本文的成像方法具有高精度的特点,接下来,我们利用目标索引点对应的多个虚拟

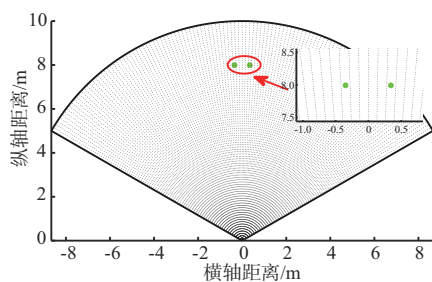
阵元数据使用不同测角方法进行距离-角度二维点云成像,这些测角方法包括文献[11]提出的RIAA方法、文献[13]提出的SLIM方法以及本文提出的方法。图7给出了基于不同测角方法的点云成像图,图中相邻虚线网格间隔为 1° 。可以看出文献[11]提出的方法分辨率较低,无法分辨角度相近的两个目标,经过CFAR目标检测器之后会产生虚假目标点。文献[13]提出的方法可以有效抑制功率泄露,能够分辨角度相近的两个目标,相比文献[11]提出的方法,其分辨率更高,旁瓣更低,经过CFAR目标检测器之后没有产生虚假目标点。因为我们设定的点目标其方位角并不在划分的网格点上面,所以我们发现基于这些测角方法的成像结果都存在离网误差,只有本文提出的成像方法能够准确估计目标来波方向,消除了离网误差,精度达到了 0.1° 。



(a) 基于文献[11]方法的成像



(b) 基于文献[13]方法的成像



(c) 基于本文方法的成像

图7 距离-角度二维点云成像

为了进一步说明本文方法的测角精度性能,我们进行了500次的蒙特卡洛实验。定义均方根误差(RMSE)为

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{KP} \sum_{p=1}^P \sum_{k=1}^K (\hat{\theta}_{k,p} - \theta_k)^2} \quad (31)$$

式中, $\hat{\theta}_{k,p}$ 为第 p 次蒙特卡洛实验中第 k 个信源的估计值, θ_k 为第 k 个信源的精确值, P 为蒙特卡洛实验的次数。设定实验次数 $P = 500$ 。RMSE曲线如图8所示。

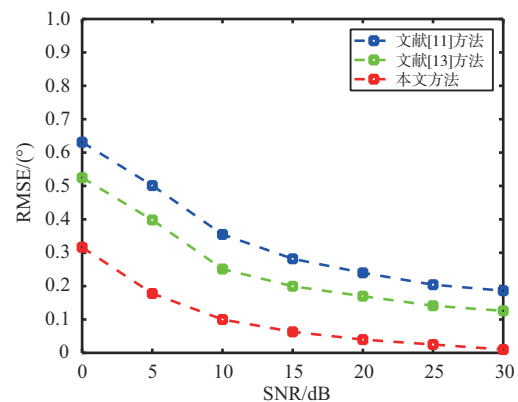


图8 不同测角方法的RMSE随SNR变化曲线

从图8可以看出,所有测角方法的RMSE均随着信噪比的增加而减小,其中本文提出的高精度测角方法的RMSE始终保持在一个较低的值。因此,根据RMSE曲线可知,本文方法估计值更接近信源的真实值,算法更加稳健。

随着信噪比的进一步下降,对文献[11]方法的影响最大,因为在信噪比较低时小奇异值会与大奇异值相当,从而导致该方法的噪声抑制性能变弱,角度分辨率进一步降低,最终的成像结果会出现更多的杂波点。文献[13]方法由于是基于上一次的值进行更新迭代噪声值,所以噪声抑制性能相比来说更强,成像结果会出现更少的杂波点。本文方法是在文献[13]方法的基础上增加了ML估计,因此噪声抑制性能相对来说没有损失,并且在最小化ML成本函数的过程中依然不断更新迭代噪声值,所以在提高噪声抑制性能的同时能够进一步提高测角精度,从成像结果来看仍然能够使得点云出现在偏离网格点的位置。

3.2 实测数据处理结果分析

为了测试本文方法在实际场景中的表现,本文设计了两个不同的场景分别对静止目标和运动目标进行成像。静态场景是为了验证不同测角方法在实际场景中的角度分辨率,动态场景是为了验证不同成像方法在实际动态场景中的成像效果。

实验所使用雷达系统由德州仪器公司的汽车雷达传感器评估模块 AWR1843 和数据采集卡 DCA1000 组成。通过配套的 mmWave Studio 软件对 AWR1843 的发射波形参数进行配置并启动发射信号,数据采集卡 DCA1000 将 AWR1843 处理后的中频数据进行打包并通过网口将数据传输给 PC 机,在 PC 机上面对中频数据进行信号处理。

3.2.1 静态场景

静态实验场景如图 9 所示。在雷达正前方的 13 m 左右的地方静止站立两个人体目标,两目标的间隔角度大约 5° 。



图 9 静态场景

图 10 为距离-多普勒图,图中红色圆圈为经过 CFAR 目标检测器之后的目标检测点。从图中可以看出检测到速度相同、距离相同的一个点目标。该点目标的距离为 12.83 m、速度为 0 m/s,和实际目标参数一致。

图 11 给出了基于不同测角方法的点云成像图,图中相邻虚线网格间隔为 1° 。与仿真结果一样,文献[11]方法由于分辨率较低无法分辨角度相近的两个目标,产生了许多虚假目标点。文献[13]方法相比文献[11]方法,其分辨率更高、旁瓣更低,经过 CFAR 目标检测器之后没有产生虚假目标点。我们可以看出,基于这些方法产生的点云

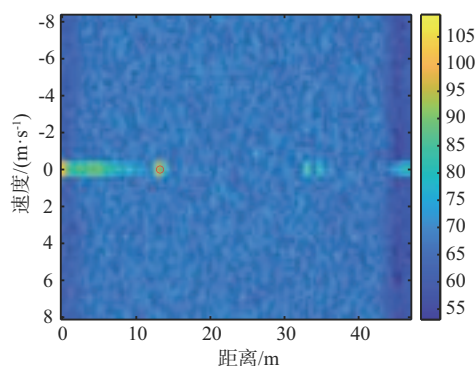
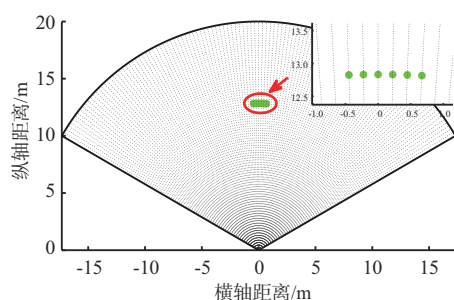
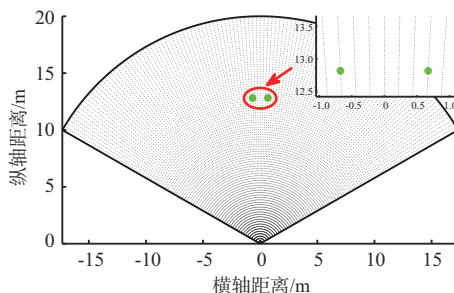


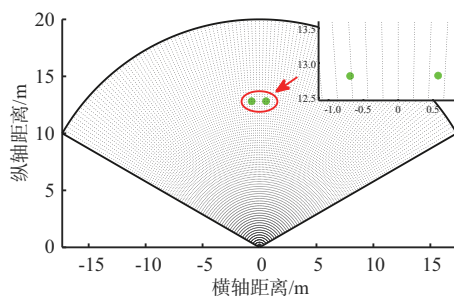
图 10 距离-多普勒图生成及目标检测结果



(a) 基于文献[11]方法的成像



(b) 基于文献[13]方法的成像



(c) 基于本文方法的成像

图 11 静态场景实测成像

都出现在固定角度网格上面,但是本文提出的成像方法能够使得点云出现在偏离网格点的位置,更加准确地估计目标方向,得到更加精准的点云数据,这为后面的聚类、跟踪等信号处理提供了精准、可靠的点云数据。

3.2.2 动态场景

动态实验场景如图12所示。在雷达的左前方有一个人体目标在远离雷达方向运动,右前方有一辆电动车也在远离雷达方向运动。



图12 动态场景

图13为距离-多普勒图,图中红色圆圈为经过CFAR目标检测器之后的目标检测点。从图中可以看出根据距离-多普勒图能够检测出运动的人体和车辆目标。通过数据比对,发现检测到的距离和速度参数与实际运动参数一致。

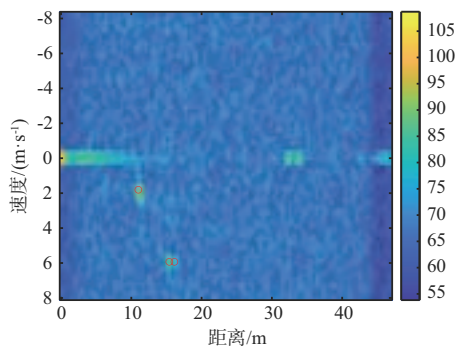
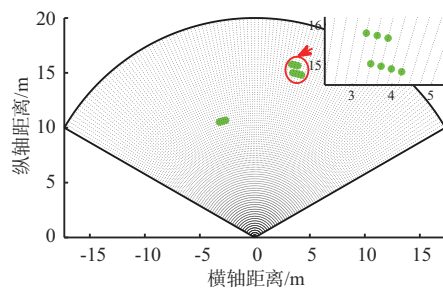
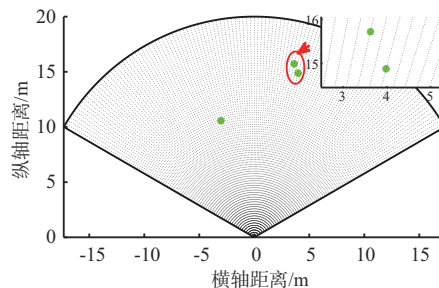


图13 距离-多普勒图生成及目标检测结果

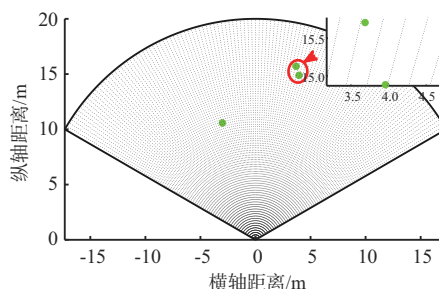
图14给出了基于不同测角方法的点云成像图,图中相邻虚线网格间隔为 1° 。我们将电动车的点云像进行局部放大,可以发现,和静态成像场景类似,只有本文提出的成像方法产生的点云会出现在偏离固定角度网格的位置,得到更加精准的点云数据。



(a) 基于文献[11]方法的成像



(b) 基于文献[13]方法的成像



(c) 基于本文方法的成像

图14 动态场景实测成像

经过静态场景和动态场景的实验,验证了本文提出的成像方法不管对静止目标还是动态目标进行成像,都能够得到更加精准的点云数据。

4 结束语

针对现有的车载毫米波雷达高分辨成像方法因存在离网误差导致精度低的问题,通过利用ML准则的统计特性,本文提出了一种SLIM和ML估计相结合的高精度测角方法用于点云成像。仿真和实验结果表明:相比于其他成像方法,本文提出的成像方法得到的点云像在角度维精度更高,精度能够达到 0.1° ,具有高精度的特点,解决了由于离网误差导致目标定位出现巨大偏差的问题。将本文提出的成像方法用于车载场景中,能够为ADAS系统提供精准、可靠的点云数据。

参考文献:

- [1] 冯利鹏,王辉,郑世超,等.FMCW体制毫米波SAR实时信号处理方法研究[J].上海航天,2022,39(3):116-121.
- [2] 刘健,钱莹晶,张仁民.毫米波大规模MIMO系统混合波束赋形技术综述[J].吉首大学学报,2022,43(1):43-52.
- [3] 杨军,周芳.分布式小卫星MIMO-SAR超高分辨成像方法[J].西安电子科技大学学报,2021,48(2):99-108.

- [4] PATOLE S M, TORLAK M, WANG Dan, et al. Automotive Radars: A Review of Signal Processing Techniques [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2017, 34(2):22-35.
- [5] SUN Shunqiao, PETROPULU A P, POOR H V. MIMO Radar for Advanced Driver-Assistance Systems and Autonomous Driving: Advantages and Challenges [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2020, 37(4):98-117.
- [6] GENNARELLI G, NOVIELLO C, LUDENO G, et al. 24GHz FMCW MIMO Radar for Marine Target Localization: A Feasibility Study [J]. IEEE Access, 2022, 10(6):68240-68256.
- [7] LI Xinrong, WANG Xiaodong, YANG Qing, et al. Signal Processing for TDM MIMO FMCW Millimeter Wave Radar Sensors [J]. IEEE Access, 2021, 9(12):167959-167971.
- [8] 晋良念, 王燃. 毫米波FMCW MIMO雷达三维点云成像方法[J]. 雷达科学与技术, 2022, 20(5):497-506.
- [9] STOICA P, BABU P, LI J. SPICE: A Sparse Covariance Based Estimation Method for Array Processing [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(2):629-638.
- [10] ROBERTS W, STOICA P, LI Jian, et al. Iterative Adaptive Approaches to MIMO Radar Imaging [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Process, 2010, 4(1):5-20.
- [11] ZHANG Yongwei, LI Jie, ZHANG Yongchao, et al. A Regularized Iterative Adaptive Approach Based for Radar Forward-Looking Imaging [C]//2021 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Brussels, Belgium:IEEE, 2021:5151-5154.
- [12] 黄以兰, 晋良念, 刘庆华. 一种车载毫米波FMCW MIMO雷达快速成像方法[J]. 雷达科学与技术, 2022, 20(2):128-135.
- [13] TAN Xing, ROBERTS W, LI Jian, et al. Sparse Learning via Iterative Minimization with Application to MIMO Radar Imaging [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2011, 59(3):1088-1101.
- [14] YANG Zai, XIE Lihua, ZHANG Cishen. A Discretization-Free Sparse and Parametric Approach for Linear Array Signal Processing [J]. IEEE Trans on Signal Processing, 2014, 62(19):4959-4973.
- [15] 蒋留兵, 温和鑫, 车俐, 等. 一种TDM-MIMO雷达的运动目标相位补偿方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2020, 18(4):575-580.
- [16] YANG Zai, LI Jian, STOICA P, et al. Sparse Methods for Direction-of-Arrival Estimation [J]. arXiv, 2016, <https://doi.org/10.48550/arXiv.1609.09596>.

作者简介:



磨良升 男, 1995年生, 广西南宁人, 桂林电子科技大学信息与通信学院硕士研究生, 主要研究方向为车载毫米波雷达信号处理。



晋良念 男, 1974年生, 四川成都人, 博士, 桂林电子科技大学信息与通信学院教授, 主要研究方向为毫米波雷达系统及信号处理。

(上接第580页)

5 结束语

针对雷达/红外传感器组网, 异步融合跟踪目标的问题, 提出一种基于BLUE的融合跟踪方法。在雷达跟踪目标时, 采用改进的转换量测模型, 提高估计精度; 在红外传感器跟踪目标时, 采用修正的转换量测模型, 实现纯方位目标跟踪。理论分析和仿真实验证明: 所提融合方法将估计精度提高2~5倍, 实时性和鲁棒性都有所保证。其设计思想对其他多源信息融合的应用具有借鉴意义。

参考文献:

- [1] 王法胜, 鲁明羽, 赵清杰, 等. 粒子滤波算法[J]. 计算机学报, 2014, 37(8):1679-1695.
- [2] ARASARATNAM, HAYKIN S. Cubature Kalman Filters [J]. IEEE Trans on Automatic Control, 2009, 54(6):1254-1269.
- [3] ZHAO Zhanlue, LI Rong, JILKOV V P. Best Linear Unbiased Filtering with Nonlinear Measurements for Target Tracking [J]. IEEE Trans on Aerospace and Electronic Systems, 2004, 40(4):1324-1336.

- [4] 任清安, 吕春燕. 雷达光电智能协同探测技术研究[J]. 雷达科学与技术, 2016, 14(2):173-177.
- [5] 郑璐, 彭月平, 周彤彤, 等. “低慢小”飞行目标探测与融合技术综述[J]. 飞航导弹, 2021(12):93-98.
- [6] 侯淋, 杨顺华. 光电雷达多目标跟踪技术发展分析[J]. 电光与控制, 2021, 28(8):65-70.
- [7] 施裕升, 王晓科, 蔡红豪, 等. 一种分布式组网雷达的航迹融合二次处理方法[J]. 航天控制, 2021, 39(6):54-59.
- [8] 杨笛, 韩春雷, 鹿瑶, 等. 多雷达/红外传感器数据融合算法[J]. 现代导航, 2023, 14(2):135-140.
- [9] 王家隆, 何文涛, 王琦, 等. 低空蜂群目标点航迹精细化融合算法研究[J]. 航空计算技术, 2022, 52(2):44-48.

作者简介:



盛琥 男, 1980年生于安徽合肥, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为数据融合、无源定位、非线性滤波、机动目标跟踪。



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。



Institute of Scientific and Technical Information of China

北京复兴路 15 号 100038

www.istic.ac.cn

2023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

本刊已被国内各主要数据库(如 CNKI 等)收录,所发表的论文将同时通过互联网进行网络出版或提供信息服务,以适应信息化发展的需要,扩大本刊以及作者的知识信息交流渠道。作者向本刊所投稿件一经录用,即一次性支付作者著作权使用费(包括印刷版、光盘版和网络版等各种使用方式的费用)。



雷达科学与技术

Leida Kexue yu Jishu
(双月刊·2003 年创刊)
2023 年 第 21 卷 第 5 期

Radar Science and Technology

(Bimonthly · Started in 2003)
Vol.21 No.5 2023

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