基于特征博弈预处理的多径抑制与高精度测角方法

项厚宏*① 王永良*② 李雨曦① 陈毓锋③ 王凤玉④ 曾小路⑤

①(合肥工业大学计算机与信息学院 合肥 230009)

②(空军预警学院 武汉 430019)

③(西安电子科技大学杭州研究院 杭州 311200)

④(北京邮电大学人工智能学院 北京 100876)

⑤(北京理工大学信息与电子学院 北京 100081)

摘要：米波雷达波束较宽，探测低仰角目标时多径信号严重影响直达信号的显著性，低仰角测角性能较差。针对此问题，该文提出了一种信号级特征博弈的多径抑制与高精度测角方法，构建一组直达信号提取器和直达信号特征检验器，直达信号提取器挖掘出多径信号湮没的直达信号，直达信号特征检验器用于鉴别、分析提取的直达信号的有效性，直达信号提取器和直达信号特征检验器相互博弈、优化，有效实现直达信号增强和多径信号抑制的效果，并利用已有的超分辨算法进行波达方向估计(DOA)。计算机仿真结果表明，所提算法不依赖于严格的目标角度信息，能够有效抑制多径信号，经典的超分辨算法在多种场景下的估计性能显著提升，且较已有的有监督学习模型而言，所提算法对未知的信号参数及多径分布模型具有更好的泛化性。

关键词：米波雷达；多径信号；直达信号提取；直达信号特征鉴别；角度测量

中图分类号：TN958 **文献标识码**：A **文章编号**：2095-283X(2025)02-0269-11

DOI: 10.12000/JR24215 **CSTR**: 32380.14.JR24215

引用格式：项厚宏, 王永良, 李雨曦, 等. 基于特征博弈预处理的多径抑制与高精度测角方法[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(2): 269–279. doi: 10.12000/JR24215.

Reference format: XIANG Houhong, WANG Yongliang, LI Yuxi, *et al*. Multipath suppression and high-precision angle measurement method based on feature game preprocessing[J]. *Journal of Radars*, 2025, 14(2): 269–279. doi: 10.12000/JR24215.

Multipath Suppression and High-precision Angle Measurement Method Based on Feature Game Preprocessing

XIANG Houhong*① WANG Yongliang*② LI Yuxi① CHEN Yufeng③
WANG Fengyu④ ZENG Xiaolu⑤

①(*School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei* 230009, *China*)

②(*Air Force Early Warning Academy, Wuhan* 430019, *China*)

③(*Hangzhou Institute of Technology, Xidian University, Hangzhou* 311200, *China*)

收稿日期：2024-10-27；改回日期：2024-12-31；网络出版：2025-01-20

*通信作者： 项厚宏 hhxiang@hfut.edu.cn； 王永良 ylwangkjld@163.com

*Corresponding Authors: XIANG Houhong, hhxiang@hfut.edu.cn; WANG Yongliang, ylwangkjld@163.com

基金项目：国家自然科学基金(62201189)，安徽省重大基础研究项目(2023z04020018)，西安电子科技大学杭州研究院院士工作站基金(XH-KY-202306-0285)，中央高校基本科研业务费专项资金(JZ2024HGTB0228)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62201189), Key Fundamental Research Program of Anhui Province (2023z04020018), The Open Fund for the Hangzhou Institute of Technology Academician Workstation at Xidian University (XH-KY-202306-0285), The Fundamental Research Funds for the Central University (JZ2024HGTB0228)

责任主编：陈伯孝 Corresponding Editor: CHEN Baixiao

©The Author(s) 2025. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License (https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

④(*School of Artificial Intelligence, Beijing University of Posts and Telecommunications, Beijing* 100876, *China*)
⑤(*School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing* 100081, *China*)

Abstract: The meter-wave radar, known for its wide beamwidth, often faces challenges in detecting low-elevation targets due to interference from multipath signals. These reflected signals diminish the strength of the direct signal, leading to poor accuracy in low-elevation angle measurements. To solve this problem, this paper proposes a multipath suppression and high-precision angle measurement method. This method, based on a signal-level feature game approach, incorporates two interconnected components working together. The direct signal extractor mines the direct signal submerged within the multipath signal. The direct signal feature discriminator ensures the integrity and validity of the extracted direct signal. By continuously interacting and optimizing one another, these components suppress the multipath interference effectively and enhance the quality of the direct signal. The refined signal is then processed using advanced super-resolution algorithms to estimate the Direction of Arrival (DoA). Computer simulations have shown that the proposed algorithm achieves high performance without relying on strict target angle information, effectively suppressing multipath signals. This approach noticeably enhances the estimation accuracy of classic super-resolution algorithms. Compared to existing supervised learning models, the proposed algorithm offers better generalization to unknown signal parameters and multipath distribution models.

Key words: Meter-wave radar; Multipath signal; Direct signal extraction; Direct signal feature identification; Angle measurement

1 引言

米波雷达频率低，具有良好的反隐身特性[1,2]，但阵列孔径受限，波束宽度较宽，当远距离探测目标时，存在“波束打地”现象，阵列接收回波中不仅有目标散射的直达回波信号，而且还有经地面散射的多径信号，且直达信号与多径信号属于一个波束宽度内、一个距离单元内的强相干信号，经典的空时处理相关手段难以准确、有效滤除多径信号[3]。因此，米波雷达低仰角目标探测性能会恶化，如何有效提升米波雷达低仰角探测性能是亟待研究解决的难题[4]。

目前，经典的超分辨谱估计算法主要以子空间类的多重信号分类算法(Multiple Signal Classification, MUSIC)[5]及旋转空间不变算法(Estimation of Signal Parameters via Invariance Technique, ESPRIT)[6]、似然类的最大似然算法(Maximum Likelihood, ML)[7]和相关衍生算法包括空间平滑MUSIC算法(Spatial Smoothing MUSIC, SS-MUSIC)[8,9]、交替投影ML算法[10]等。对于低仰角目标DOA估计问题，平坦阵地环境下如良好海情的海面或平坦的陆地，多径信号可以近似为一条与直达信号呈镜面对称的信号，阵列接收信号模型可以建模为两点相干源模型，解相干的SSMUSIC算法和ML算法能取得良好的估计性能；对于起伏较大的阵地如城市、山丘等，地面散射多径呈漫散射，多径信号杂乱、无规律，直达信号被复杂多径信号所湮没，接收信号中直达信号的特征显著性下降，上述超分辨估计算法性能急剧下降，甚至失效[11,12]。针对米波雷达低空探测问题，西安电子科技大学陈伯孝教授团队做了深入研究，充分考虑地形参数信息如地面散射系数、地面起伏高度等，提出了地形参数匹配的米波雷达低仰角测角技术，通过采集各个方位扇区、多个角度的实测数据，反演并应用地形参数信息，提高了超分辨算法的阵地适应性和测角性能[13]。然而该方法在城市等复杂阵地环境下的性能仍然有限，且能否在新阵地环境下采集足够多的实测数据也会影响雷达的开机时效。需要强调的是，地形参数匹配的低仰角测角技术机理在于精确构建多径信号模型[4,13]，充分考虑多径的散射特性。综合分析现有多种超分辨定位算法性能不高的关键原因，是无法有效抑制或削弱一个波束宽度以内的相干多径信号，经典的干扰对消技术性能也难以有效发挥作用。因此，如何有效抑制多径信号，使处理后的直达信号特征显著性提升，提高实际信号模型与理想平面波模型的匹配度，是提升现有超分辨算法的低空测角性能的关键。

随着大数据技术的兴起，数据驱动的方法在信号处理领域得到了广泛应用，数据驱动的方法较物理驱动的方法而言，其最大优点是不依赖于严格的物理模型，通过大量数据的标注、训练，能够有效提取类别间差异性特征和类别内统一性特征，能有效解决目标分类[14]、识别[15]、检测[16]等问题。在参数估计方面，现有研究都是基于有监督训练模型[17–20]。文献[20]提出了一种有监督端到端学习的DOA估计

方法，通过学习阵列接收数据的协方差矩阵的实虚部特征与真实的标签角度的映射关系，实现对目标角度的估计。实验结果表明，即使存在阵列误差，所提算法仍然优于现有的超分辨算法，且对阵列通道误差具有良好的泛化性。文献[21]将DOA估计问题建模成回归问题，针对宽带DOA估计问题，分别获取多子带数据协方差矩阵数据，以支持向量回归模型学习多子带数据协方差矩阵实虚部特征与目标角度的映射关系。实验结果表明，基于支持向量回归学习的DOA估计方法，在低信噪比和快拍数较少条件下优于超分辨算法。对于有监督学习模型，其往往需要提前准确获取大量数据及其对应的DOA信息，才能实现目标信号参数的精确估计，而获取准确标签角度的难度较大，且容易存在标注误差。

针对有监督学习获取数据DOA标签难的问题，本文从信号模型出发，结合信号子空间理论，分析目标信号空间和多径信号空间关系，以空间关系指导探索了一种无监督数据驱动的多径信号抑制方法，通过信号级特征博弈，有效对一个波束宽度以内的多径信号进行抑制。具体地，采集两组数据集(目标信号样本、目标与多径混合信号样本)，构建两组网络模型(直达信号提取器、直达信号检验器)，直达信号提取器从输入的混合信号样本中提取目标信号，直达信号检验器检验真实的目标信号和提取的目标信号的特征差异，并输出检验参数；直达信号提取器与直达信号检验器深度博弈，使提取的目标信号数据空间逼近实际的目标信号数据空间，以达到多径信号抑制的效果。最后，结合已有的超分辨谱估计算法对目标进行准确估计。实验结果充分表明，所提博弈预处理模型能够有效提取直达信号，算法估计性能和对信号参数、多径信号模型的泛化性均是优于现有的有监督学习模型。

2　信号模型

经典多径信号模型如图1所示，假设阵列结构为M阵元的均匀线阵，阵元间距为d，雷达发射信号波长为λ，对于一个CPI内的L个相干脉冲，经脉冲压缩、相干积累后，阵列接收的空域信号$\boldsymbol{y}^{\pm}(t)$为直达信号和多径信号的和，可以表示为

$$\boldsymbol{y}^{\pm}(t)=\alpha(\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{d}})+\rho\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{i}}))\boldsymbol{s}(t)+\boldsymbol{n}(t) \tag{1}$$

其中，$\boldsymbol{a}(\theta)=[1,\exp(-\mathrm{j}2\pi/\lambda d\sin\theta),\cdots,\exp(-\mathrm{j}2\pi/\lambda(M-1)d\sin\theta)]^{\mathrm{T}}$为阵列导向矢量，$\boldsymbol{s}(t)$为单位信号复包络，$\boldsymbol{n}(t)$为噪声，$\alpha$为回波信号的复振幅，$\rho$为地面复反射系数，$\theta_{\mathrm{d}}>0°$为目标信号入射角度，$\theta_{\mathrm{i}}<0°$为多径信号入射角度，且近似满足$\theta_{\mathrm{d}}=-\theta_{\mathrm{i}}$，$|\theta_{\mathrm{d}}-\theta_{\mathrm{i}}|<\theta_{3\ \mathrm{dB}}$，$\boldsymbol{y}^{\pm}(t)$为直达信号和多径信号的混合信号。

对于单点源信号，若以阵列法线方向0°为参考方向，整个阵列接收信号空间D可以划分为两个子空间：目标信号空间D^{+}和多径信号空间D^{-}，有和信号空间$D^{\pm}=D^{+}\oplus D^{-}$。目标信号空间$D^{+}$为目标信号的流形空间，多径信号空间$D^{-}$为多径信号的流形空间，即$D^{+}=\mathrm{span}\{\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{d}})\}$, $D^{-}=\mathrm{span}\{\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{i}})\}$。

对于式(1)中的多径信号模型，和信号$\boldsymbol{y}^{\pm}(t)$可以分解为多径信号空间D^{-}和目标信号空间D^{+}中的两个信号，表示为

$$\left.\begin{aligned}\boldsymbol{y}^{+}(t)&=\alpha\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{d}})\boldsymbol{s}(t)\subset D^{+}\\ \boldsymbol{y}^{-}(t)&=\alpha\rho\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{i}})\boldsymbol{s}(t)\subset D^{-}\end{aligned}\right\} \tag{2}$$

若目标信号和多径干扰信号位于一个波束宽度以外，可以结合经典的干扰对消技术抑制多径，利用主辅两组天线，主天线接收和信号空间$D^{\pm}$中的数据$\boldsymbol{y}^{\pm}(t)$，辅助天线接收多径干扰信号空间D^{-}中的数据$\boldsymbol{y}^{-}(t)$，可以唯一确定一组滤波器系数$\boldsymbol{w}$，消除和信号空间数据$\boldsymbol{y}^{\pm}(t)$中多径干扰信号空间的相关信号成分$\boldsymbol{y}^{-}(t)$。综合分析，辅助天线的作用在于捕获多径干扰信号特征信息，以抑制主天线中相关干扰信号。若目标信号和多径干扰信号位于一个波束宽度以内，辅助天线难以准确获取理想的多径干扰信号，滤波器系数$\boldsymbol{w}$对应的方向图发生畸变，多径干扰对消器性能下降。

受主副天线对消机理启发，本文设计直达信号提取器和直达信号检验器，其中直达信号提取器用于提取混合信号中的直达信号，即从和信号空间$D^{\pm}$中提取目标信号空间D^{+}中的信号成分；为了检验提取的直达信号的有效性和可靠性，同时设计直达信号检验器，利用大数据分析直达信号提取器输出和真实目标直达信号的特征差异，并给出检验参数。通过直达信号提取器与直达信号检验器的深度博弈、优化，直达信号提取器能有效抑制多径干扰信号空间D^{-}中的多径信号，获取较为理想的目标信号空间D^{+}中的目标直达信号。

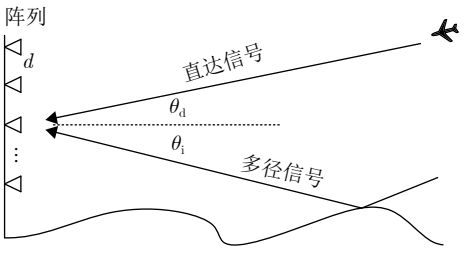


图 1 多径信号模型

Fig. 1 Multipath signal model

3 特征博弈预处理的多径抑制与高精度测角技术

本文提出的特征博弈预处理的多径抑制方法框图如图2所示，主要包括直达信号提取器F和直达信号特征检验器T两个部分。直达信号提取器旨在抑制接收信号中的多径信号，即从和信号空间$D^{\pm}$中提取目标信号空间D^{+}中的直达信号，网络的输入为和信号$\boldsymbol{y}^{\pm}(t)\subset D^{\pm}$，网络的输出为期望的直达信号$\bar{\boldsymbol{y}}'\subset D^{+\prime}$；直达信号特征检验器用于检验提取的直达信号与真实的直达信号的特征差异，并给出检验参数，当提取的信号与真实的直达信号特征一致时，此时直达信号检验器输出的平均检验参数为$0.5+\mathrm{j}0.5$，达到纳什均衡状态，即实现多径信号抑制。结合经典的超分辨谱估计算法对提取的目标信号进行准确估计，提高雷达低仰角目标探测性能。

3.1 数据预处理

由于阵列接收信号是复数域信号，直达信号提取器和直达信号检验器均是采用复数域的多层感知机(Multilayer Perceptron, MLP)模型，数据预处理过程是充分考虑神经网络非线性激活函数的激活区，旨在消除过高的信噪比参数α带来的数据幅度超过非线性激活区，降低网络的学习性能。同时，对于高精度测角问题，需要保留数据的相位分布特征，故所采取的预处理方法为最大幅度归一化方法。假设和空间数据集和目标信号空间数据集分别为$\boldsymbol{\Phi}^{\pm}=\{\boldsymbol{y}_1^{\pm},\boldsymbol{y}_2^{\pm},\cdots,\boldsymbol{y}_p^{\pm}\subset D^{\pm}\}$、$\boldsymbol{\Phi}^{+}=\{\boldsymbol{y}_1^{+},\boldsymbol{y}_2^{+},\cdots,\boldsymbol{y}_p^{+}\subset D^{+}\}$，且$D^{\pm}/D^{+}\subset\mathbb{C}^{M}$。对于$D^{\pm}$和$D^{+}$中的任意样本$\boldsymbol{y}^{\pm/+}$，对数据集进行最大幅度归一化处理，即

$$\boldsymbol{y}^{\pm/+}=\frac{\boldsymbol{y}^{\pm/+}}{\max\left(\left|\boldsymbol{y}^{\pm/+}\right|\right)} \tag{3}$$

可以看出，最大幅度归一化处理后，数据集的幅度值均落在激活函数的激活区$(0,1]$，有利于神经网络的学习，且归一化预处理后的数据相位分布特征不变。对数据集$\boldsymbol{\Phi}^{\pm}$和$\boldsymbol{\Phi}^{+}$进行归一化处理，得到归一化数据集$\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{\pm}$和$\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{+}$，即$\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{\pm}=\{\bar{\boldsymbol{y}}_1^{\pm},\bar{\boldsymbol{y}}_2^{\pm},\cdots,\bar{\boldsymbol{y}}_p^{\pm}\subset D^{\pm}\}$，$\bar{\boldsymbol{\Phi}}^{+}=\{\bar{\boldsymbol{y}}_1^{+},\bar{\boldsymbol{y}}_2^{+},\cdots,\bar{\boldsymbol{y}}_p^{+}\subset D^{+}\}$。

3.2 直达信号提取器学习机理

直达信号提取器用于提取被多径信号湮没的直达信号，在优化直达信号提取器时，固定直达信号检验器的参数，即检验器的检验准则不变，直达信号提取器的学习目标不仅是使提取的直达信号与真实的直达信号分布特征一致，而且与输入的信号相关，即准确提取输入混合信号中的直达信号成分。因此，直达信号提取器的误差函数包含一致性误差和相关性误差两部分，表示为

$$\begin{aligned}L_{\mathrm{F}}&=L_{\mathrm{correlation}}+\alpha_0 L_{\mathrm{consistency}}\\&=\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}\subset D^{\pm}}\left\|\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}-\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\right\|\\&\quad+\alpha_0\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}\subset D^{+\prime}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})-(1+\mathrm{j}1)\right\|\end{aligned} \tag{4}$$

其中，$\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}=F(\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm})$为直达信号提取器的输出；$\alpha_0$为平衡超参数；$T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})$为直达信号检验器对提取的直达信号的检验输出，$1+\mathrm{j}1$为期望的检验结果(后续将详细论述)；$\|\cdot\|$为欧氏距离。

对于直达信号提取器，其期望输出可以定义为：对于任意的输入信号$\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}\subset D^{\pm}$，都有$\mathcal{F}(\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm})=\bar{\boldsymbol{y}}^{+}$，即网络输出仅有直达信号，多径信号完全抑制，输出的直达信号所构成的空间$D^{+\prime}$与真实的直达信号空间D^{+}一致，此时直达信号检验器的检验结果为$T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+})=1+\mathrm{j}1$，即检验结果为真。因此，目标函数$L_{\mathrm{consistency}}$可以迫使直达信号提取器优化方向为输出的直达信号统计特征与真实的直达信号统计特征一致，即$F(\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm})\subset D^{+}=D^{+\prime}$。$L_{\mathrm{consistency}}$函数只能

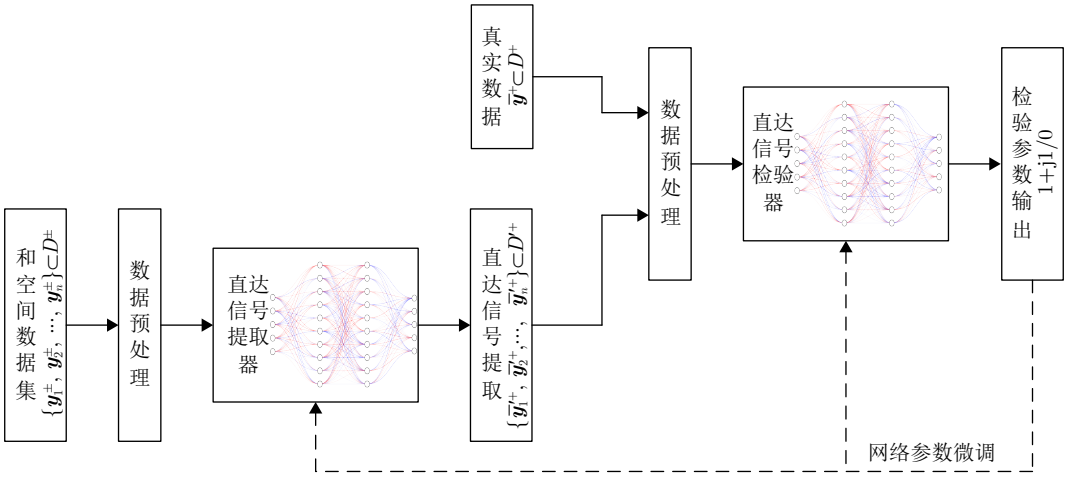


图 2 特征博弈预处理的多径抑制方法框图

Fig. 2 A block diagram of multipath suppression method using feature game preprocessing

保证直达信号提取器的输出信号统计特征与真实的直达信号统计特征一致，即对于所有的$\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}=F(\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm})\subset D^{+}$，都有$T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})=1+\mathrm{j}1$。因此，需要进一步引入$L_{\text{correlation}}$函数，使直达信号提取器的输出与输入相关，即$F(\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm})=\text{span}(\boldsymbol{a}(\theta_{\text{d}}))$。最小化误差函数$L_{\text{F}}$，可以使直达信号提取器的输出直达信号与真实的直达信号统计特征一致，且与输入的混合信号中的直达信号相关，最优的直达信号提取器参数$\hat{F}$为

$$\hat{F}=\min_{F}L_{\text{F}} \tag{5}$$

直达信号提取器的学习过程就是使提取的直达信号空间$D^{+\prime}$逼近真实的直达信号空间D^{+}的过程。

3.3 直达信号检验器学习机理

直达信号检验器旨在挖掘、区分提取的直达信号与真实的直达信号的分布特征差异，并以参数化的形式给出检验参数，其检验过程是一个二分类回归问题，其检验过程可以表示为

$$T(\bar{\boldsymbol{y}})=\begin{cases}1+\mathrm{j}1,\bar{\boldsymbol{y}}\subset D^{+}\\0,\bar{\boldsymbol{y}}\subset D^{+\prime}\end{cases},\Re(T(\bar{\boldsymbol{y}}))\in[0,1],\Im(T(\bar{\boldsymbol{y}}))\in[0,1] \tag{6}$$

对于完美的直达信号检验器，总是能挖掘提取的直达信号与真实的直达信号的分布特征差异，即对于所有的$\bar{\boldsymbol{y}}\subset D^{+}$，都有$T(\bar{\boldsymbol{y}})=1+\mathrm{j}1$；对于所有的$\bar{\boldsymbol{y}}\subset D^{+\prime}$，都有$T(\bar{\boldsymbol{y}})=0$。直达信号检验器就是不断发现提取的直达信号与真实的直达信号的分布特征差异，并给出检验参数。直达信号检验器的学习性能可以表示为检验参数的函数关系，其检验误差函数可以为

$$\begin{aligned}L_{\text{T}}=&\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\subset D^{+\prime}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})\right\|\\&+\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+}\subset D^{+}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+})-(1+\mathrm{j}1)\right\|\end{aligned} \tag{7}$$

通过最小化式(7)，可以使直达信号检验器不断挖掘提取的直达信号与真实的直达信号的分布特征差异，并给出检验参数。因此，最优的直达信号网络参数$\hat{T}$为

$$\hat{T}=\min_{T}L_{\text{T}} \tag{8}$$

直达信号检验器的学习过程就是发现差异性特征，令提取的直达信号空间$D^{+\prime}$与真实的直达信号空间D^{+}有效区分。

3.4 多径抑制与目标参数估计

观察式(4)和式(7)给出的直达信号提取器和直达信号检验器的误差函数，可以发现直达信号提取器F和直达信号检验器T是相互博弈的关系，即

$$\begin{aligned}&\min_{F}L_{\text{F}}\to T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})\xrightarrow{\hat{F}}1+\mathrm{j}1\\&\min_{T}L_{\text{T}}\to T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})\xrightarrow{\hat{T}}0\end{aligned} \tag{9}$$

对于最优的直达信号提取器$\hat{F}$，能有效提取混合信号中的直达信号成分$\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}$，提取的直达信号空间与真实的直达信号空间完全一致，即$D^{+\prime}=D^{+}$，此时直达信号检验器所表示的特征检验规则，无法区分提取的直达信号与真实的直达信号，即对于提取的直达信号$\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}$，检验参数为$T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})=1+\mathrm{j}1$，检验结果为真；对于最优的直达信号检验器$\hat{T}$，能有效挖掘提取的直达信号与真实的直达信号的分布特征差异，并给出检验参数，此时直达信号检验器的检验结果为$T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})=0$，即检验结果为假。

因此，直达信号提取器需要提取细节足够丰富的直达信号，使得直达信号检验器无法检验；而直达信号检验器需要挖掘足够丰富的信号细节，准确区分提取的直达信号与真实的直达信号。综合得到直达信号提取器和直达信号检验器的博弈误差函数L_{FT}，表示为

$$\begin{aligned}L_{\text{FT}}=&\min_{F}L_{\text{F}}\min_{T}L_{\text{T}}\\=&\min_{F}\left(\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}\subset D^{\pm}}\left\|\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}-\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\right\|+\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}\subset D^{+\prime}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})-(1+\mathrm{j}1)\right\|\right)\\&\cdot\min_{T}\left(\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\subset D^{+\prime}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})\right\|+\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+}\subset D^{+}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+})-(1+\mathrm{j}1)\right\|\right)\\=&\min_{F}\left(\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}\subset D^{\pm}}\left\|\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}-\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\right\|+\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\subset D^{+\prime}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})-(1+\mathrm{j}1)\right\|\right)\\&\cdot\max_{T}\left(\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\subset D^{+\prime}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})-(1+\mathrm{j}1)\right\|+\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+}\subset D^{+}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+})\right\|\right)\\=&\min_{F}\max_{T}\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}\subset D^{\pm}}\left\|\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm}-\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\right\|+\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime}\subset D^{+\prime}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+\prime})-(1+\mathrm{j}1)\right\|+\sum_{\bar{\boldsymbol{y}}^{+}\subset D^{+}}\left\|T(\bar{\boldsymbol{y}}^{+})\right\|\end{aligned} \tag{10}$$

经过直达信号提取器F和直达信号检验器T的相互博弈，直达信号提取器F能准确提取到混合信号中的直达信号，且信号细节与真实的直达信号分布特征一致，直达信号检验器T难以准确检验，此时直达信号检验器优化性能达到纳什均衡状态，即$\mathbb{E}(L_{\mathrm{T}})=0.5+\mathrm{j}0.5$。此时，直达信号提取器能有效实现多径信号的有效抑制和直达信号的有效增强，即$F(\bar{\boldsymbol{y}}^{\pm})\simeq\bar{\boldsymbol{y}}^{+}$。

对于测试集中的任意一个数据$\bar{\boldsymbol{y}}_0^{\pm}\subset D^{\pm}$为接收到的低空数据，目标信号湮没于多径信号，以归一化预处理后的数据$\bar{\boldsymbol{y}}_0^{\pm}$作为训练好的直达信号提取器$\mathcal{F}$的输入，得到提取的直达信号$\bar{\boldsymbol{y}}_0^{+\prime}=F(\bar{\boldsymbol{y}}_0^{\pm})$，结合经典的超分辨谱估计算法对提取到的直达信号数据$\bar{\boldsymbol{y}}_0^{+\prime}$进行处理，得到目标的角度参数$\hat{\theta}_{\mathrm{d}}$，即

$$\left.\begin{aligned}\hat{\theta}_{\mathrm{d}}&=\mathrm{DBF}(\bar{\boldsymbol{y}}_0^{+\prime})\\ \hat{\theta}_{\mathrm{d}}&=\mathrm{SSMUSIC}(\bar{\boldsymbol{y}}_0^{+\prime})\\ \hat{\theta}_{\mathrm{d}}&=\mathrm{ML}(\bar{\boldsymbol{y}}_0^{+\prime})\end{aligned}\right\}\tag{11}$$

其中，DBF, SSMUSIC和ML分别为经典的波束形成、空间平滑多重信号分类和最大似然估计算法。

4 仿真数据分析

4.1 特征博弈预处理的多径抑制技术性能分析

本节采用计算机仿真实验的方式验证所提算法的有效性和可靠性。仿真实验的硬件环境为Intel Core i7-7700K处理器，内存为32 GB，操作系统为Windows 11，仿真实验的软件环境为MATLAB 2021a和Python 3.8。仿真实验主要包括特征博弈预处理的信噪比与测角性能分析、快拍数与测角性能分析和泛化性分析。阵列结构为24阵元的等距线阵，阵元间距为半波长，信号波长为1 m，$\theta_{3\,\mathrm{dB}}\simeq4.2°$，目标仰角$\theta_{\mathrm{d}}\in U[0°,2°]$，多径信号与目标信号相关系数近似为1，多径复反射系数ρ取–1；多径信号仰角满足$\theta_{\mathrm{i}}\in U[-2°,0°]$，满足多径信号和目标信号处于一个波束宽度以内的场景要求，即$|\theta_{\mathrm{d}}-\theta_{\mathrm{i}}|<\theta_{3\,\mathrm{dB}}$。仿真实验中，直达信号提取器$F$结构包含4层复隐含层，输入和输出复数据维度为24；直达信号检验器T结构包含4层复隐含层，输入复数据维度为24，输出复数据维度为1，两组网络的激活函数均为CLeaky_ReLU函数，网络隐含层神经元数均为1024，学习率为0.0001，批大小为1000，训练次数为13000次。所提算法属于无监督算法的范畴，不仅充分分析多径抑制前后的DBF, SSMUSIC和ML算法性能，而且与有监督端到端学习的DOA估计方法[20]和基于支持向量回归的估计方法[21]进行对比。

4.2 信噪比与测角性能分析

假设阵列接收信号经脉压、多脉冲积累处理后，单通道输出信号的信噪比范围是0～10 dB，信噪比步长为2 dB，以2000次蒙特卡罗实验生成12000组数据，其中6000组数据用于训练，6000组数据用于测试。图3展示了任意一个样本数据在特征博弈预处理前后数据相位特征分布。

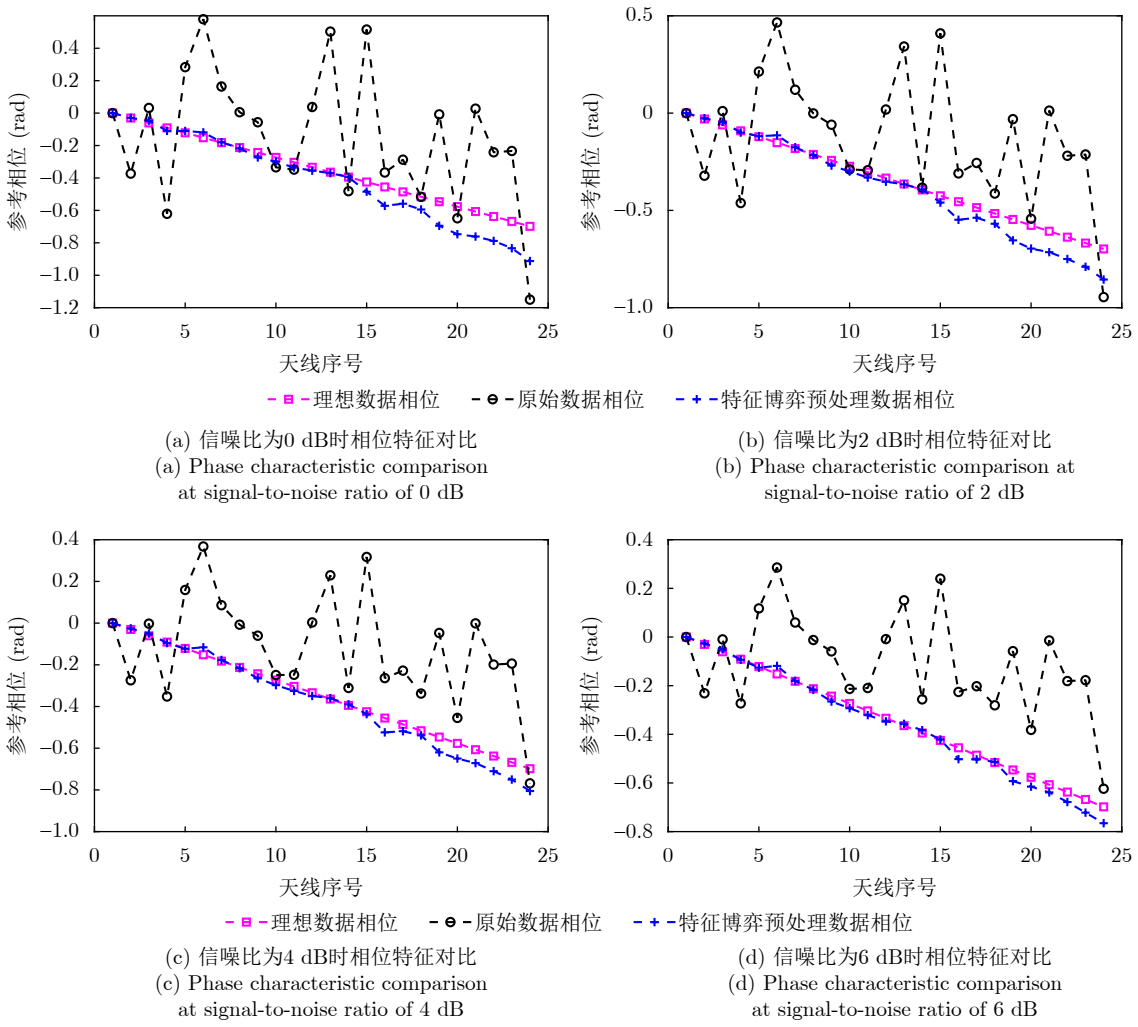
可以看出，特征博弈预处理后的数据相位特征分布逼近理想条件下的直达信号相位，预处理后的数据相位特征误差较小，这表明经特征博弈预处理后，仅有直达信号，能够有效抑制多径干扰，提高单通道输出信号的信噪比。图4展示了特征博弈预处理前后，两种算法的空间谱特征。

可以看出，特征博弈预处理之前，由于存在多径信号的干扰，DBF和SSMUSIC算法的空间谱没有在目标仰角处形成一个明显的谱峰，估计误差较大；而经过特征博弈预处理之后，DBF和SSMUSIC算法空间谱仅在目标仰角处形成尖锐的谱峰，估计结果逼近于真实值，误差较小且具有较好的噪声抑制性能。图5展示了不同信噪比条件下，特征博弈预处理前后DBF, SSMUSIC和ML算法的测角误差分布和统计均方根误差。

特征博弈预处理前，DBF, SSMUSIC和ML算法的测角误差如图5(a)所示，分布于$[-2°,5°]$，均方根误差较大；而特征博弈预处理后，DBF, SSMUSIC和ML算法的测角误差如图5(b)所示，分布于$[-1°,1°]$，测角误差显著减小，说明所提的特征博弈预处理技术能够有效抑制多径信号，提高算法的测角性能。图5(c)给出的统计结果表明，对于低仰角、一个波束宽度以内的相干源的估计问题，常规的SSMUSIC和ML等超分辨算法无法有效测角，测角误差较大，而特征博弈预处理后的DBF算法性能显著提升，与SSMUSIC和ML算法性能相当，这是因为经过特征博弈预处理后，多径信号被有效抑制，一个波束宽度以内的相干源估计问题转化成单点源目标的估计问题。因此，3种估计方法取得相近的估计性能。对比于有监督端到端学习和支持向量回归的方法，虽然所提算法没有获取准确的标签信息，但算法性能仍然能取得更优的算法性能，算法的适用性更强。

4.3 快拍数与测角性能分析

考虑一个CPI中包含多个脉冲，进一步分析多快拍条件下，所提算法的测角性能。阵列结构和目标参数等信息与4.1节相同，训练集和测试集信噪比固定为0 dB。直达信号提取器和直达信号检验器的网络参数信息与4.1节一致。图6展示了不同快拍



(a) 信噪比为0 dB时相位特征对比
(a) Phase characteristic comparison at signal-to-noise ratio of 0 dB

(b) 信噪比为2 dB时相位特征对比
(b) Phase characteristic comparison at signal-to-noise ratio of 2 dB

(c) 信噪比为4 dB时相位特征对比
(c) Phase characteristic comparison at signal-to-noise ratio of 4 dB

(d) 信噪比为6 dB时相位特征对比
(d) Phase characteristic comparison at signal-to-noise ratio of 6 dB

图 3 特征博弈预处理前后数据相位分布分析

Fig. 3 Phase distribution analysis of data before and after feature game preprocessing

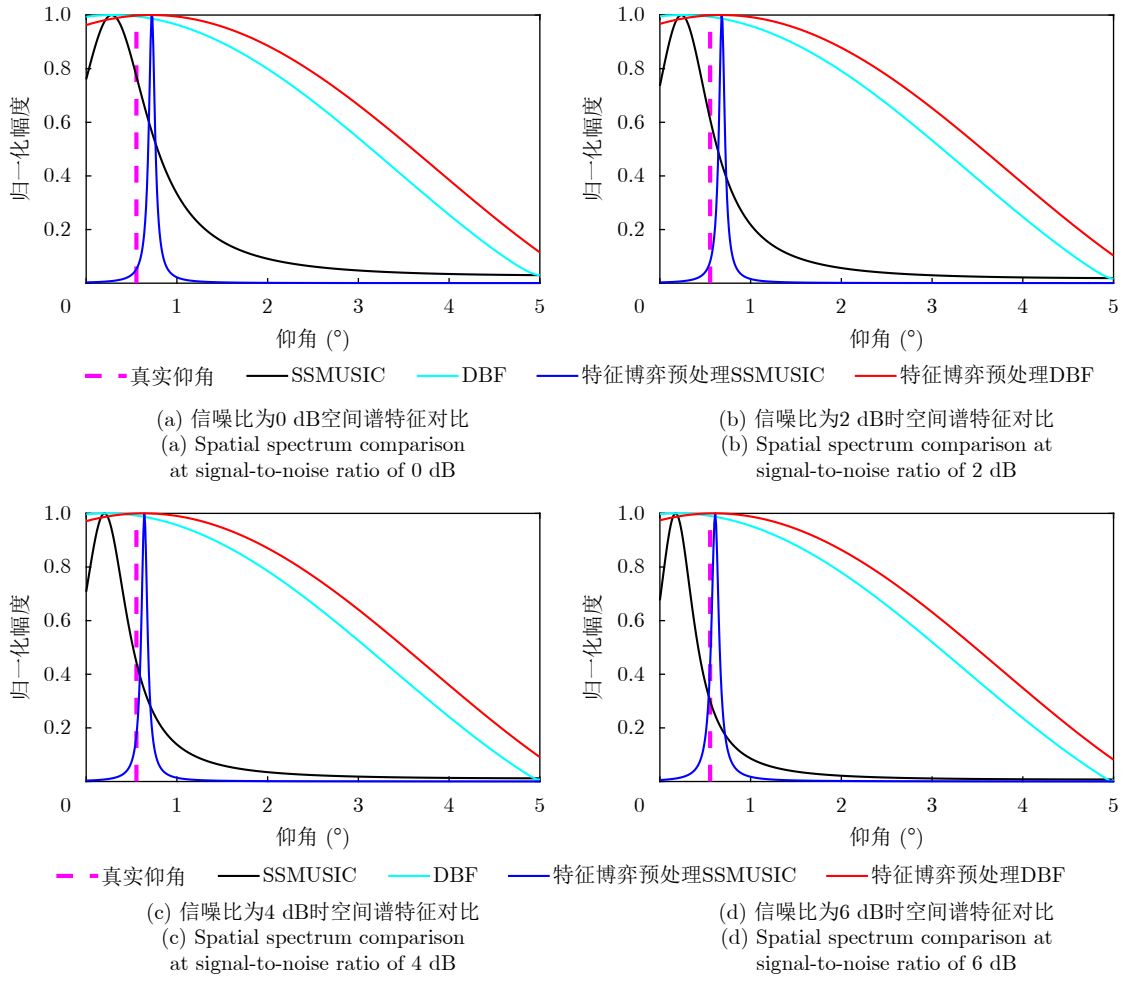
数条件下，特征博弈预处理前后DBF, SSMUSIC和ML算法的测角均方根误差与快拍数的关系曲线。

可以看出，特征博弈预处理之前，SSMUSIC和ML等算法完全失效，测角误差较大。经过本文所提出的特征博弈算法抑制多径信号后，DBF, SSMUSIC和ML算法性能均显著提升，测角均方根误差随着快拍数的增大而缓慢减小至约0.34°；而且经过特征博弈预处理之后，DBF算法估计性能与ML算法性能相当，这意味着经过特征博弈预处理后，可以利用DBF算法代替ML算法实现低仰角目标的高精度测角。而有监督端到端学习和支持向量回归的方法对快拍数的泛化性较差，测角误差较大，无法适用于快拍数未知的场景。

4.4 算法对信号参数的泛化性分析

通常，实采训练集和测试集数据不可能具有完全相同的分布特征，因此，需要进一步分析所提算法在未知信号参数下的泛化性能。本文以信噪比参数为研究对象，分析训练集和测试集在信噪比参数不匹配时的测角性能。假设训练集的信噪比范围是0～10 dB，信噪比步长为2 dB；测试集的信噪比范围是–3～13 dB，信噪比步长为2 dB。分别采取1000次蒙特卡罗实验方法生成训练集和测试集，训练集和测试集始终存在2 dB以上的信噪比差异，且测试集信噪比参数未出现在训练集中，网络结构和参数设置与4.1节相同。图7给出了特征博弈预处理前后DBF, SSMUSIC和ML算法的测角误差分布和测角均方根误差与信噪比的关系曲线。

可以看出，即使测试集数据特征与训练集不匹配，所提出的特征博弈算法仍然能有效抑制多径信号，提高测角性能。图7(a)和图7(b)给出的特征博弈预处理前后的测角误差分布与图5(a)和图5(b)近似一致，图7(c)给出的统计结果与图5(c)给出的结果相当，且随着信噪比的增大，测角误差逐渐减小，这说明所提算法具有较好的泛化性能，能够有效适应未知场景下的估计问题，特征博弈预处理带



(a) 信噪比为0 dB空间谱特征对比
(a) Spatial spectrum comparison at signal-to-noise ratio of 0 dB

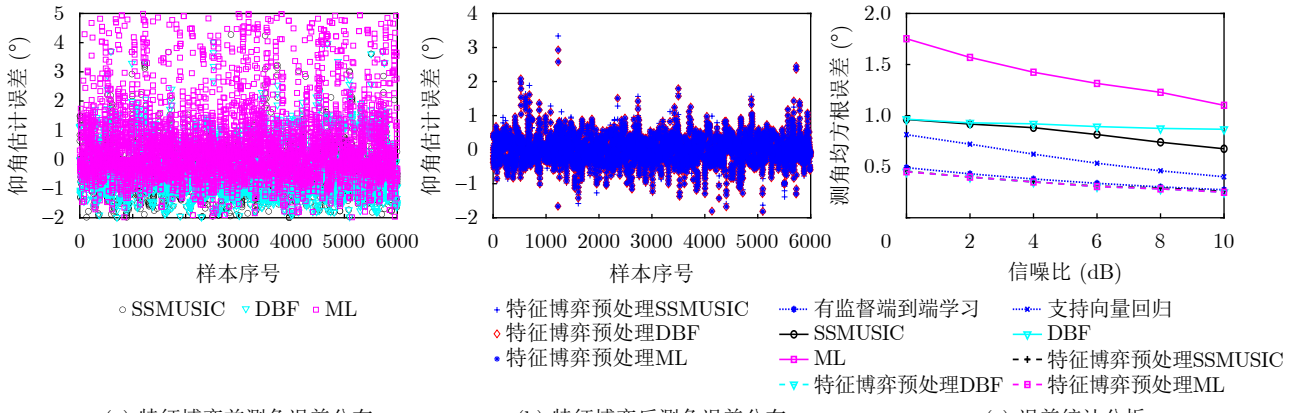
(b) 信噪比为2 dB时空间谱特征对比
(b) Spatial spectrum comparison at signal-to-noise ratio of 2 dB

(c) 信噪比为4 dB时空间谱特征对比
(c) Spatial spectrum comparison at signal-to-noise ratio of 4 dB

(d) 信噪比为6 dB时空间谱特征对比
(d) Spatial spectrum comparison at signal-to-noise ratio of 6 dB

图 4 特征博弈预处理前后数据空间谱分析

Fig. 4 Spatial spectrum analysis of data before and after feature game preprocessing



(a) 特征博弈前测角误差分布
(a) Error distribution of direction of arrival estimation before feature game preprocessing

(b) 特征博弈后测角误差分布
(b) Error distribution of direction of arrival estimation after feature game preprocessing

(c) 误差统计分析
(c) Statistical analysis of direction of arrival estimation

图 5 不同信噪比条件下测角误差分布和均方根误差对比

Fig. 5 Error distribution of DOA estimation and root mean square error comparison under different SNR conditions

来的算法性能提升等效信噪比约为8 dB。有监督端到端学习的算法性能与所提算法性能接近，但基于支持向量回归的DOA估计算法远差于所提算法，测角性能下降了约0.3°。

4.5 算法对信号模型的泛化性分析

考虑实际阵地环境下的多径信号分布于一片空域范围内，进一步分析所提算法对多径分布模型的泛化性。4.1节中仅考虑有一条多径信号，本节重

点分析当训练集仅存在一条多径，而测试集存在多条多径信号时的算法性能。训练集的数据仿真参数与4.1节一致，而测试集的多径反射信号入射角度均匀分布于$[\theta_{\rm i}-\Delta\theta,\theta_{\rm i}+\Delta\theta]$，$\Delta\theta$为0.1°。图8给出了信噪比为0～10 dB时，所提算法的测角均方根误差曲线。

可以看出，经典的超分辨算法不能适用于漫反射多径场景下的估计问题，算法估计误差较两点相干源场景而言，测角误差增大；尽管训练集和测试集中的多径分布特性不一致，所提算法仍然是有效的。经过特征博弈预处理后，随着信噪比的增大，DBF, SSMUSIC和ML算法的测角误差由0.45°下降至0.26°；有监督端到端学习的方法与所提算法性能近似，而支持向量回归方法略差于所提算法。因此，尽管存在模型失配问题，所提算法仍然较好地抑制多径信号，提取到期望的目标信号，所提方法对多径信号分布模型具有良好的泛化性。有监督端到端学习算法对多径信号模型的分布特征同样具有良好的泛化性，算法性能与所提算法近似，但基于支持向量回归的DOA估计方法优于超分辨算法，但较所提算法而言，测角性能下降了0.15°。

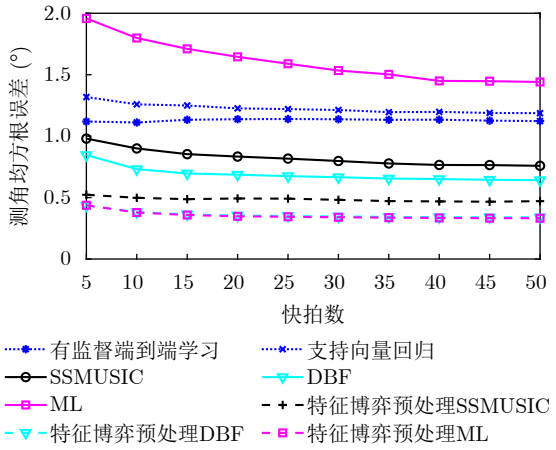
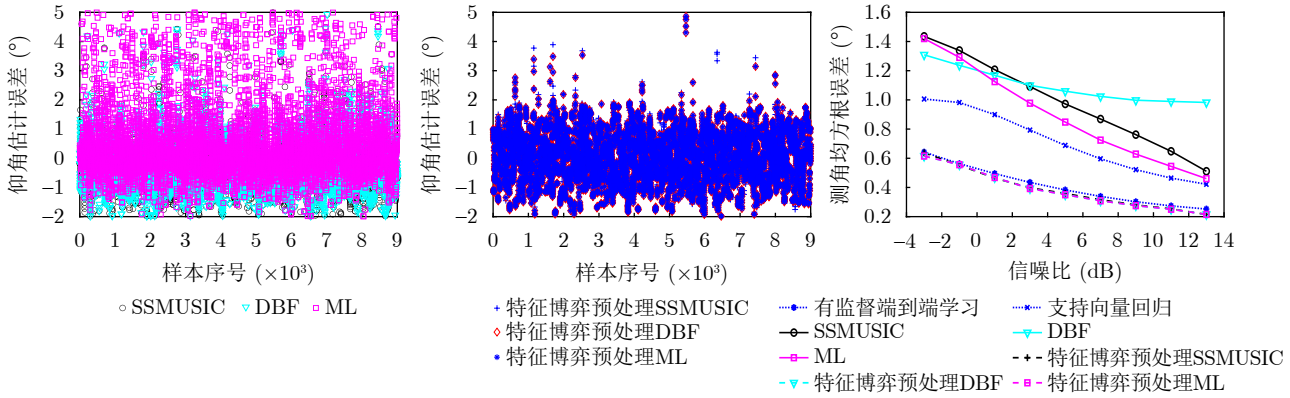


图 6 测角均方根误差与快拍数关系曲线

Fig. 6 The relationship curve between root mean square error of direction of arrival estimation and number of snapshots

5　结语

本文针对米波雷达低仰角目标测角问题，提出了一种基于特征博弈预处理的多径抑制方法，该方法利用目标信号和多径干扰信号的空域分布特征差异，构建一组特征博弈网络，通过特征博弈网络对接收信号进行预处理，能够有效抑制多径干扰，提高现有超分辨测角方法的测角精度和阵地适应性。仿真实验结果表明，所提方法能够有效抑制多径干扰，低仰角条件下的经典超分辨算法估计性能显著提升，且优于现有的多种有监督学习算法，对未知的信号参数和多径分布模型具有更好的泛化性。本文提出的特征博弈预处理方法为低仰角目标测角问题提供了一种新的解决思路，从理论上验证该方法具有一定的效果，其适用条件在于期望信号与非期望信号在物理特征上具有可分性，经典统计信号处理方法受限，在大数据模型感知并增强期望信号的同时削弱非期望信号，但仍然缺少实测数据的验证，且如何获取有效的低仰角场景下的直达信号回波数据是一个难题，一种可能的解决思路是结合低仰角目标的远场散射特性，通过计算机仿真获取低仰角目标的直达信号回波，以实测数据和仿真数据联合训练网络模型，本文作者将持续开展相关研究工作。



(a) 特征博弈前测角误差分布
(a) Error distribution of direction of arrival estimation before feature game preprocessing

(b) 特征博弈后测角误差分布
(b) Error distribution of direction of arrival estimation after feature game preprocessing

(c) 误差统计分析
(c) Statistical analysis of direction of arrival estimation

图 7 特征博弈预处理方法泛化性分析

Fig. 7 Generalization analysis of feature game preprocessing method

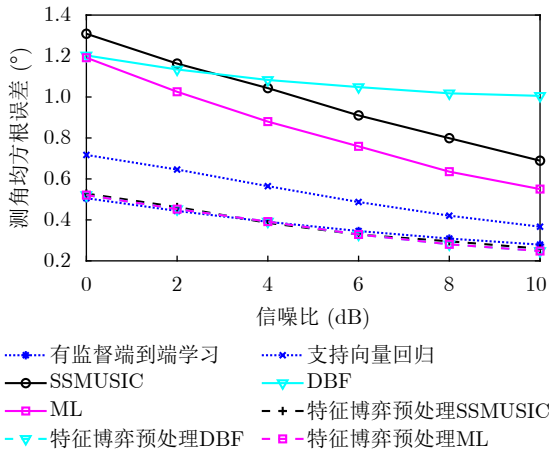


图 8 模型失配条件下的测角性能分析

Fig. 8 Analysis of DOA estimation performance under model mismatch conditions

利益冲突 所有作者均声明不存在利益冲突

Conflict of Interests The authors declare that there is no conflict of interests

参 考 文 献

[1] 吴剑旗. 先进米波雷达[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015: 294.
WU Jianqi. Advanced Metric Wave Radar[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2015: 294.

[2] WU Jianqi, ZHU Wei, and CHEN Baixiao. Compressed sensing techniques for altitude estimation in multipath conditions[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(3): 1891–1900. doi: 10.1109/TAES.2015.130841.

[3] 王鸿帧, 郑桂妹, 陈晨, 等. 米波雷达低仰角估计技术分析与展望[J]. 火力与指挥控制, 2023, 48(11): 6–16. doi: 10.3969/j.issn.1002-0640.2023.11.002.
WANG Hongzhen, ZHENG Guimei, CHEN Chen, *et al*. Analysis and prospect of low elevation estimation technology for meter wave radar[J]. *Fire Control & Command Control*, 2023, 48(11): 6–16. doi: 10.3969/j.issn.1002-0640.2023.11.002.

[4] 郑轶松, 陈伯孝. 米波雷达低仰角目标多径模型及其反演方法研究[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6): 1468–1474. doi: 10.11999/JEIT151013.
ZHENG Yisong and CHEN Baixiao. Multipath model and inversion method for low-angle target in very high frequency radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(6): 1468–1474. doi: 10.11999/JEIT151013.

[5] SCHMIDT R. Multiple emitter location and signal parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1986, 34(3): 276–280. doi: 10.1109/TAP.1986.1143830.

[6] ROY R and KAILATH T. ESPRIT-estimation of signal parameters via rotational invariance techniques[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1989, 37(7): 984–995. doi: 10.1109/29.32276.

[7] ZISKIND I and WAX M. Maximum likelihood localization of diversely polarized sources by simulated annealing[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1990, 38(7): 1111–1114. doi: 10.1109/8.55625.

[8] LE JEUNE D, JARRY P, SALAUN A, *et al*. Performance evaluation of Marple modified FBLP and MINNORM methods for angle of arrival estimation using real multipath active sonar data[C]. The Fifth ASSP Workshop on Spectrum Estimation and Modeling, Rochester, USA, 1990: 352–356. doi: 10.1109/SPECT.1990.205606.

[9] PAN Jingjing, SUN Meng, WANG Yide, *et al*. Simplified spatial smoothing for DOA estimation of coherent signals[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems II: Express Briefs*, 2023, 70(2): 841–845. doi: 10.1109/TCSII.2022.3214321.

[10] ZISKIND I and WAX M. Maximum likelihood localization of multiple sources by alternating projection[J]. *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, 1988, 36(10): 1553–1560. doi: 10.1109/29.7543.

[11] 项厚宏. 基于深度学习的米波雷达阵列超分辨DOA估计方法研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2021. doi: 10.27389/d.cnki.gxadu.2021.000059.
XIANG Houhong. Study on super-resolution DOA estimation methods based on deep learning for VHF radar[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2021. doi: 10.27389/d.cnki.gxadu.2021.000059.

[12] 李存勖. 米波雷达低仰角测高相关问题研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2018.
LI Cunxu. Study on some issues of altitude measurement of low-angle target for VHF array radar[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2018.

[13] 朱伟. 米波数字阵列雷达低仰角测高方法研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2013.
ZHU Wei. Study on low-angle altitude measurement in VHF radar[D]. [Ph.D. dissertation], Xidian University, 2013.

[14] 李妙歌, 陈渤, 王东升, 等. 面向SAR图像目标分类的CNN模型可视化方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(2): 359–373. doi: 10.12000/JR23107.
LI Miaoge, CHEN Bo, WANG Dongsheng, *et al*. CNN model visualization method for SAR image target classification[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(2): 359–373. doi: 10.12000/JR23107.

[15] 张群, 胡健, 罗迎, 等. 微动目标雷达特征提取、成像与识别研究进展[J]. 雷达学报, 2018, 7(5): 531–547. doi: 10.12000/JR18049.
ZHANG Qun, HU Jian, LUO Ying, *et al*. Research progresses in radar feature extraction, imaging, and recognition of target with micro-motions[J]. *Journal of*

Radars, 2018, 7(5): 531–547. doi: 10.12000/JR18049.

[16] 牟效乾, 陈小龙, 关键, 等. 基于INet的雷达图像杂波抑制和目标检测方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 640–653. doi: 10.12000/JR20090.
MOU Xiaoqian, CHEN Xiaolong, GUAN Jian, *et al*. Clutter suppression and marine target detection for radar images based on INet[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 640–653. doi: 10.12000/JR20090.

[17] XU Xiaoxuan and HUANG Qinghua. MD-DOA: A model-based deep learning DOA estimation architecture[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2024, 24(12): 20240–20253. doi: 10.1109/JSEN.2024.3396337.

[18] LABBAF N, DALILI OSKOUEI H R, and ABEDI M R. Robust DOA estimation in a uniform circular array antenna with errors and unknown parameters using deep learning[J]. *IEEE Transactions on Green Communications and Networking*, 2023, 7(4): 2143–2152. doi: 10.1109/TGCN.2023.3294448.

[19] YU Jiarun and WANG Yafeng. Deep learning-based multipath DoAs estimation method for mmWave massive MIMO systems in low SNR[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2023, 72(6): 7480–7490. doi: 10.1109/TVT.2023.3239402.

[20] LIU Zhangmeng, ZHANG Chenwei, and YU P S. Direction-of-arrival estimation based on deep neural networks with robustness to array imperfections[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2018, 66(12): 7315–7327. doi: 10.1109/TAP.2018.2874430.

[21] WU Liuli and HUANG Zhitao. Coherent SVR learning for wideband direction-of-arrival estimation[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2019, 26(4): 642–646. doi: 10.1109/LSP.2019.2901641.

作 者 简 介

项厚宏，博士，讲师，硕士生导师，主要研究方向为智能雷达信号处理、阵列信号处理等。

王永良，博士，教授，博士生导师，主要研究方向为雷达信号处理、空时信号处理、阵列信号处理等。

李雨曦，本科生，主要研究方向为智能参数估计等。

陈毓锋，博士，副研究员，主要研究方向为雷达通信一体化、阵列信号处理等。

王凤玉，博士，讲师，主要研究方向为智能信号处理、阵列信号处理等。

曾小路，博士，副研究员，主要研究方向为穿墙雷达静止目标成像、智能无线感知与物联网技术。

(责任编辑：于青)