基于矩阵低秩分解的PEPC-MIMO雷达主瓣压制干扰抑制方法

张 翔[①] 兰 岚[*①] 马 楠[②] 钟 垒[②] 廖桂生[①]

[①](西安电子科技大学雷达信号处理全国重点实验室 西安 710071)

[②](中国电子科技集团公司第二十九研究所 成都 610000)

摘要： 阵元-脉冲编码(EPC-MIMO)雷达通过在发射阵元和脉冲间引入相位编码，可实现主瓣欺骗干扰抑制，但仍然无法应对主瓣压制干扰的威胁。对此，该文在EPC-MIMO雷达中加入极化调制，研究了极化阵元-脉冲编码(PEPC-MIMO)雷达体制下的主瓣压制干扰抑制方法。具体而言，基于主值成分追踪(SPCP)分解框架，利用压制干扰在空间-极化联合域的低秩特性，将主瓣压制干扰抑制问题转化为一个“低秩+稀疏”模型的优化问题。随后，利用L-BFGS-AO算法进行迭代求解，实现目标回波和主瓣压制干扰的精准分离。进一步地，提出了一种基于稀疏重构的PEPC-MIMO雷达参数估计方法用于估计目标回波信号的发射角度、接收角度以及目标距离模糊区，从而构造最优的波束形成权矢量对各通道信号进行加权求和。仿真实验验证了所提方法在无先验知识前提下抑制主瓣压制干扰方面的有效性。

关键词： 极化阵元-脉冲编码雷达；主瓣压制干扰抑制；矩阵低秩分解；稀疏重构；参数估计

中图分类号： TN957 **文献标识码：** A **文章编号：** 2095-283X(2025)x-0001-15

DOI: 10.12000/JR25227 **CSTR**: 32380.14.JR25227

引用格式： 张翔, 兰岚, 马楠, 等. 基于矩阵低秩分解的PEPC-MIMO雷达主瓣压制干扰抑制方法[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR25227.

Reference format: ZHANG Xiang, LAN Lan, MA Nan, *et al*. Mainlobe blanket interference suppression with PEPC-MIMO radar via low-rank matrix decomposition[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR25227.

Mainlobe Blanket Interference Suppression with PEPC-MIMO Radar via Low-rank Matrix Decomposition

ZHANG Xiang[①] LAN Lan[*①] MA Nan[②] ZHONG Lei[②] LIAO Guisheng[①]

[①](*National Key Laboratory of Radar Signal Processing*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071, *China*)

[②](*Southwest China Research Institute of Electronic Equipment*, *Chengdu* 610000, *China*)

Abstract: By applying phase coding in transmit elements and pulses, the Element-Pulse Coding Multiple-Input Multiple-Output (EPC-MIMO) radar can effectively suppress mainlobe deceptive interference. However, this approach remains ineffective against mainlobe blanket interference. To address this drawback, this paper investigates the mainlobe blanket interference suppression using a Polarization Element-Pulse Coding Multiple-Input Multiple-Output (PEPC-MIMO) radar system. Specifically, within the framework of stable principal component pursuit decomposition, the interference suppression problem is formulated as a “low-rank + sparse” optimization model by exploiting the low-rank structure of the received signal in the joint time-space-polarization domain. The resulting optimization problem is solved iteratively using a Limited-memory

收稿日期：2025-11-05；改回日期：2025-12-23；网络出版：2026-01-13

*通信作者： 兰岚 lanlan@xidian.edu.cn *Corresponding Author: LAN Lan, lanlan@xidian.edu.cn

基金项目：国家自然科学基金(62522120, 62471348)，中央高校基本科研业务费专项资金资助(QTZX23068, YJSJ25008)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62522120, 62471348), The Fundamental Research Funds for the Central Universities (QTZX23068, YJSJ25008)

责任主编：崔国龙 Corresponding Editor: CUI Guolong

Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno-based Alternating Optimization (L-BFGS-AO) algorithm, thereby enabling accurate separation of target echoes from mainlobe blanket interference. Furthermore, a sparse reconstruction-based parameter estimation method is proposed to estimate the target's transmit angle, receive angle, and range ambiguity region. These estimates are then used to construct optimal receive weight vectors for the weighted summation of signals across channels. Simulation results demonstrate the effectiveness of the proposed approach in suppressing mainlobe blanket interference without requiring prior knowledge of the interference.

Key words: PEPC-MIMO radar; Mainlobe blanket interferences suppression; Matrix low-rank decomposition; Sparse reconstruction; Parameter estimation

1 引言

相控阵雷达通过电扫描的方式可灵活控制波束，具有高可靠性、多目标处理、强抗干扰能力等优点，已被广泛应用于目标检测[1,2]、目标跟踪[3]以及成像中[4,5]。然而，当雷达处于复杂的电磁环境中，特别是在主瓣干扰环境中，自适应波束形成方法往往会导致方向图畸变，从而出现信号相消现象严重影响雷达的目标检测性能[6,7]。针对主瓣干扰抑制这一技术难题，现有研究方法可归纳为被动抗干扰与主动抗干扰两个方向。(1)被动抗干扰方法：通过挖掘干扰与目标回波在时域、频域、空域或极化域的特征差异构造分离滤波器，从而实现干扰滤除，典型方法包括主瓣特征投影[8]、时频分析[9]、盲源分离[10]以及稀疏恢复[11]技术等。其中部分方法需要一定的先验知识，并且往往存在信号失真和干扰残留问题。(2)主动抗干扰方法：这类方法通过在发射端对波形脉内或脉间的频率与相位调制，使得各发射波形拥有某些期望特性从而达到互相掩护的目的，如低互相关性、低自相关旁瓣、低截获概率等，主动构造目标与主瓣干扰的差异性以实现干扰抑制。其中典型方法包括频率捷变[12]、极化调制[13]与波形捷变[14]等技术。然而此类方法一般面临信号相干积累困难的问题。

近年来，采用线性或非线性约束频率调制的频率分集阵雷达(Frequency Diverse Array, FDA)已成为研究热点之一[15–18]。通过发射正交波形，多输入多输出频率分集阵(FDA-Multiple-Input Multiple-Output, FDA-MIMO)雷达能够获得距离依赖的自由度(Degrees Of Freedom, DOF)，因此可以实现对同角度但不同距离的目标的区分[19]。类似地，通过在发射端直接进行相位编码，阵元-脉冲编码(Element-Pulse Coding-MIMO, EPC-MIMO)雷达利用傅里叶正交基对发射阵元与脉冲进行编码，借助发射波束的等效入射方向差异，也可以实现不同发射脉冲回波的区分[20]。相较于传统的相控阵雷达，EPC-MIMO雷达通过优化编码系数，可在真实目标等效发射波束方向形成零陷以抑制主瓣欺骗干扰[21,22]。在抗干扰方面，文献[20]提出了预设波束合成方法，通过拓宽零陷提升主瓣欺骗干扰抑制的鲁棒性。文献[21]利用目标回波，欺骗干扰以及杂波在发射-接收-多普勒3个维度的分布差异，提出三维原子范数最小化方法用于主瓣欺骗干扰与杂波的联合抑制。文献[22]提出EPC与FDA混合架构，先通过EPC框架对距离模糊杂波进行预白化处理，再借助FDA扩展残余杂波的垂直频率间隔从而实现距离模糊杂波抑制。然而，上述方法均假设发射波形理想正交，未考虑实际非理想正交波形对雷达系统的影响[23]，并且仅适用于主瓣转发式欺骗干扰抑制场景，对主瓣压制干扰一类的非转发式干扰无抑制效果。在此背景下，低秩分解技术在主瓣压制干扰抑制方面展现出了独特优势[24,25]。

低秩分解技术的核心思想是挖掘数据中主导成分的低秩结构特征，从而捕捉数据中的重要信息，被广泛运用于数据降维、图像去噪、信号分离等方面。当前，已有相关文献将其应用到雷达主瓣干扰抑制问题中。其中，文献[26]利用目标回波与欺骗干扰的空间低秩特性，采用交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)算法将接收数据分解为对应于目标回波与欺骗干扰的两个低秩矩阵，但该方法对压制式干扰无效。文献[27]通过引入参考奇异值并约束与射频干扰(Radio Frequency Interference, RFI)的相似度，提出了时频域低秩结构的RFI自消除算法，文献[28]设计了一个能够表征低秩分解过程的特征增强处理网络并将其用于合成孔径雷达RFI抑制问题。然而，上述方法均只对特定的射频干扰有效，不具有普适性，无法直接用于阵列雷达的主瓣压制干扰抑制问题。

对此，本文基于矩阵低秩分解技术，研究了极化阵元-脉冲编码(Polarization Element-Pulse Coding Multiple-Input Multiple-Output, PEPC-MIMO)雷达体制下的主瓣压制干扰抑制方法。首先，推导了PEPC-MIMO雷达的收发信号模型。在接收端，采用主值成分追踪(Stable Principal Component Pursuit, SPCP)分解框架将接收信号表示为了一个

“低秩+稀疏”的信号模型[29]。其中，低秩结构部分用来挖掘数据中的主导成分，即主瓣压制干扰，稀疏部分则用来捕捉目标回波。随后，使用L-BFGS-AO (Limited-memory Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno-based Alternating Optimization)[30]算法对分解模型进行交替迭代求解，最大限度地分离主瓣压制干扰。此外，为了最大限度地积累各接收通道中的目标能量，设计了一种基于稀疏恢复[31]的参数估计方法用于估计的目标收发角度以及所在距离模糊区。随后构造极化-收发空域权矢量对各通道信号进行加权求和从而完成目标能量积累。

2　PEPC-MIMO雷达信号模型

2.1　发射信号模型

考虑一个含有M个发射阵元和N个接收阵元的极化MIMO雷达系统，如图1所示，发射端和接收端均为由交叉电偶极子组成的线性均匀阵列，且收发阵列集中放置在同一地点。假设各发射阵元采用相同的发射极化方式，一个相干处理周期内共发射K个编码脉冲，由第m个$(m=1,2,\cdots,M)$阵元发射的第k个$(k=1,2,\cdots,K)$脉冲信号可表示为

$$\boldsymbol{s}_{m,k}(t)=\sqrt{\frac{E}{M}}x_m(\mathrm{t})\mathrm{rect}\left(\frac{t}{T_\mathrm{P}}\right)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_0 t}\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\gamma(m-1)(k-1)}\boldsymbol{p} \tag{1}$$

其中，E表示发射总能量，T_p表示脉宽，$\mathrm{rect}\left(\dfrac{t}{T_\mathrm{P}}\right)=\begin{cases}1,|t|\le T_\mathrm{P}/2\\0,|t|>T_\mathrm{P}/2\end{cases}$表示脉冲函数。$x_m(t)=\dfrac{1}{\sqrt{\tau_\mathrm{b}}}\sum_{l=1}^{L}\varphi_m(l)\mathrm{rect}(\dfrac{\mathrm{t}-(l-1)\tau_\mathrm{b}}{\tau_\mathrm{b}})$表示正交相位编码信号，其中$\tau_\mathrm{b}=T_\mathrm{p}/L$表示子码片的长度，$L$表示码片数，$\varphi_m(l)=\mathrm{e}^{\mathrm{j}\phi(l)}$并且$\phi(l)\in[0,2\pi]$。此外，$f_0$表示载频，$\gamma$表示发射编码系数。$\boldsymbol{p}=[\cos\vartheta,\sin\vartheta\mathrm{e}^{\mathrm{j}\gamma_\mathrm{s}}]^\mathrm{H}$表示Jones矢量，其中$\vartheta$和$\gamma_\mathrm{s}$分别表示极化角和极化相角。

2.2　接收信号模型

考虑空间远场一个距离R_0处的点目标。当雷达信号照射到目标时，其散射特性由一个极化散射矩阵$\boldsymbol{S}=\begin{bmatrix}S_\mathrm{HH}&S_\mathrm{HV}\\S_\mathrm{VH}&S_\mathrm{VV}\end{bmatrix}$来表示，假设每个接收阵元都能接收水平和垂直两个极化分量，以第1个阵元作为参考基准，由第n个$(n=1,2,\cdots,N)$接收阵元收到的第k个脉冲回波可表示为

$$\boldsymbol{s}_{0,n,k}(t)=\sum_{m=1}^{M}\alpha_0\boldsymbol{S}\boldsymbol{p}x_m(t-\tau_{m,n})\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_0(t-\tau_{m,n})}\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\gamma(m-1)(k-1-p_0)}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_{\mathrm{d}0}(k-1)T_\mathrm{r}} \tag{2}$$

其中，α_0表示点目标的复幅度，$\tau_{m,n}=[2R_0-d(m-1)\sin\theta_\mathrm{T}-d(\mathrm{n}-1)\sin\theta_\mathrm{R}]/\mathrm{c}$表示信号从第$m$个发射阵元到第$n$个接收阵元的双程传播时延，$\theta_\mathrm{T}$与$\theta_\mathrm{R}$分别为发射机和接收机对应的目标角度，$d$表示阵元间距，c表示光速，$p_0$表示目标脉冲延迟数，代表回波信号的距离模糊区，$f_{\mathrm{d}0}=2v_0/\lambda$表示目标的多普勒频率，$v_0$和$\lambda$分别表示目标速度和波长，$T_\mathrm{r}$表示脉冲重复周期。在窄带假设下，可认为$x_m(t-\tau_{m,n})\approx x_m(t-\tau_0)$，其中$\tau_0=2R_0/\mathrm{c}$。

此外，空间中存在一远距离支援干扰机释放压制干扰，假设干扰入射角度与目标回波入射角度相同，即$\theta_\mathrm{B}=\theta_\mathrm{R}$，此时干扰入射信号可表示为

$$\boldsymbol{s}_{\mathrm{b},n,k}(t)=\boldsymbol{p}_\mathrm{b}x_\mathrm{b}\left(t-\tau_n+(k-1)T_\mathrm{r}\right)\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_0(t-\tau_n+(k-1)T_\mathrm{r})} \tag{3}$$

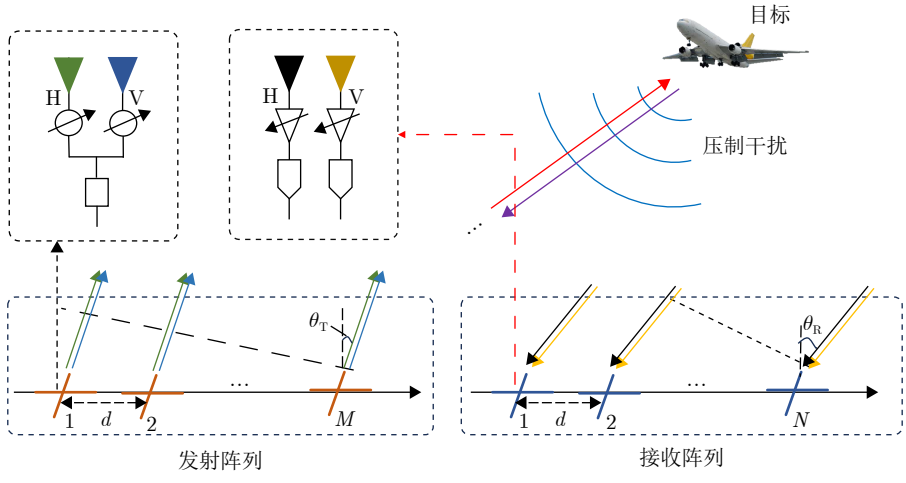


图 1 PEPC-MIMO雷达信号收发示意图

Fig. 1 Illustration of signal transmission and reception for PEPC-MIMO radar

其中，$\boldsymbol{p}_{\mathrm{b}}$表示压制干扰的极化向量，$x_{\mathrm{b}}(t-\tau_n+(k-1)T_{\mathrm{r}})$表示压制干扰的时域波形，$\tau_n=-d(n-1)\cdot\sin\theta_{\mathrm{B}}/\mathrm{c}$表示第$n$个接收阵元的接收时延。第$n$个接收阵元接收到的总信号可表示为

$$\boldsymbol{s}_{n,k}(t)=\boldsymbol{s}_{0,n,k}(t)+\boldsymbol{s}_{\mathrm{b},n,k}(t)+\boldsymbol{n}(t) \tag{4}$$

其中，$\boldsymbol{n}(t)$表示高斯白噪声。需要说明的是，由于本文中压制干扰的抑制主要是利用干扰信号在空间-极化联合域上的低秩性，因此具体的干扰类型并不会影响文章的结论。

随后，对接收信号$\boldsymbol{s}_{n,k}(t)$进行混频，可得

$$\begin{aligned}\bar{\boldsymbol{s}}_{n,k}(t)&=\boldsymbol{s}_{\boldsymbol{n},k}(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f_0 t}\\&=\boldsymbol{s}_{0,n,k}(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f_0 t}+\boldsymbol{s}_{\mathrm{b},n,k}(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f_0 t}\\&\quad+\boldsymbol{n}_{n,k}(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f_0 t}\\&=\sum_{m=1}^{M}\alpha_0\boldsymbol{S}\boldsymbol{p}x_m(t-\tau_0)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_0(-\tau_{m,n})}\\&\quad\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\gamma(m-1)(k-1-p_0)}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_{\mathrm{d}0}(k-1)T_{\mathrm{r}}}\\&\quad+\boldsymbol{p}_{\mathrm{b}}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_0(k-1)T_{\mathrm{r}}}x_{\mathrm{b}}(t-\tau_n+(k-1)T_{\mathrm{r}})\\&\quad\cdot\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f_0\tau_n}+\tilde{\boldsymbol{n}}_{n,k}(t)\\&=\sum_{m=1}^{M}\tilde{\alpha}_0\boldsymbol{S}\boldsymbol{p}x_m(t-\tau_0)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(m-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{T}}}\\&\quad\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(n-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{R}}}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\gamma(m-1)(k-1-p_0)}\\&\quad\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_{\mathrm{d}0}(k-1)T_{\mathrm{r}}}+\boldsymbol{p}_{\mathrm{b}}\tilde{\alpha}_{\mathrm{b}}(t)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(n-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{B}}}\\&\quad+\tilde{\boldsymbol{n}}_{n,k}(t)\end{aligned} \tag{5}$$

其中，$\tilde{\alpha}_0=\alpha_0\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f_0\tau_0}$，$\tilde{\alpha}_{\mathrm{b}}(t)=\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_0(k-1)T_{\mathrm{r}}}\cdot x_{\mathrm{b}}(t-\tau_n+(k-1)T_{\mathrm{r}})$，$\tilde{\boldsymbol{n}}_{n,k}(t)=\boldsymbol{n}_{n,k}(t)\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi f_0 t}$。随后，将$N$个接收阵元在采样时刻$t$的接收信号堆叠为一个$2N\times1$维的矢量，即

$$\begin{aligned}\boldsymbol{s}_k(t)&=\left[\bar{\boldsymbol{s}}_{1,k}^{\mathrm{T}}(t),\bar{\boldsymbol{s}}_{2,k}^{\mathrm{T}}(t),\cdots,\bar{\boldsymbol{s}}_{N,k}^{\mathrm{T}}(t)\right]^{\mathrm{T}}\\&=\xi_0(t)\left(\boldsymbol{b}(\theta_{\mathrm{R}})\otimes(\boldsymbol{S}\boldsymbol{p})\right)+\tilde{\alpha}_{\mathrm{b}}(t)\left(\boldsymbol{b}(\theta_{\mathrm{B}})\otimes\boldsymbol{p}_{\mathrm{b}}\right)\\&\quad+\hat{\boldsymbol{n}}(\boldsymbol{t})\end{aligned} \tag{6}$$

其中，$(\cdot)^{\mathrm{T}}$表示转置，$\otimes$表示克罗内克(Kronecker)积运算，$\xi_0(t)=\sum_{m=1}^{M}\tilde{\alpha}_0x_m(t-\tau_0)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(m-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{T}}}\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\gamma(m-1)(k-1-p_0)}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_{\mathrm{d}0}(k-1)T_{\mathrm{r}}}$，$\boldsymbol{b}(\theta_{\mathrm{R}})=[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{R}}},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(N-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{R}}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^N$表示目标回波的接收导向矢量，其接收空间频率可表示为$f_{\theta_{\mathrm{R}}}=d\sin\theta_{\mathrm{R}}/\lambda$，$\boldsymbol{b}(\theta_{\mathrm{B}})=[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{B}}},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(N-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{B}}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^N$为主瓣压制干扰的接收导向矢量，其接收空间频率可表示为$f_{\theta_{\mathrm{B}}}=d\sin\theta_{\mathrm{B}}/\lambda$，$\hat{\boldsymbol{n}}(\boldsymbol{t})$表示噪声。

3 基于矩阵低秩分解的主瓣压制干扰抑制方法

一般来说目标的极化散射特性与其几何结构，材料特性和雷达观测角度有关，而人为干扰很难模拟这一特性，即使目标回波和干扰来自同一方向，其到达雷达接收端的极化状态也不同，这种基于散射体物理本质差异的信号区分能力，正是空域和时域处理所不具备的，从而可以提供额外的抗干扰自由度。PEPC-MIMO数据矩阵的奇异值分布如图2所示，整体奇异值曲线快速衰减，而小奇异值接近于零，因此主瓣压制干扰在空间-极化域上可认为是符合低秩特性的。基于此，本文针对主瓣压制式干扰抑制问题，将主瓣压制干扰视为低秩分量，利用主值成分追踪算法框架实现主瓣压制干扰与目标回波的分离。

将雷达的第k个接收脉冲表示为

$$\boldsymbol{S}_k=\boldsymbol{S}_{0,k}+\boldsymbol{S}_{b,k}+\boldsymbol{N}_k \tag{7}$$

其中，$\boldsymbol{S}_{0,k}\in\mathbb{C}^{2N\times Z}$为稀疏分量，代表目标回波，

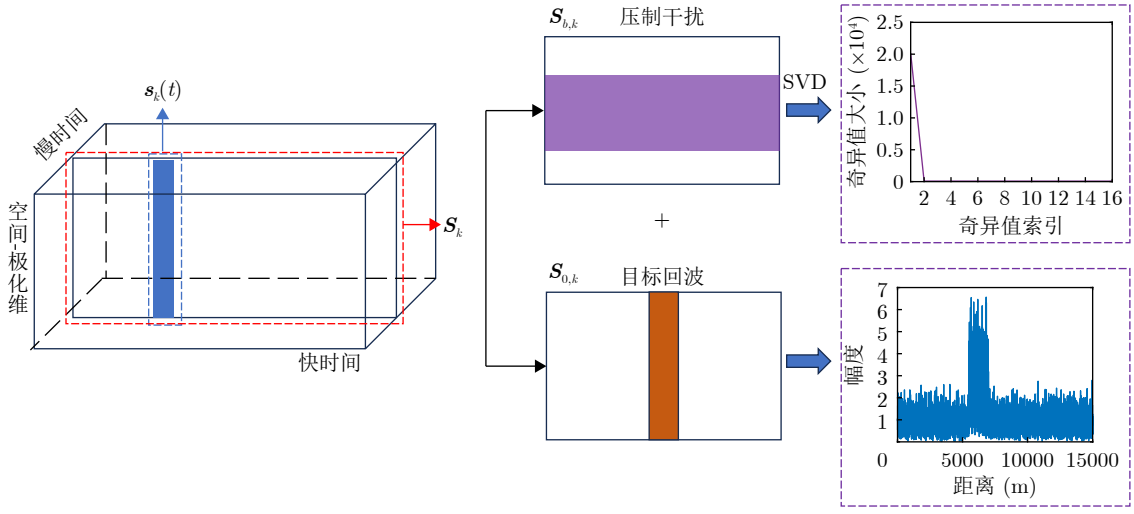


图 2 信号分解示意图

Fig. 2 Illustration of signal decomposition

$\boldsymbol{S}_{\mathrm{b},k}\in\mathbb{C}^{2N\times Z}$为低秩分量，代表压制干扰，$Z$代表单个脉冲重复周期内的信号采样点数，则低秩分解问题一般可用如下SPCP模型表示：

$$\mathcal{P}_1:\begin{cases}\min\limits_{\boldsymbol{S}_{0,k},\boldsymbol{S}_{b,k}} \operatorname{rank}(\boldsymbol{S}_{\mathrm{b},k})+\lambda_{\mathrm{s}}||\boldsymbol{S}_{0,k}||_0\\ \text{s.t.}\ \ ||\boldsymbol{S}_{\mathrm{b},k}+\boldsymbol{S}_{0,k}-\boldsymbol{S}_k||_{\mathrm{F}}^2\le\varepsilon\end{cases}\tag{8}$$

其中，参数λ_{s}用于平衡低秩项和稀疏项之间的权重，参数ε用于控制恢复精度。由于上述问题中的秩和ℓ_0范数难以直接优化求解，因此使用核范数和ℓ_1范数对式(8)进行松弛并转化为无约束优化问题。

$$\min_{\boldsymbol{S}_{\mathrm{b},k},\boldsymbol{S}_{0,k}}||\boldsymbol{S}_{\mathrm{b},k}||_*+\lambda_{\mathrm{s}}||\boldsymbol{S}_{0,k}||_1+||\boldsymbol{S}_{\mathrm{b},k}+\boldsymbol{S}_{0,k}-\boldsymbol{S}_k||_{\mathrm{F}}^2\tag{9}$$

其中，$||\cdot||_*$表示核范数，代表矩阵奇异值之和，$||\cdot||_1$表示ℓ_1范数，代表矩阵非0元素之和。一般而言，基于SVD的近端梯度法可用于求解此类非光滑优化问题。然而，大规模矩阵的SVD运算会带来巨大的计算负担。为此，可采用光滑项来替代式(9)中的非光滑项(即核范数)，从而避免SVD运算。具体而言，令$\boldsymbol{S}_{\mathrm{b},k}=\boldsymbol{R}_k\boldsymbol{V}_k^{\mathrm{H}}$，其中$\boldsymbol{R}_k\in\mathbb{C}^{2N\times r}$，$\boldsymbol{V}_k\in\mathbb{C}^{Z\times r}$，其中$r$为隐式的低秩约束，则式(9)可被进一步等效为

$$\begin{aligned}f(\boldsymbol{R}_k,\boldsymbol{V}_k,\boldsymbol{S}_{0,k})=\min_{\boldsymbol{R}_k,\boldsymbol{V}_k,\boldsymbol{S}_{0,k}}&\frac{\lambda_{\mathrm{r}}}{2}\left(||\boldsymbol{R}_k||_{\mathrm{F}}^2+||\boldsymbol{V}_k||_{\mathrm{F}}^2\right)\\&+\left|\left|\boldsymbol{R}_k\boldsymbol{V}_k^{\mathrm{H}}+\boldsymbol{S}_{0,k}-\boldsymbol{S}_k\right|\right|_{\mathrm{F}}^2\\&+\lambda_{\mathrm{s}}||\boldsymbol{S}_{0,k}||_1\end{aligned}\tag{10}$$

本文采用交替迭代算法对式(10)进行求解，该算法核心思想是将原始多变量联合优化问题分解为多个相对容易求解的子问题，随后交替地对每个变量进行优化。使用$\boldsymbol{R}_k^{(i)},\boldsymbol{V}_k^{(i)},\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i)}$表示第$i$轮迭代结果，则$\boldsymbol{R}_k^{(i+1)},\boldsymbol{V}_k^{(i+1)},\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i+1)}$可分别通过以下子问题进行求解：

$$\begin{aligned}\left(\boldsymbol{R}_k^{(i+1)},\boldsymbol{V}_k^{(i+1)}\right)=\arg\min_{\boldsymbol{R}_k,\boldsymbol{V}_k}&\frac{\lambda_{\mathrm{r}}}{2}\left(||\boldsymbol{R}_k||_{\mathrm{F}}^2+||\boldsymbol{V}_k||_{\mathrm{F}}^2\right)\\&+\left|\left|\boldsymbol{R}_k\boldsymbol{V}_k^{\mathrm{H}}+\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i)}-\boldsymbol{S}_k\right|\right|_{\mathrm{F}}^2\end{aligned}\tag{11}$$

$$\begin{aligned}\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i+1)}=\arg\min_{\boldsymbol{S}_{0,k}}&\lambda_{\mathrm{s}}||\boldsymbol{S}_{0,k}||_1\\&+\left|\left|\boldsymbol{R}_k^{(i+1)}\left(\boldsymbol{V}_k^{(i+1)}\right)^{\mathrm{H}}+\boldsymbol{S}_{0,k}-\boldsymbol{S}_k\right|\right|_{\mathrm{F}}^2\end{aligned}\tag{12}$$

(1) 优化$\boldsymbol{R}_k^{(i+1)}$和$\boldsymbol{V}_k^{(i+1)}$

对于低秩成分优化子问题，可使用L-BFGS算法进行求解，L-BFGS算法是一种拟牛顿算法，其通过有限的内存策略来构建近似二阶逆Hessian矩阵，节省存储资源的同时避免了巨大的运算量。在第i轮迭代中，$\boldsymbol{R}_k$和$\boldsymbol{V}_k$的梯度可分别通过式(13)和式(14)计算得到：

$$\nabla\boldsymbol{R}_k^{(i)}=\lambda_{\mathrm{r}}\boldsymbol{R}_k^{(i)}+2\left(\boldsymbol{R}_k^{(i)}\left(\boldsymbol{V}_k^{(i)}\right)^{\mathrm{H}}+\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i)}-\boldsymbol{S}_k\right)\boldsymbol{V}_k^{(i)}\tag{13}$$

$$\nabla\boldsymbol{V}_k^{(i)}=\lambda_{\mathrm{r}}\boldsymbol{V}_k^{(i)}+2\left(\boldsymbol{R}_k^{(i)}\left(\boldsymbol{V}_k^{(i)}\right)^{\mathrm{H}}+\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i)}-\boldsymbol{S}_k\right)^{\mathrm{H}}\boldsymbol{R}_k^{(i)}\tag{14}$$

将变量$\boldsymbol{R}_k^{(i)}$和$\boldsymbol{V}_k^{(i)}$及其梯度分别矢量化，得到

$$\begin{aligned}\boldsymbol{r}_k^{(i)}=\Big[&\operatorname{vec}\left\{\Re\left(\boldsymbol{R}_k^{(i)}\right)\right\},\operatorname{vec}\left\{\Im\left(\boldsymbol{R}_k^{(i)}\right)\right\},\\&\operatorname{vec}\left\{\Re\left(\boldsymbol{V}_k^{(i)}\right)\right\},\operatorname{vec}\left\{\Im\left(\boldsymbol{V}_k^{(i)}\right)\right\}\Big]\in\mathbb{R}^{(4N+2Z)r}\end{aligned}\tag{15}$$

$$\begin{aligned}\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i)}=\Big[&\operatorname{vec}\left\{\Re\left(\nabla\boldsymbol{R}_k^{(i)}\right)\right\},\operatorname{vec}\left\{\Im\left(\nabla\boldsymbol{R}_k^{(i)}\right)\right\},\\&\operatorname{vec}\left\{\Re\left(\nabla\boldsymbol{V}_k^{(i)}\right)\right\},\operatorname{vec}\left\{\Im\left(\nabla\boldsymbol{V}_k^{(i)}\right)\right\}\Big]\\&\in\mathbb{R}^{(4N+2Z)r}\end{aligned}\tag{16}$$

其中，$\operatorname{vec}\{\cdot\}$表示向量化矩阵，$\Re(\cdot)$表示取实部，$\Im(\cdot)$表示取虚部，在L-BFGS算法中，每次迭代都通过一个递归过程来动态地计算逆Hessian矩阵的近似$\boldsymbol{H}^{(i)}$。具体的，令$\boldsymbol{c}_k^{(i-1)}=\boldsymbol{r}_k^{(i)}-\boldsymbol{r}_k^{(i-1)}$表示变量的增量，$\boldsymbol{y}_k^{(i-1)}=\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i)}-\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i-1)}$表示梯度的增量，利用最近$U$次迭代的变量差和梯度差$\left\{\boldsymbol{c}_k^{(u)},\boldsymbol{y}_k^{(u)}\right\}(u=i-U,i-U+1,\cdots,i-1)$来计算$\boldsymbol{H}^{(i)}$，即

$$\begin{aligned}\boldsymbol{H}_k^{(i)}=&\left(\prod_{u=i-1}^{i-U}\left(\boldsymbol{L}_k^{(u)}\right)^{\mathrm{T}}\right)\boldsymbol{H}_k^{(i-U)}\left(\prod_{u=i-U}^{i-1}\boldsymbol{L}_k^{(u)}\right)\\&+\sum_{u=i-U}^{i-1}\rho^{(u)}\left(\prod_{v=i-1}^{u+1}\left(\boldsymbol{L}_k^{(v)}\right)^{\mathrm{T}}\right)\boldsymbol{c}_k^{(u)}\left(\boldsymbol{c}_k^{(u)}\right)^{\mathrm{T}}\\&\cdot\left(\prod_{v=u+1}^{i-1}\boldsymbol{L}_k^{(v)}\right)\end{aligned}\tag{17}$$

其中，$\boldsymbol{H}_k^{(i-U)}=\boldsymbol{I},\boldsymbol{L}_k^{(u)}=I-\rho^{(u)}\boldsymbol{y}_k^{(u)}\left(\boldsymbol{c}_k^{(u)}\right)^{\mathrm{T}},\rho^{(u)}=1/\left(\boldsymbol{c}_k^{(u)\mathrm{T}}\boldsymbol{y}_k^{(u)}\right)$。随后，第$i$轮迭代中的搜索方向$\boldsymbol{d}_k^{(i)}$可被计算为

$$\boldsymbol{d}_k^{(i)}=-\boldsymbol{H}_k^{(i)}\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i)}\tag{18}$$

实际上，式(17)中显式计算$\boldsymbol{H}_k^{(i)}$的过程可由两阶段递归算法隐式完成，更新过程详见算法1。随后，$\boldsymbol{r}_k^{(i+1)}$可被更新为

$$\boldsymbol{r}_k^{(i+1)}=\boldsymbol{r}_k^{(i)}+\alpha_k^{(i)}\boldsymbol{d}_k^{(i)}\tag{19}$$

其中，$\alpha_k^{(i)}$表示步长，需要满足Wolfe准则，即

$$\begin{cases}f\left(\boldsymbol{r}_k^{(i)}+\alpha_k^{(i)}\boldsymbol{d}_k^{(i)}\right)\le f\left(\boldsymbol{r}_k^{(i)}\right)+c_1\alpha_k^{(i)}\left(\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i)}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{d}_k^{(i)}\\\left(\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i+1)}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{d}_k^{(i)}\ge c_2\left(\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i)}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{d}_k^{(i)}\end{cases}\tag{20}$$

进一步，可得到$\boldsymbol{R}_k^{(i+1)}$和$\boldsymbol{V}_k^{(i+1)}$：

算法 1 基于L-BFGS-AO的主瓣压制干扰分离算法

Alg. 1 Separation of blanket interference suppression based on L-BFGS-AO algorithm

输入：第k个脉冲接收信号$\boldsymbol{S}_k$, c_1, c_2, δ

初始化：$i=1$, $\boldsymbol{R}_k^{(i)}$, $\boldsymbol{V}_k^{(i)}$, $\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i)}$,$U$，最大迭代次数$I$

while $i<I$

1. 计算梯度$\nabla\boldsymbol{R}_k^{(i)}$, $\nabla\boldsymbol{V}_k^{(i)}$;
2. 将变量和梯度分别矢量化，得到$\boldsymbol{r}_k^{(i)}$和$\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i)}$，并计算变量增量$\boldsymbol{c}_k^{(i-1)}$和梯度增量$\boldsymbol{y}_k^{(i-1)}$;
3. 初始化$\boldsymbol{a}^{(i-1)}=\nabla\boldsymbol{f}_k^{(i)}$，若$i\le \mathrm{U}$，令$U_0=i$，否则令$U_0=U$;
4. **for** $u=(i-1)\colon(i-U_0)$
5. $\quad\eta_u=\left(\boldsymbol{c}_k^{(u)}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{a}^{(u)}/\left(\boldsymbol{y}_k^{(u)}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}_k^{(u)}$;
6. $\quad\boldsymbol{a}^{(u-1)}=\boldsymbol{a}^{(u)}-\eta_u\boldsymbol{y}_k^{(u)}$;
7. **end**
8. $\quad\boldsymbol{b}^{(i-U_0)}=\boldsymbol{a}^{(u-1)}$
9. **for** $u=(i-U_0)\colon(i-1)$
10. $\quad\beta_u=\left(\boldsymbol{y}_k^{(u)}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b}^{(u)}/\left(\boldsymbol{y}_k^{(u)}\right)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{c}_k^{(u)}$;
11. $\quad\boldsymbol{b}^{(u+1)}=\boldsymbol{b}^{(u)}+\boldsymbol{c}_k^{(u)}(\eta_u-\beta_u)$;
12. **end**
13. $\boldsymbol{d}_k^{(i)}=-\boldsymbol{b}^{(u+1)}$;
14. 更新$\boldsymbol{r}_k^{(i+1)}=\boldsymbol{r}_k^{(i)}+\alpha_k^{(i)}\boldsymbol{d}_k^{(i)}$，计算得到$\boldsymbol{R}_k^{(i+1)}$和$\boldsymbol{V}_k^{(i+1)}$;
15. 计算 $\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i+1)}=\mathrm{sign}\left(\boldsymbol{Z}_k^{(i+1)}\right)\odot\max\left(\left|\boldsymbol{Z}_k^{(i+1)}\right|-\frac{\lambda_{\mathrm{s}}}{2},0\right)$;
16. **if** $\left|f\left(\boldsymbol{R}_k^{(i+1)},\boldsymbol{V}_k^{(i+1)},\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i+1)}\right)-f\left(\boldsymbol{R}_k^{(i)},\boldsymbol{V}_k^{(i)},\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i)}\right)\right|\le\delta$ **then**
17. $\quad$令$\boldsymbol{S}_{0,k}^{(*)}=\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i)}$，停止迭代;
18. **end**
19. $i=i+1$;

end while

输出：$\boldsymbol{S}_{0,k}^{(*)}$

$$\boldsymbol{R}_k^{(i+1)}=\mathrm{mat}\left\{\boldsymbol{r}_k^{(i+1)}(1\colon 2Nr)\right\}+\mathrm{mat}\left\{\mathrm{j}\boldsymbol{r}_k^{(i+1)}(2Nr+1\colon 4Nr)\right\}\tag{21}$$

$$\boldsymbol{V}_k^{(i+1)}=\mathrm{mat}\left\{\boldsymbol{r}_k^{(i+1)}(4Nr+1\colon 4Nr+Zr)\right\}+\mathrm{mat}\left\{\mathrm{j}\boldsymbol{r}_k^{(i+1)}\cdot(4Nr+Zr+1\colon(4N+2Z)r)\right\}\tag{22}$$

其中，$\mathrm{mat}\{\cdot\}$表示矩阵化向量。

(2) 优化$\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i+1)}$

得到$\boldsymbol{R}_k^{(i+1)}$和$\boldsymbol{V}_k^{(i+1)}$后，优化问题(12)可通过软阈值算法进行求解，该算法通过对每个输入值减去阈值后截断为零，实现对小幅度噪声的抑制与稀疏解的提取。令$\boldsymbol{Z}_k^{(i+1)}=\boldsymbol{S}_k-\boldsymbol{R}_k^{(i+1)}\left(\boldsymbol{V}_k^{(i+1)}\right)^{\mathrm{H}}$，可得到

$$\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i+1)}=\mathrm{sign}\left(\boldsymbol{Z}_k^{(i+1)}\right)\odot\max\left(\left|\boldsymbol{Z}_k^{(i+1)}\right|-\frac{\lambda_{\mathrm{s}}}{2},0\right)\tag{23}$$

基于L-BFGS和软阈值算法的交替迭代算法流程如算法1所示，当算法迭代次数达到最大值或式(24)成立时迭代停止。

$$\left|f\left(\boldsymbol{R}_k^{(i+1)},\boldsymbol{V}_k^{(i+1)},\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i+1)}\right)-f\left(\boldsymbol{R}_k^{(i)},\boldsymbol{V}_k^{(i)},\boldsymbol{S}_{0,k}^{(i)}\right)\right|\le\delta\tag{24}$$

值得说明的是，由于本文所提方法是在单个脉冲内进行信号分离的，因此需要主瓣压制干扰的极化特性在每个脉冲内稳定，若干扰的极化特性在脉冲内连续变化，则本文所提方法会失效。

利用低秩分解分离压制干扰之后，可以获得相对纯净的目标回波信号：

$$\begin{aligned}\boldsymbol{s}_k^*(t)=&\sum_{m=1}^{M}\tilde{\alpha}_0x_m(t-\tau_0)\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(m-1)\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{T}}}\\&\cdot\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\gamma(m-1)(k-1-p_0)}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_{\mathrm{d}0}(k-1)T_{\mathrm{r}}}\\&\cdot(\boldsymbol{b}(f_{\theta_{\mathrm{R}}})\otimes(\boldsymbol{S}\boldsymbol{p}))\end{aligned}\tag{25}$$

随后，使用M个匹配滤波器分离各发射阵元信号，其中第$\bar{m}$个($\bar{m}=1,2,\cdots,M$)滤波器定义为$h_{\bar{m}}(t)=x_{\bar{m}}^*(-t)$，将所有$2N$个通道的匹配滤波输出按极化通道进行排列，并经过脉冲间编码补偿后，可得到$2MN\times1$维的列矢量，表示为

$$\begin{aligned}\tilde{\boldsymbol{s}}_k(t)&=\tilde{\alpha}_0\boldsymbol{S}\boldsymbol{p}\otimes\boldsymbol{b}(\theta_{\mathrm{R}})\otimes[\boldsymbol{\xi}(t)\odot\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{T}},p_0)]\,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_{\mathrm{d}0}(k-1)T_{\mathrm{r}}}\\&=\tilde{\alpha}_0\boldsymbol{\Xi}\left[\boldsymbol{S}\boldsymbol{p}\otimes\boldsymbol{b}(\theta_{\mathrm{R}})\otimes\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{T}},p_0)\right]\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi f_{\mathrm{d}0}(k-1)T_{\mathrm{r}}}\\&=\left[\tilde{\boldsymbol{s}}_{k,\mathrm{H}}^{\mathrm{T}}(t),\boldsymbol{s}_{k,\mathrm{V}}^{\mathrm{T}}(t)\right]^{\mathrm{T}}\end{aligned}\tag{26}$$

其中，$\tilde{\boldsymbol{s}}_{k,\mathrm{H}}(t)\in\mathbb{C}^{MN\times1}$表示水平极化通道信号，$\tilde{\boldsymbol{s}}_{k,\mathrm{V}}(t)\in\mathbb{C}^{MN\times1}$表示垂直极化通道信号。$\boldsymbol{\Xi}=\mathrm{diag}\{\boldsymbol{1}_{2N}\otimes\boldsymbol{\xi}(t)\}\in\mathbb{C}^{2NM\times2NM}$，$\boldsymbol{\xi}(t)=[\xi_{1,1,\tau_0}(t),\xi_{2,2,\tau_0}(t),\cdots,\xi_{M,M,\tau_0}(t)]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^{M}$，$\xi_{\bar{m},\bar{m},\tau_0}(t)$为第$\bar{m}$个匹配滤波器的复包络输出，包含1项期望通道的输出分量和$M-1$项编码非理想正交导致的互相关分量，具体表示为

$$\begin{aligned}\xi_{\bar{m},\bar{m},\tau_0}(t)=&\varsigma_{\bar{m},\bar{m},\tau_0}(t)+\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\gamma(\bar{m}-1)p_0}\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi(\bar{m}-1)\frac{d}{\lambda_0}\sin\theta_0}\\&\cdot\sum_{m=1,m\ne\bar{m}}^{M}\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\gamma(m-1)p_0}\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(m-1)\frac{d}{\lambda_0}\sin\theta_0}\\&\cdot\varsigma_{m,\bar{m},\tau_0}(t)\end{aligned}\tag{27}$$

其中，$\varsigma_{m,\bar{m},\tau_0}(t)=\int_{-\infty}^{\infty}x_m(\tau-\tau_0)x_{\bar{m}}^*(\tau-t)\mathrm{d}\tau$。$\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{T}},p_0)\in\mathbb{C}^{M}$表示目标发射导向矢量，具体表示为

$$\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{T}},p_0)=\left[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\left(\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{T}}-\gamma p_0\right)},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(M-1)\left(\frac{d}{\lambda}\sin\theta_{\mathrm{T}}-\gamma p_0\right)}\right]^{\mathrm{T}} \tag{28}$$

其中，$f_{\theta_{\mathrm{T}}}=d\sin\theta_{\mathrm{T}}/\lambda-\gamma p_0$表示目标发射空间频率。

4　基于稀疏重构的参数估计方法

考虑到收发阵列之间的天线特性、制造工艺、实际空间位置等差异，雷达信号的发射角度和接收角度之间可能会存在一定误差。因此，为了获得最优的接收权矢量，本节采用一种稀疏重构方法来处理PEPC-MIMO雷达在非理想条件下的参数估计问题。

由于PEPC-MIMO雷达中的目标导向矢量与其发射角度、接收角度以及距离模糊区有关，因此可将空间-快时间的二维接收信号矩阵作为观测数据，使用稀疏重构算法[32]对发射-接收角度、主值距离、脉冲延迟数(距离模糊区)进行联合估计。具体来说，将要估计的发射角度范围Θ_{T}划分为L_1个网格，即$\Theta_{\mathrm{T}}=\{\bar{\theta}_1,\bar{\theta}_2,\cdots,\bar{\theta}_{l_1},\cdots,\bar{\theta}_{L_1}\}$。考虑发射角度和接收角度的误差不超过$\pm\theta_{\mathrm{e}}$，将误差角度区间$[-\theta_{\mathrm{e}},\theta_{\mathrm{e}}]$划分为$L_2$个网格，表示为$\Theta_{\mathrm{E}}=\{\tilde{\theta}_1,\tilde{\theta}_2,\cdots,\tilde{\theta}_{l_2},\cdots,\tilde{\theta}_{L_2}\}$。将距离模糊区间划分为$L_3$个网格，即$\Theta_{\mathrm{P}}=\{p_1,p_2,\cdots,p_{l_3},\cdots,p_{L_3}\}$。

随后构造如下因子矩阵：

$$\boldsymbol{A}_{\mathrm{z}}=\left[\boldsymbol{a}(\bar{\theta}_1),\boldsymbol{a}(\bar{\theta}_2),\cdots,\boldsymbol{a}(\bar{\theta}_{l_1}),\cdots,\boldsymbol{a}(\bar{\theta}_{L_1})\right]\in\mathbb{C}^{M\times L_1} \tag{29}$$

$$\boldsymbol{B}_{\mathrm{z}}=\left[\boldsymbol{b}(\tilde{\theta}_1),\boldsymbol{b}(\tilde{\theta}_2),\cdots,\boldsymbol{b}(\tilde{\theta}_{l_2}),\cdots,\boldsymbol{b}(\tilde{\theta}_{L_2})\right]\in\mathbb{C}^{N\times L_2} \tag{30}$$

$$\boldsymbol{C}_{\mathrm{z}}=\left[\boldsymbol{c}(p_1),\boldsymbol{c}(p_2),\cdots,\boldsymbol{c}(p_{l_3}),\cdots,\boldsymbol{c}(p_{L_3})\right]\in\mathbb{C}^{M\times L_3} \tag{31}$$

其中，$\boldsymbol{a}(\bar{\theta}_{l_1})=[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\frac{d}{\lambda}\sin\bar{\theta}_{l_1}},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(M-1)\frac{d}{\lambda}\sin\bar{\theta}_{l_1}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^M$，$\boldsymbol{b}(\tilde{\theta}_{l_2})=[1,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi\frac{d}{\lambda}\sin\tilde{\theta}_{l_2}},\cdots,\mathrm{e}^{\mathrm{j}2\pi(N-1)\frac{d}{\lambda}\sin\tilde{\theta}_{l_2}}]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^N$，$\boldsymbol{c}(p_{l_3})=\left[1,\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi\gamma p_{l_3}},\cdots,\mathrm{e}^{-\mathrm{j}2\pi(M-1)\gamma p_{l_3}}\right]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^M$。

随后，构造如下完备字典矩阵$\boldsymbol{\Gamma}\in\mathbb{C}^{MN\times L_1L_2L_3}$

$$\boldsymbol{\Gamma}=\Big\{\underbrace{\boldsymbol{\Gamma}_{1,1,1},\boldsymbol{\Gamma}_{1,1,2},\cdots,\boldsymbol{\Gamma}_{1,1,L_1}}_{L_1},\cdots,\underbrace{\boldsymbol{\Gamma}_{1,L_2,1},\boldsymbol{\Gamma}_{1,L_2,2},\cdots,\boldsymbol{\Gamma}_{1,L_2,L_1}}_{L_1},\cdots,\cdots,\underbrace{\boldsymbol{\Gamma}_{L_3,1,1},\boldsymbol{\Gamma}_{L_3,1,2},\cdots\boldsymbol{\Gamma}_{L_3,L_2,L_1}}_{L_2\times L_1}\Big\} \tag{32}$$

其中，$\boldsymbol{\Gamma}_{l_3,l_2,l_1}=\boldsymbol{b}(\tilde{\theta}_{l_2})\otimes\left[\boldsymbol{c}(p_{l_3})\odot\boldsymbol{a}(\bar{\theta}_{l_1})\right]\in\mathbb{C}^{MN}$。

在此，将单独某一极化方向的观测数据记为$\boldsymbol{S}_{\mathrm{o}}\in C^{MN\times G}$，其中$G$为观测数据在快时间上的采样点数，给定字典矩阵$\boldsymbol{\Gamma}$后，可将角度距离估计问题表示为一个$\ell_1$范数正则化最小二乘形式的稀疏恢复问题，即

$$\min_{\boldsymbol{X}}\frac{1}{2}||\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{X}-\boldsymbol{S}_{\mathrm{o}}||_{\mathrm{F}}^2+\mu||\boldsymbol{X}||_1 \tag{33}$$

其中，$\boldsymbol{X}\in\mathbb{C}^{L_1L_2L_3\times G}$为待恢复的稀疏信号矩阵，$\frac{1}{2}||\boldsymbol{\Gamma}\boldsymbol{X}-\boldsymbol{S}_{\mathrm{o}}||_{\mathrm{F}}^2$这一项用来衡量拟合数据与观测数据之间的误差，$\ell_1$范数项用于强制解的稀疏性，$\mu$为正则化参数，用于控制稀疏度。该优化问题可使用CVX工具箱或调用MATLAB自带标准lasso函数进行求解。在实际场景中，同一目标在不同极化通道上的散射强度可能会存在差异，从而导致不同极化通道的数据在估计精度和稳定性上出现差异，其影响程度取决于具体的目标类型和观测条件。

通过查找$\boldsymbol{X}$中最大峰值所在的原子序号，反推得到最优发射角度θ_{T}^*、最优接收角度θ_{R}^*、目标所在距离模糊区p^*以及距离单元对应的时刻t^*。随后，构造发射-接收空域联合导向矢量，积累同一极化方向接收通道的接收信号，得到

$$\boldsymbol{y}_k(t)=\boldsymbol{\Psi}^{\mathrm{H}}\tilde{\boldsymbol{s}}_k(t) \tag{34}$$

其中，$\boldsymbol{\Psi}=\begin{bmatrix}\boldsymbol{w}_{\mathrm{s}}&\boldsymbol{0}\\\boldsymbol{0}&\boldsymbol{w}_{\mathrm{s}}\end{bmatrix}\in\mathbb{C}^{2MN\times 2}$，$\boldsymbol{w}_{\mathrm{s}}=\boldsymbol{b}(\theta_{\mathrm{R}}^*)\otimes[\boldsymbol{a}(\theta_{\mathrm{T}}^*)\odot\boldsymbol{c}(p^*)]\in\mathbb{C}^{MN}$为发射-接收空域联合导向矢量，$\tilde{\boldsymbol{s}}_k(t)=[\tilde{\boldsymbol{s}}_{k,\mathrm{H}}^{\mathrm{T}}(t),\tilde{\boldsymbol{s}}_{k,\mathrm{V}}^{\mathrm{T}}(t)]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^{2MN\times 1}$，$\boldsymbol{y}_k(t)\in\mathbb{C}^2$。随后，为了提取目标的最优极化响应方向，将目标所在距离单元的数据堆叠为一个$2\times K$维矩阵$\boldsymbol{Y}=[\boldsymbol{y}_1(t^*),\boldsymbol{y}_2(t^*),\cdots,\boldsymbol{y}_K(t^*)]\in\mathbb{C}^{2\times K}$，计算极化协方差矩阵$\boldsymbol{R}_{\mathrm{P}}=\boldsymbol{Y}\boldsymbol{Y}^{\mathrm{H}}/K$，进一步对该极化协方差矩阵进行特征分解，得到$\boldsymbol{R}_{\mathrm{P}}=\boldsymbol{U}\boldsymbol{\Lambda}\boldsymbol{U}^{\mathrm{H}}$，其中$\boldsymbol{U}=[\boldsymbol{u}_1,\boldsymbol{u}_2]\in\mathbb{C}^{2\times 2}$为极化特征矢量矩阵，$\boldsymbol{\Lambda}=\mathrm{diag}\{\lambda_1,\lambda_2\}(\lambda_1>\lambda_2)$为特征值构成的对角矩阵。可认为大特征值对应的特征矢量包含了目标的主要极化信息，因此得到$\bar{\boldsymbol{p}}=\boldsymbol{u}_1/||\boldsymbol{u}_1||_2$，随后对极化通道加权求和，得到最终的求和信号：

$$\tilde{y}_k(t)=\bar{\boldsymbol{p}}^{\mathrm{H}}\boldsymbol{y}_k(t) \tag{35}$$

本文整体信号处理流程如图3所示，值得说明的是，目前所提方法仅适用于单目标场景下的参数估计，若要将当前方法拓展至多目标情景，则需要进一步设置合理的阈值来对稀疏矩阵进行挑选。

5　仿真实验

本节通过数值仿真实验来验证本文所提算法的

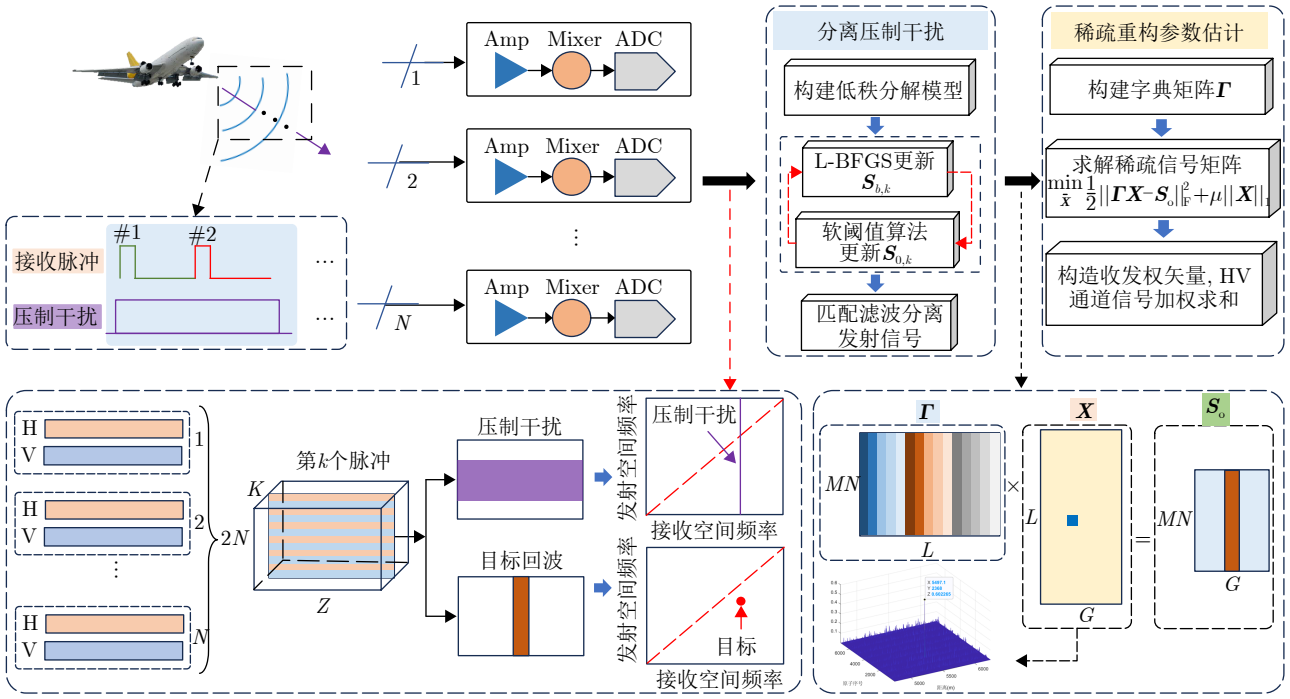


图 3 信号处理流程示意图

Fig. 3 The flowchart of signal processing

有效性。考虑PEPC-MIMO雷达包含8个发射阵元，采用同一极化方式，接收阵为8个交叉电偶极子构成的等距线阵，阵元间距为半波长，目标极化散射矩阵 $\boldsymbol{S}=\begin{bmatrix}1 & 0.2+5\mathrm{j}\\ 0.2+5\mathrm{j} & 1\end{bmatrix}$。表1与表2分别给出了收发阵列的系统仿真参数以及目标和干扰参数。

图4给出了PEPC-MIMO雷达在主瓣压制干扰抑制前后的发射-接收二维空间谱对比图。如图4(a)所示，与目标入射角度一致的主瓣压制干扰在空间谱中表现为一条横跨发射空间频率的直线，而真实目标被完全掩盖。此时完全无法从空域区分干扰和目标成分。而利用本文所提方法，可以实现主瓣压制干扰与目标回波的分离。分离后的主瓣压制干扰和目标回波空间谱分别如图4(b)和图4(c)所示。经过发射频率补偿后，可在发射-接收二维空间谱上清晰观察到目标，这说明所提方法在未知目标和干扰的角度、距离和极化等先验信息情况下，也能有较好的干扰抑制效果。图4(d)给出了收敛函数值随迭代次数的变化曲线，可见在50轮迭代左右收敛值已达–20 dB，在200轮时达到稳定，说明所提方法具有良好的收敛性。

图5、图6、图7分别给出了噪声卷积干扰[33]，噪声调幅干扰[33]，噪声调频干扰[33]的干扰频谱、干扰时频图、干扰分离结果以及目标波束形成结果。其中干噪比均设置为40 dB，高斯带限白噪声带宽均设置为20 MHz。可见，使用本文所提方法后，在原始回波中占据主导地位的主瓣压制干扰均被成功地识别并分离，在强干扰背景下微弱的目标回波得以被清晰地提取出来，这为后续目标的角度、距离和速度估计提供了基础条件。

图8(a)给出了使用CVX工具箱恢复后的稀疏信号矩阵$\boldsymbol{X}$，其行号代表原子序号，列号代表所在

表 1 PEPC-MIMO雷达系统仿真参数

Tab. 1 System parameters of PEPC-MIMO radar

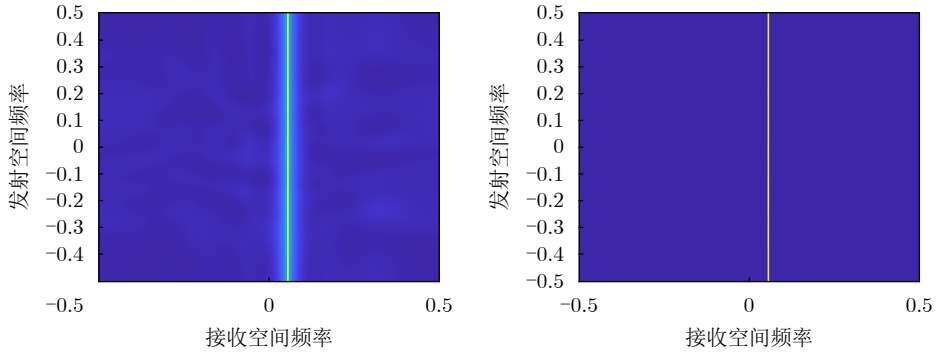
参数	数值	参数	数值
发射阵元数M	8	接收阵元数N	8
载频f_0	8 GHz	脉冲重复频率f_r	10 kHz
脉冲数K	64	发射编码系数γ	0.125
采样率	50 MHz	脉宽T_p	10 μs

表 2 目标干扰仿真参数

Tab. 2 Parameters of true and false targets

参数	目标	主瓣压制干扰
发射角度(°)	13	\
接收角度(°)	10	10
SNR/JNR (dB)	5	40
目标速度(m/s)	20	\
主值距离(km)	5.5	\
脉冲延迟数	3	\
极化参数(ϑ,γ_s)	(60°, 45°)	(45°, 0)

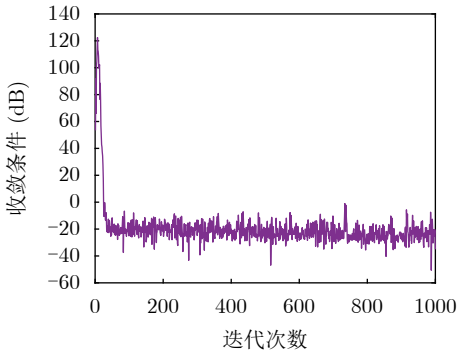
距离单元。发射信号角度范围设定为$\Theta_{\mathrm{T}}=\{-40^{\circ},-39^{\circ},\cdots,40^{\circ}\}$，接收角度误差范围设定为$\Theta_{\mathrm{E}}=\{-5^{\circ},-4^{\circ},\cdots,5^{\circ}\}$，采样间隔均为1°，距离模糊区范围设定为$\Theta_{\mathrm{P}}=\{1,2,\cdots,8\}$。可以看出，计算得到目标距离维5.497 km，根据式(31)所示的字典矩阵构造方式，可以反推得第2368个原子位于Θ_{P}中第3个网格，Θ_{E}中第3个网格，Θ_{T}中第54个网格，即目标位于第3个距离模糊区，发射角度为13°，真实入射角度为10°，估计结果与仿真参数吻合。此外，图8(a)中小尖峰来自目标回波相关性比较大的一些原子，图8(b)、图8(c)、图8(d)分别给出了MP[34], OMP[35]算法与CVX解法的稀疏矩阵剖面对比图，可见，使用不同稀疏重构算法均能精确估计出与目标相匹配的原子序号，虽均无法避免小尖峰的产生，但对于单目标场景来说，只需要目标原子对应的幅值最大即可，而对于多目标场景下的处理方法还需进一步研究。图8(e)给出了最终的距离-多普勒积累结果，在单目标情况下只要原子序号检测正确或精度在可接受范围内，即可依据估计值构造收发联合权矢量完成目标能量积累。



(a) 原始回波空间谱
(a) Spatial spectrum of original echo

(b) 分离后压制干扰空间谱
(b) Spatial spectrum of separated blanket interference

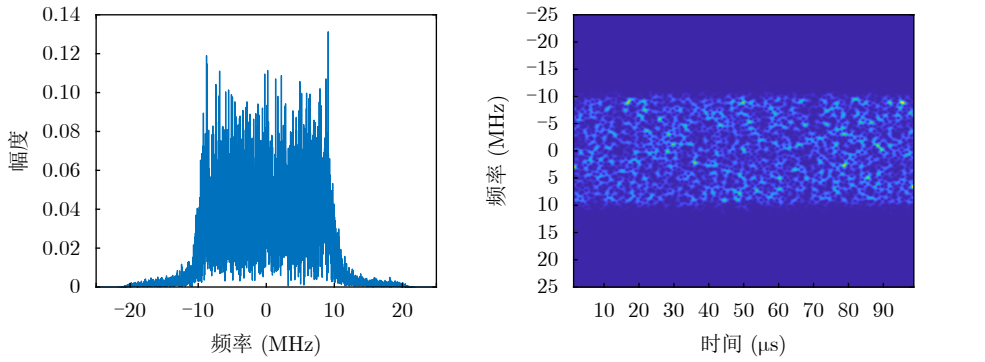
(c) 分离目标回波空间谱
(c) Spatial spectrum of separated target



(d) 收敛曲线
(d) Convergence curve

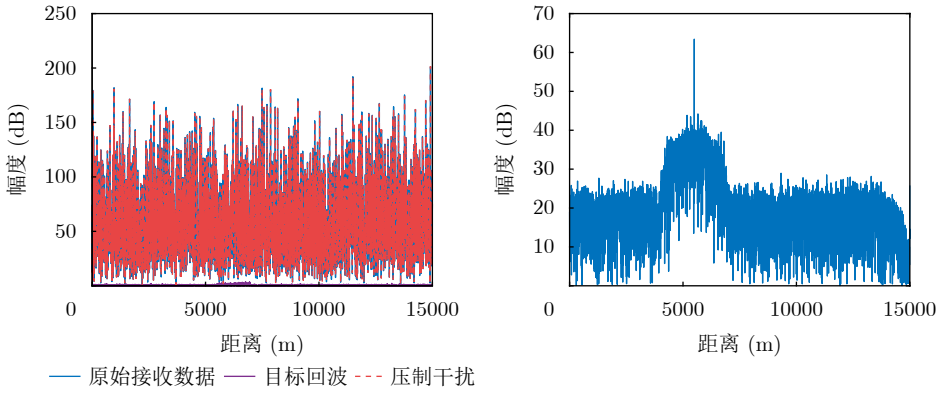
图 4 干扰抑制前后发射-接收二维空间谱及收敛曲线

Fig. 4 Transmit-receive 2D spatial spectra and convergence curves



(a) 干扰信号频谱
(a) Frequency spectrum of interference

(b) 干扰信号时频图
(b) Time-frequency distribution of the interference

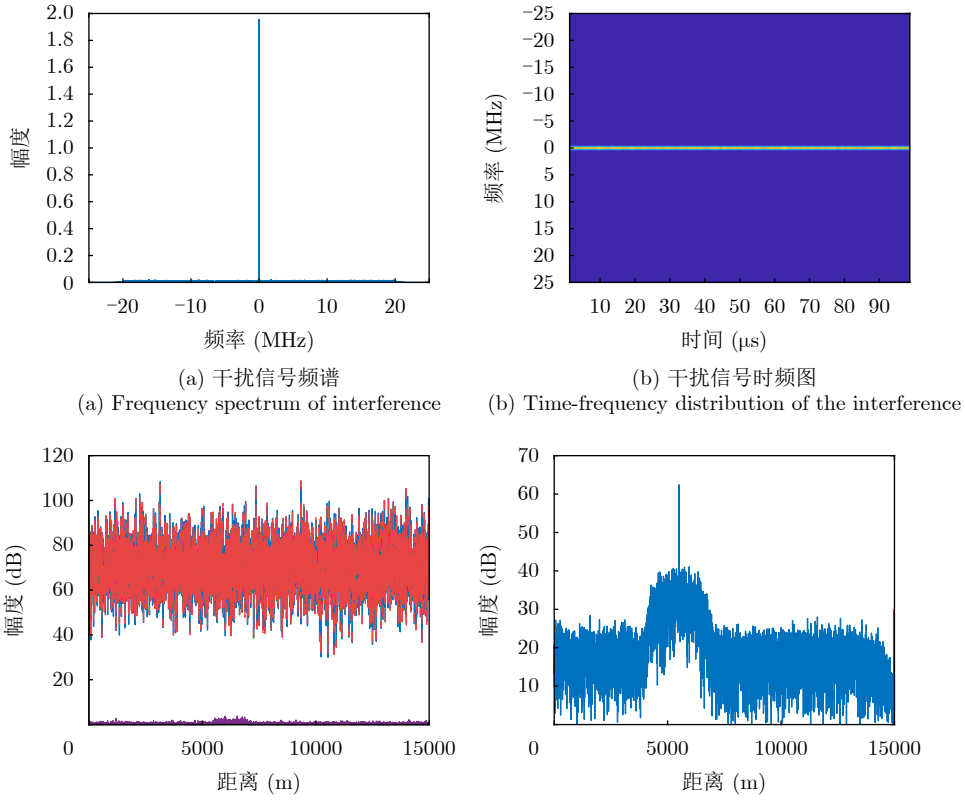


(c) 干扰分离结果
(c) Result of interference separation

(d) 目标积累结果
(d) Result of target accumulation

图 5 噪声卷积干扰抑制结果

Fig. 5 Suppression of noise convolution interference



(a) 干扰信号频谱
(a) Frequency spectrum of interference

(b) 干扰信号时频图
(b) Time-frequency distribution of the interference

(c) 干扰分离结果
(c) Result of interference separation

(d) 目标积累结果
(d) Result of target accumulation

图 6 噪声调幅干扰抑制结果

Fig. 6 Suppression of noise amplitude-modulated interference

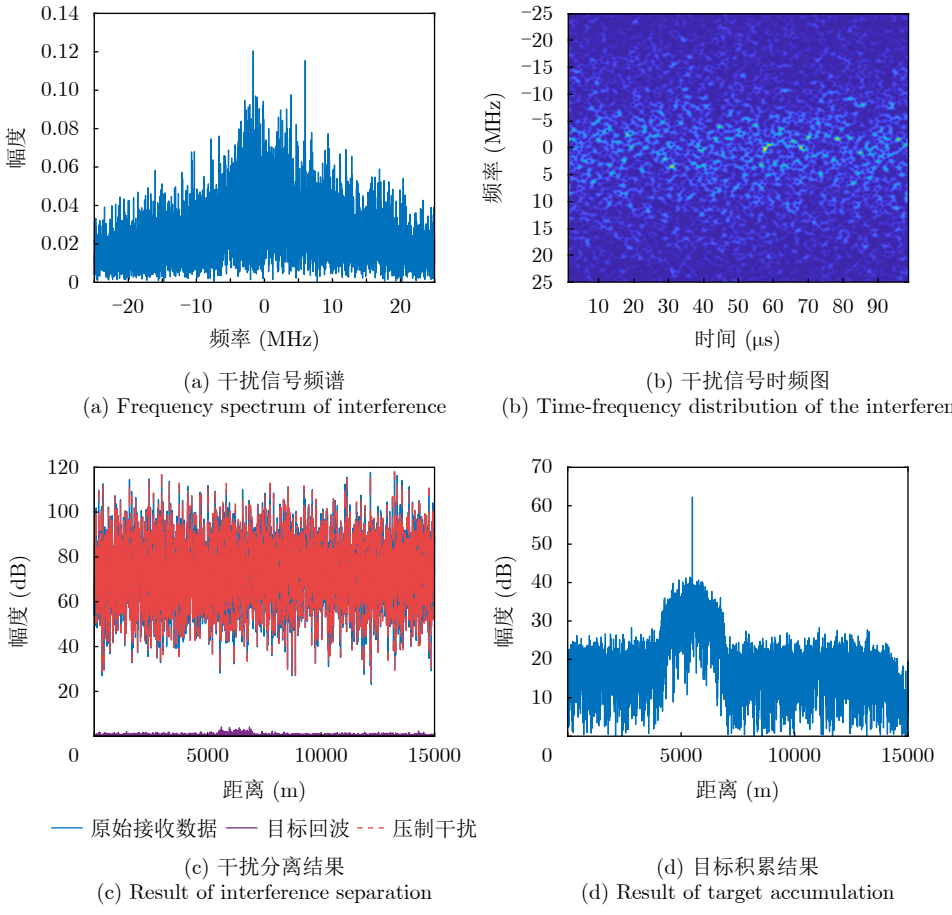
图9(a)给出了不同抗干扰方法下的空域滤波结果对比。其中，PEPC-TR[20]为PEPC-MIMO雷达体制下的非自适应收发补偿方法，PEPC-MVDR[36]算法为PEPC-MIMO雷达体制下的最小方差无畸变响应方法，PEPC-TR与PEPC-MVDR算法均假设已知目标的精确收发角度以及目标散射特性。PEPC-TT[37]首先使用张量火车分解算法(Tensor-Train Decomposition, TTD)从空间-极化、快时间、慢时间的三维接收模型中实现主瓣压制干扰的分离，随后使用本文所提基于稀疏恢复的参数估计方法实现目标参数的估计。如图9所示，PEPC-TR在接收目标信号的同时也不可避

免地接收了大量的主瓣压制干扰，目标信号完全被压制干扰淹没。PEPC-MVDR由于精确已知目标的收发角度和极化特征，因此可以获得较好的滤波效果，以此作为基准，可观察到本文设计方法的抗干扰效果接近理想情况下的PEPC-MVDR方法，而通常主瓣压制干扰下目标的收发角度和极化特征是不可得到的，这印证了在无任何先验知识的前提下所提方法的有效性。

图9(b)给出了各种方法输出SINR随输入SNR的变化曲线。此处SINR定义为波束形成后目标所在距离单元最大幅度与其余距离单元最大幅度的比值。此处性能上界为无干扰情况下，目标回波经过脉压及波束形成后的最终输出SINR，其计算公式为$\mathrm{SINR}_{\mathrm{out}}=\mathrm{SNR}_{\mathrm{in}}+10\lg(MN)+10\lg(N_{\mathrm{t}})$，其中$\mathrm{SNR}_{\mathrm{in}}$表示输入SNR，$N_{\mathrm{t}}$表示脉压增益。可见，PEPC-MVDR和PEPC-TT在SNR小于5 dB时性能最优，但PEPC-MVDR在高SNR下出现了信号相消现象，导致高信噪比下的输出SINR上升趋势明显放缓。而PEPC-TT随着SNR升高，输出SINR逐渐放缓，并在SNR大于25 dB时出现了明显性能下降，这是因为张量分解算法会搜索每个模态下的低秩结构，当干扰与目标有较大功率差异时，压制干扰主导了回波中的低秩成分，此时TT分解有效。而当目标功率接近干扰功率时，在某些模态(如多普勒维)目标与干扰的特征相互叠加，因此难以正确区分干扰子空间，导致TT分解性能骤降，而所提方法在高SNR下仍能维持较好的性能表现。

6　结语

针对主瓣压制干扰抑制问题，本文提出一种PEPC-MIMO雷达体制下的矩阵低秩分解技术。利用PEPC-MIMO雷达体制下压制干扰在空间-极化联合域的低秩特性，建立了一个“低秩+稀疏”的主值成分追踪优化模型用于分离目标回波和压制干扰。首先，基于交替迭代优化的思想，分别使用L-BFGS算法和软阈值算法迭代求解该优化模型，将接收信号矩阵精准分解为对应于压制干扰与目标回波加噪声的两个矩阵。随后，提出了一种基于稀疏重构的PEPC-MIMO雷达参数估计方法，挑选出字典矩阵中与观测矩阵特征最匹配的原子，从而



(a) 干扰信号频谱
(a) Frequency spectrum of interference

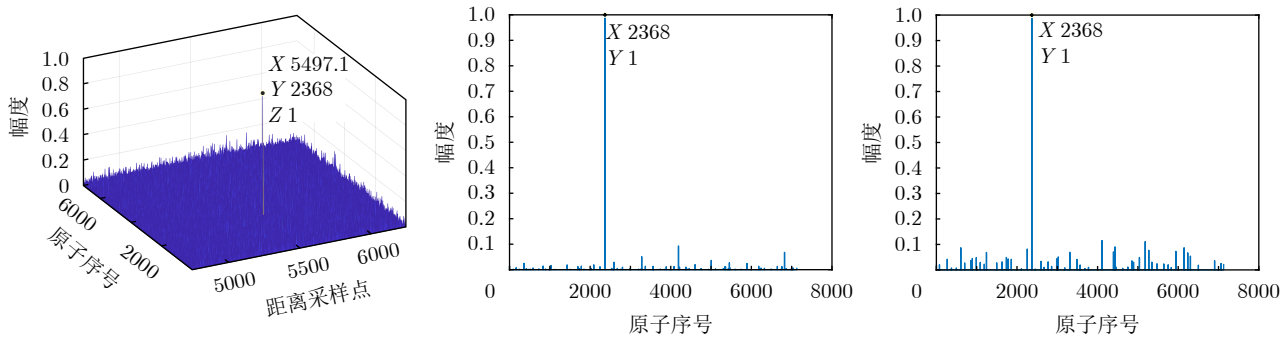
(b) 干扰信号时频图
(b) Time-frequency distribution of the interference

(c) 干扰分离结果
(c) Result of interference separation

(d) 目标积累结果
(d) Result of target accumulation

图 7 噪声调频干扰抑制结果

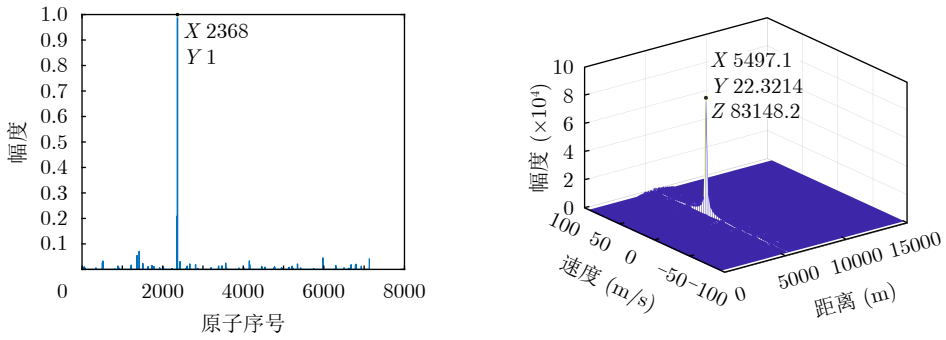
Fig. 7 Suppression of noise frequency-modulated interference



(a) CVX稀疏系数矩阵估计结果
(a) CVX-based sparse coefficient matrix

(b) MP稀疏系数矩阵剖面图
(b) Profile of MP-based sparse oefficient matrix

(c) OMP稀疏系数矩阵剖面图
(c) Profile of OMP-based sparse coefficient matrix

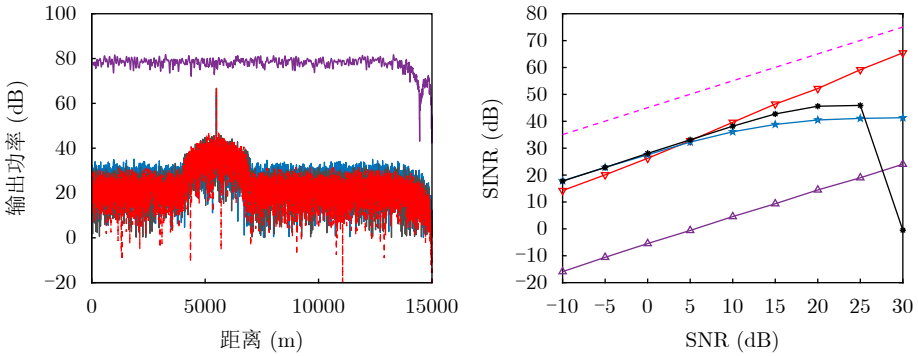


(d) CVX稀疏系数矩阵剖面图
(d) Profile of CVX-based sparse coefficient matrix

(e) 距离-多普勒积累结果
(e) Range-Doppler plane

图 8 稀疏矩阵估计结果

Fig. 8 Estimation of sparse coefficient matrix



(a) 滤波结果对比(SNR=5 dB)
(a) Comparison of spatial filtering results

(b) SINR随SNR变化曲线
(b) Comparison of SINR versus SNR

图 9 干扰抑制结果

Fig. 9 Results of interference suppression

实现PEPC-MIMO雷达发射角度、接收角度、距离模糊区的联合估计，进一步构造最优波束形成权矢量对各通道信号进行加权求和。仿真实验从压制干扰抑制前后的空间谱、收敛曲线、空域滤波结果及信干噪比变化等试验结果验证了所提方法的有效性。

结合雷达实际应用需求，当前抗干扰方法仍需从以下方面开展深入研究：(1)通过对现有相控阵进行改建，提升现有数字阵抗干扰能力，开展实际抗干扰实验验证；(2)利用PEPC-MIMO雷达在空极多域的自由度，研究压制干扰、欺骗干扰同时存在时的干扰抑制方法。

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] SU Ningyuan, CHEN Xiaolong, GUAN Jian, *et al*. Radar maritime target detection via spatial-temporal feature attention graph convolutional network[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5102615. doi: 10.1109/TGRS.2024.3358862.

[2] HE Xiaoyang, CHEN Xiaolong, DU Xiaolin, *et al*. Maritime target radar detection and tracking via DTNet transfer learning using multi-frame images[J]. *Remote Sensing*, 2025, 17(5): 836. doi: 10.3390/rs17050836.

[3] YE Xinzhe, XUE Wei, CHEN Xiaolong, *et al*. Cauchy kernel-based AEKF for UAV target tracking via digital ubiquitous radar under the sea-air background[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 3506605. doi: 10.1109/LGRS.2024.3402687.

[4] ZHAO Haonan, ZHANG Zhimin, QIAO Kai, *et al*. Demonstration of MIMO-SAR echo separation scheme for improved OFDM waveforms with airborne X-band DBF-SAR[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 4015205. doi: 10.1109/LGRS.2024.3449391.

[5] WEI Tiantian, ZHANG Yongwei, LU Pingping, *et al*. An improved echo separation scheme with OFDM chirp waveforms for spaceborne MIMO SAR[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 4002805. doi: 10.1109/LGRS.2024.3356729.

[6] 全英汇, 方文, 沙明辉, 等. 频率捷变雷达波形对抗技术现状与展望[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(11): 3126–3136. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2021.11.11.

QUAN Yinghui, FANG Wen, SHA Minghui, *et al*. Present situation and prospects of frequency agility radar wave form countermeasures[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(11): 3126–3136. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2021.11.11.

[7] 崔国龙, 余显祥, 魏文强, 等. 认知智能雷达抗干扰技术综述与展望[J]. 雷达学报, 2022, 11(6): 974–1002. doi: 10.12000/JR22191.

CUI Guolong, YU Xianxiang, WEI Wenqiang, *et al*. An overview of antijamming methods and future works on cognitive intelligent radar[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(6): 974–1002. doi: 10.12000/JR22191.

[8] 孟昊宇, 杨小鹏, 高升, 等. 基于特征值斜投影的主瓣干扰抑制方法[J]. 信号处理, 2022, 38(2): 439–444. doi: 10.16798/j.issn.1003-0530.2022.02.025.

MENG Haoyu, YANG Xiaopeng, GAO Sheng, *et al*. Main lobe interference suppression method based on eigenvalue oblique projection[J]. *Journal of Signal Processing*, 2022, 38(2): 439–444. doi: 10.16798/j.issn.1003-0530.2022.02.025.

[9] 王荣清, 谢旌阳, 田彪, 等. 联合干扰感知与参数估计的抗间歇采样转发干扰方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(6): 1337–1354. doi: 10.12000/JR24153.

WANG Rongqing, XIE Jingyang, TIAN Biao, *et al*. Integrated jamming perception and parameter estimation method for anti-interrupted sampling repeater jamming[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(6): 1337–1354. doi: 10.12000/JR24153.

[10] 张孟达, 余颖菲. 一种改进的盲源分离抗主瓣干扰方法[J]. 火控雷达技术, 2024, 53(3): 34–38. doi: 10.19472/j.cnki.1008-8652.2024.03.006.

ZHANG Mengda and YU Yingfei. An improved method for jamming supression based on blind source separation[J]. *Fire Control Radar Technology*, 2024, 53(3): 34–38. doi: 10.19472/j.cnki.1008-8652.2024.03.006.

[11] ZHANG Shiyuan, LU Xingyu, YU Jintao, *et al*. Clutter suppression for radar via deep joint sparse recovery network[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 3500205. doi: 10.1109/LGRS.2023.3332035.

[12] 张嘉翔, 张凯翔, 梁振楠, 等. 一种基于深度强化学习的频率捷变雷达智能频点决策方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(1): 227–239. doi: 10.12000/JR23197.

ZHANG Jiaxiang, ZHANG Kaixiang, LIANG Zhennan, *et al*. An intelligent frequency decision method for a frequency agile radar based on deep reinforcement learning[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(1): 227–239. doi: 10.12000/JR23197.

[13] WANG Junxu, ZHANG Lei, MENG Zhichao, *et al*. General RFI suppression with sidelobe cancellation filtering for dual-polarization SAR images[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 4012005. doi: 10.1109/LGRS.2023.3321321.

[14] MATTINGLY R G, MARTONE A F, and METCALF J G. Techniques for mitigating the impact of intra-CPI waveform agility[J]. *IEEE Transactions on Radar Systems*, 2024, 2: 24–40. doi: 10.1109/TRS.2023.3343192.

[15] LAN Lan, ROSAMILIA M, AUBRY A, *et al*. FDA-MIMO transmitter and receiver optimization[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2024, 72: 1576–1589. doi: 10.1109/TSP.2024.3366438.

[16] LAN Lan, MARINO A, AUBRY A, *et al*. GLRT-based adaptive target detection in FDA-MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(1): 597–613. doi: 10.1109/TAES.2020.3028485.

[17] LAN Lan, ROSAMILIA M, AUBRY A, *et al*. Single-snapshot angle and incremental range estimation for FDA-MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2021, 57(6): 3705–3718. doi: 10.1109/TAES.2021.3083591.

[18] 兰岚, 许京伟, 朱圣棋, 等. 波形分集阵列雷达抗干扰进展[J].

系统工程与电子技术, 2021, 43(6): 1437–1451. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2021.06.01.

LAN Lan, XU Jingwei, ZHU Shengqi, *et al*. Advances in anti-jamming using waveform diverse array radar[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(6): 1437–1451. doi: 10.12305/j.issn.1001-506X.2021.06.01.

[19] FANG Yunfei, ZHU Shengqi, LIAO Bin, *et al*. Target localization with bistatic MIMO and FDA-MIMO dual-mode radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2024, 60(1): 952–964. doi: 10.1109/TAES.2023.3333829.

[20] LAN, Lan, LIAO Guisheng, XU Jingwei, *et al*. Mainlobe deceptive jammer suppression using element-pulse coding with MIMO radar[J]. *Signal Processing*, 2021, 182: 107955. doi: 10.1016/j.sigpro.2020.107955.

[21] GAO Jie, ZHU Shengqi, LAN Lan, *et al*. Joint deceptive jammer and clutter suppression via 3-D-ANM with EPC-MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(2): 1487–1504. doi: 10.1109/TAES.2024.3456755.

[22] QIU Zizhou, LIAO Zhipeng, XU Jingwei, *et al*. Range-ambiguous clutter suppression for space-based early warning radar using vertical FDA and horizontal EPC[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 3502905. doi: 10.1109/LGRS.2023.3260996.

[23] 唐波, 张玉, 张浩. 基于交替投影的MIMO雷达信号盲分离算法研究[J]. 电子学报, 2017, 45(9): 2092–2097. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.09.006.

TANG Bo, ZHANG Yu, and ZHANG Hao. Blind separation of MIMO radar signals based on alternating projection[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2017, 45(9): 2092–2097. doi: 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.09.006.

[24] JIA Yuheng, LI Jianan, WU Wenhui, *et al*. Semi-supervised symmetric non-negative matrix factorization with low-rank tensor representation[J]. *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, 2025, 35(2): 1534–1547. doi: 10.1109/TCSVT.2024.3471877.

[25] SONG Meiping, ZHANG Xiao, LI Lan, *et al*. A tensor-based go decomposition method for hyperspectral anomaly detection[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 4584–4600. doi: 10.1109/JSTARS.2025.3525743.

[26] LAN Lan, ZHANG Yitao, XU Jingwei, *et al*. Suppressing mainlobe deceptive jammers via two-low-rank matrix decomposition in FDA-MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2025, 61(2): 2885–2898. doi: 10.1109/TAES.2024.3480030.

[27] CHEN Xuezhi, HUANG Yan, YU Xutao, *et al*. A RFI mitigation approach for spaceborne SAR using homologous interference knowledge at coastal regions[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2025, 18: 5990–6006. doi: 10.1109/JSTARS.2025.3530473.

[28] LOU Mingyue, AN Hongyang, ZUO Haowen, *et al*. Feature-enhanced low-rank and sparse decomposition network for SAR RFI suppression[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2025, 63: 5210517. doi: 10.1109/TGRS.2025.3564509.

[29] DRIGGS D, BECKER S, and ARAVKIN A. Adapting regularized low-rank models for parallel architectures[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2019, 41(1): A163–A189. doi: 10.1137/17M1147342.

[30] BYRD R H, LU Peihuang, NOCEDAL J, *et al*. A limited memory algorithm for bound constrained optimization[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 1995, 16(5): 1190–1208. doi: 10.1137/0916069.

[31] 肖炯, 唐波, 王海. 互耦条件下基于稀疏重构的MIMO雷达角度估计[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(5): 1123–1133. doi: 10.12000/JR24061.

XIAO Jiong, TANG Bo, and WANG Hai. Sparse reconstruction-based direction of arrival estimation for MIMO radar in the presence of unknown mutual coupling[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(5): 1123–1133. doi: 10.12000/JR24061.

[32] XIAO Jiong and TANG Bo. Hyperparameter free sparse estimation for wideband multiple-input-multiple-output radar direction finding without secondary data[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2024, 18(12): 2552–2563. doi: 10.1049/rsn2.12658.

[33] 关中意. 基于多维域特征的雷达有源干扰识别方法研究[D]. [硕士论文], 西安电子科技大学, 2024. doi: 10.27389/d.cnki.gxadu.2024.003610.

GUAN Zhongyi. Study of active radar jamming recognition method based on multidimensional features[D]. [Master dissertation], Xidian University, 2024. doi: 10.27389/d.cnki.gxadu.2024.003610.

[34] MALLAT S G and ZHANG Zhifeng. Matching pursuits with time-frequency dictionaries[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(12): 3397–3415. doi: 10.1109/78.258082.

[35] TROPP J A and GILBERT A C. Signal recovery from random measurements via orthogonal matching pursuit[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2007, 53(12): 4655–4666. doi: 10.1109/TIT.2007.909108.

[36] LAN Lan, ZHANG Yitao, LIAO Ruiqian, *et al*. Mainlobe deceptive jammer mitigation with multipath in EPC-MIMO radar exploiting matrix decomposition[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2024, 73(10): 14674–14688. doi: 10.1109/TVT.2024.3403147.

[37] OSELEDETS I V. Tensor-train decomposition[J]. *SIAM Journal on Scientific Computing*, 2011, 33(5): 2295–2317. doi: 10.1137/090752286.

作 者 简 介

张　翔，博士生，主要研究方向为新体制阵列雷达抗干扰、智能化抗干扰等。

兰　岚，博士，教授，主要研究方向为新体制阵列雷达信号处理、智能化抗干扰、目标检测与参数估计等。

马　楠，硕士，高级工程师，主要研究方向为综合射频系统设计、电子对抗技术等。

钟　垒，博士，高级工程师，主要研究方向为机载电子进攻系统技术、电磁场与微波技术。

廖桂生，博士，教授，主要研究方向为雷达系统技术与阵列处理、雷达稀疏成像处理等。

(责任编辑：于青)