

## 针对回波数据异常时的雷达前视超分辨快速成像方法

李维新<sup>①</sup> 李明<sup>②</sup> 陈洪猛<sup>③</sup> 左磊<sup>②</sup> 王东<sup>①</sup> 杨磊<sup>①</sup> 辛东金<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(济南大学信息科学与工程学院 济南 250022)

<sup>②</sup>(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

<sup>③</sup>(北京无线电测量研究所 北京 100854)

**摘要:** 机载扫描雷达前视成像可广泛应用于态势感知、自主导航和地形跟随。在雷达扫描过程中受到不经意的电磁脉冲干扰或设备性能异常等影响时, 雷达回波数据出现异常值。已有的超分辨方法可以抑制回波中的异常值、提高角度分辨率, 但没有考虑计算实时性问题。针对上述问题, 该文提出了一种机载雷达超分辨方法实现回波数据异常时的快速前视成像。为了更好地拟合回波噪声, 引入对异常值更加鲁棒的学生 $t$ 分布, 并采用期望最大化方法对成像参数进行估计。受截断奇异值分解方法的启发, 将截断的酉矩阵引入目标散射系数的估计公式中。通过矩阵变换降低了求逆矩阵的尺寸, 从而降低了参数估计的计算复杂度。仿真结果表明该文提出加速方法可以用更短的时间提高前视成像的角度分辨率, 抑制回波数据中的异常值。

**关键词:** 前视成像; 超分辨; 数据异常; 矩阵变换

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2024)03-0667-15

DOI: 10.12000/JR23209

**引用格式:** 李维新, 李明, 陈洪猛, 等. 针对回波数据异常时的雷达前视超分辨快速成像方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(3): 667-681. doi: 10.12000/JR23209.

**Reference format:** LI Weixin, LI Ming, CHEN Hongmeng, *et al.* Fast radar forward-looking super-resolution imaging for abnormal echo data[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(3): 667-681. doi: 10.12000/JR23209.

## Fast Radar Forward-looking Super-resolution Imaging for Abnormal Echo Data

LI Weixin<sup>①</sup> LI Ming<sup>②</sup> CHEN Hongmeng<sup>③</sup> ZUO Lei<sup>②</sup> WANG Dong<sup>①</sup>  
YANG Lei<sup>①</sup> XIN Dongjin<sup>\*①</sup>

<sup>①</sup>(School of Information Science and Engineering, University of Jinan, Jinan 250022, China)

<sup>②</sup>(National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

<sup>③</sup>(Beijing Institute of Radio Measurement, Beijing 100854, China)

**Abstract:** Forward-looking imaging of airborne scanning radar is widely used in situation awareness, autonomous navigation and terrain following. When the radar is influenced by unintentional temporally sporadic electromagnetic interference or abnormal equipment performance, the echo signal contains outliers. Existing super-resolution methods can suppress outliers and improve azimuth resolution, but the real-time computing problem is not considered. In this study, we propose an airborne scanning radar super-resolution method to achieve fast forward-looking imaging when echo data are abnormal. First, we propose using the Student- $t$  distribution to model noise. Then, the expectation-maximization method is used to estimate the

收稿日期: 2023-10-29; 改回日期: 2024-01-12; 网络出版: 2024-02-01

\*通信作者: 辛东金 ise\_xindj@ujn.edu.cn \*Corresponding Author: XIN Dongjin, ise\_xindj@ujn.edu.cn

基金项目: 山东省科技型中小企业创新能力提升工程(2023TSGC0332, 2023TSGC0141)

Foundation Items: Innovation Capability Enhancement Program for Small and Medium-sized Technological Enterprises of Shandong Province (2023TSGC0332, 2023TSGC0141)

责任主编: 张永超 Corresponding Editor: ZHANG Yongchao

©The Author(s) 2024. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License

(<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)

parameters. Inspired by the truncated singular value decomposition method, we introduce the truncated unitary matrix into the estimation formula of the target scattering coefficient. Finally, the size of inverse matrix is reduced and the computational complexity of parameter estimation is reduced through matrix transformation. The simulation results show that the proposed method can improve the azimuth resolution of forward-looking imaging in a shorter time, and suppress outliers in echo data.

**Key words:** Forward-looking imaging; Super-resolution; Abnormal echo data; Matrix transformation

## 1 引言

机载雷达前视成像在态势感知、自主导航、地形跟踪和地形跟随等方面有着广泛的应用<sup>[1-3]</sup>。由于扫描雷达具有连续和广域观测的优势,因此常用于前视成像。然而与其他成像技术如双基前视合成孔径雷达成像方法相比,扫描雷达前视成像存在角度分辨率低的问题<sup>[4-7]</sup>。

近年来,研究学者提出了多种超分辨方法来获得高角度分辨率<sup>[8,9]</sup>。在超分辨方法中,扫描雷达回波信号可以看作天线方向图与目标散射系数之间的卷积。目标散射系数可以通过反卷积的方式得到,但是因为天线方向图的低通特性,直接进行反卷积是一个病态问题<sup>[10]</sup>。在矩阵分析中,天线方向图矩阵中小的奇异值求逆会提高噪声的幅值。根据这个特点,文献<sup>[11]</sup>提出了截断奇异值分解(Truncated Singular Value Decomposition, TSVD)方法,通过舍弃小的奇异值来抑制噪声。正则化方法也是一个很好地解决病态问题的方法,其核心是选择合适的正则化项<sup>[12-14]</sup>。在文献<sup>[15]</sup>中,作者提出了Tikhonov正则化,其引入 $L_2$ 范数项来抑制噪声。除此之外,谱估计方法也可以用来提高角度分辨率<sup>[16-18]</sup>。电子科技大学张永超等人<sup>[19-21]</sup>将迭代自适应方法(Iterative Adaptive Approach, IAA)用于前视超分辨成像,并证明了IAA方法可以抑制噪声并提高角度分辨率。与整个成像场景相比,感兴趣成像目标是稀疏的,因此稀疏成像被引入到机载雷达前视超分辨成像中<sup>[22-25]</sup>。在文献<sup>[26]</sup>中,作者提出了一个贝叶斯稀疏前视成像方法,该方法利用拉普拉斯分布来描述目标的稀疏特性。成像结果显示拉普拉斯分布可以很好地拟合目标,提高前视成像的角度分辨率。当飞机在船舶上自主着陆时,船舶的轮廓信息尤为重要。文献<sup>[27]</sup>将全变差(Total Variation, TV)和 $L_1$ 范数作为正则化约束项来实现前视成像。该方法在提高雷达前视成像角度分辨率的同时,很好地保留了目标的轮廓信息。

相比于提高前视成像的角度分辨率,如何降低前视成像的计算复杂度也是当前研究的一个热点<sup>[28-30]</sup>。文献<sup>[31]</sup>提出将雷达回波信号从时域转换到频域,利用特普利茨矩阵的低位秩特点,采用Gohberg-

Semencul分解实现了矩阵的快速求逆。因为矩阵的维度影响前视成像的实时性,文献<sup>[32]</sup>采用低秩近似思想对回波信号降维,并采用低秩迭代自适应方法(Low Rank Iterative Adaptive Approach, LRI-AA)实现快速前视成像。文献<sup>[33]</sup>提出了一个二维前视成像处理方法,通过对整体的回波信号进行处理,避免了逐距离单元进行前视成像带来的计算负担,提高了前视成像的实时性。

在前视成像中,雷达回波可能会受到电磁脉冲干扰,或者受设备性能不稳定影响,导致雷达回波数据出现异常<sup>[34,35]</sup>。传统的成像方法假设噪声的统计分布服从高斯分布。在面对异常值时,异常值可能会被重构为虚假目标,影响前视成像的准确性。在之前的工作中,我们提出采用学生 $t$ 分布来拟合雷达回波数据异常时的噪声<sup>[35]</sup>。相比于高斯混合模型,基于学生 $t$ 分布的超分辨方法避免了估计过多的系统参数。但是在估计过程中基于学生 $t$ 分布的方法依然面临高计算复杂度问题。

本文提出了一种机载雷达超分辨方法实现回波数据异常时的快速前视成像。首先,为了更好地拟合噪声和异常值,我们引入对异常值更加鲁棒的学生 $t$ 分布。为了更好地重构目标,引入拉普拉斯分层先验来模拟目标的稀疏特征。然后基于期望最大化方法对成像参数进行估计。受TSVD方法的启发,将截断西矩阵引入目标散射系数的估计公式中。通过矩阵变换降低了求逆矩阵的尺寸从而降低了参数估计的计算复杂度。仿真结果表明本文提出的快速方法可以通过更短的时间实现回波数据异常情况下的前视超分辨成像。

## 2 机载雷达前视成像回波模型

图1为扫描雷达前视成像的几何示意图。图中机载平台距离地面高度为 $H$ ,搭载着雷达以速度 $v$ 向前飞行,天线以扫描速度 $\omega$ 逆时针扫描成像区域。初始时刻,载机位于点 $A$ 所在位置。此时雷达与目标 $P_1$ 之间的初始距离记为 $R_0$ ,目标 $P_1$ 的方位角记为 $\theta_0$ ,俯仰角记为 $\varphi_0$ 。经过 $t$ 时刻,载机飞行至 $B$ ,此时雷达与目标 $P_1$ 的方位角为 $\theta(t)$ ,雷达与目标 $P_1$ 之间的瞬时距离记为 $R(t)$ 。

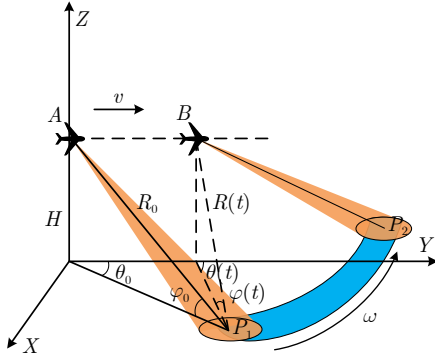


图1 扫描雷达几何示意图

Fig. 1 Geometric model of scanning radar

假设雷达发射线性调频信号

$$s(\tau) = \text{rect}(\tau/T) \exp(j\pi\mu\tau^2) \exp(j2\pi f_c\tau) \quad (1)$$

其中， $\tau$ 为快时间， $T$ 为脉冲持续时间， $\mu$ 为脉冲调制频率， $f_c$ 为脉冲载波频率， $\text{rect}(\cdot)$ 为窗函数。

对于目标 $P_1$ ，经过脉冲压缩和运动补偿后的回波信号可写为

$$\mathbf{F} = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ e^{j2\pi \frac{f_d(\theta_1)}{\text{PRF}}} & e^{j2\pi \frac{f_d(\theta_2)}{\text{PRF}}} & \dots & e^{j2\pi \frac{f_d(\theta_M)}{\text{PRF}}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{j2\pi f_d(\theta_1) \frac{M-1}{\text{PRF}}} & e^{j2\pi f_d(\theta_2) \frac{M-1}{\text{PRF}}} & \dots & e^{j2\pi f_d(\theta_M) \frac{M-1}{\text{PRF}}} \end{bmatrix}_{M \times M} \quad (5)$$

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h_{\lceil L/2 \rceil} & h_{\lceil L/2 \rceil - 1} & \dots & h_1 \\ h_{\lceil L/2 \rceil + 1} & h_{\lceil L/2 \rceil} & \dots & h_1 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ h_L & \vdots & \ddots & h_1 \\ & h_L & \ddots & h_2 \\ & & \ddots & \vdots \\ h_L & h_{L-1} & \dots & h_{\lceil L/2 \rceil} \end{bmatrix}_{M \times M} \quad (6)$$

$f_d(\theta_m)$ 为多普勒中心频率。PRF为脉冲重复频率。 $\lceil \cdot \rceil$ 为向上取整操作。

$$f_d(\theta_m) = \frac{2v \cos \theta_m \cos \varphi}{\lambda} \quad (7)$$

$\varphi$ 为此距离单元上的俯仰角。为了获取目标散射向量的幅值和位置信息，本文仅考虑式(4)中的幅值信息，即

$$|\mathbf{y}| = |(\mathbf{F} \odot \mathbf{H}) \boldsymbol{\sigma}| + |\mathbf{n}| \quad (8)$$

方便起见，将式(8)写为

$$\mathbf{s} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{n} \quad (9)$$

其中， $\mathbf{s} = [s_1, s_2, \dots, s_M]^T$ 为回波幅值向量， $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_M]^T$ 为目标散射幅值向量。

$$s(\tau, t) = \sigma h\left(t - t_0\right) \text{sinc}\left[B_r \left(\tau - \frac{2R_0}{c}\right)\right] \cdot \exp\left(-j\frac{4\pi}{\lambda}R(t)\right) \quad (2)$$

其中， $\sigma$ 表示目标 $P_1$ 的散射系数。 $h(\cdot)$ 表示天线方向图调制函数。 $B_r$ 为信号带宽。 $\lambda$ 为信号波长。式(2)中指数项 $\exp(-j4\pi R(t)/\lambda)$ 为多普勒频移项。瞬时距离 $R(t)$ 可写为

$$R(t) = \sqrt{R_0^2 + (vt)^2 - 2R_0vt \cos \theta_0 \cos \varphi_0} \approx R_0 - vt \cos \theta_0 \cos \varphi_0 \quad (3)$$

在某一距离单元，回波信号可写为

$$\mathbf{y} = (\mathbf{F} \odot \mathbf{H}) \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{n} \quad (4)$$

其中， $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_M]^T$ 为该距离单元上的回波向量。 $M$ 为回波信号的长度。 $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M]^T$ 为目标散射向量。 $\mathbf{n} = [n_1, n_2, \dots, n_M]^T$ 为成像噪声。 $\mathbf{F}$ 为多普勒相位矩阵。 $\mathbf{H}$ 为由天线方向图向量 $\mathbf{h} = [h_1, h_2, \dots, h_L]^T$ 组成的方向图矩阵。 $L$ 为天线方向图长度。

### 3 回波数据异常时的快速前视超分辨方法

本节提出了快速超分辨方法实现回波数据异常时的前视成像。首先，采用学生 $t$ 分布来拟合回波数据异常时的噪声。接着引入拉普拉斯分层分布模拟目标的稀疏分布。然后采用期望最大化方法实现对成像参数的估计。最后将截断的酉矩阵引入到目标散射系数的估计公式中，并通过矩阵变换对目标估计公式进行重写，降低估计过程中的计算复杂度。

#### 3.1 贝叶斯模型

在前视成像过程中，雷达边发射波束边扫描前方场景，通过接收目标的扫描信号对前视场景进行成像。然而在成像场景中可能存在无意的窄带电磁

干扰,如非合作脉冲雷达发射的信号。在这种情况下,回波信号的某些方位角上将会出现异常值。此外,雷达受设备性能的影响,如应答器性能、通信链路性能、信号时间戳抖动/量化等多种因素。在这种情况下,整个回波信号中会在不同的方位向距离向随机出现异常值。

受异常值影响,成像噪声变为系统固有高斯白噪声和异常值的组合。文献[36]指出,与高斯分布相比,学生 $t$ 分布可以容忍回波信号中少数异常值的存在

$$p(\mathbf{n}|\boldsymbol{\mu},\eta,\nu)=\frac{\Gamma\left(\frac{M+\nu}{2}\right)}{\Gamma\left(\frac{\nu}{2}\right)}\left(\frac{\eta}{\pi\nu}\right)^{\frac{M}{2}}\cdot\left[1+\frac{(\mathbf{n}-\boldsymbol{\mu})^T\eta(\mathbf{n}-\boldsymbol{\mu})}{\nu}\right]^{-\frac{M+\nu}{2}}\quad(10)$$

其中, $\boldsymbol{\mu}$ 为学生 $t$ 分布的均值, $\eta$ 为学生 $t$ 分布的精度。 $\nu$ 为自由度,当 $\nu=1$ ,学生 $t$ 分布变为柯西分布,当 $\nu\rightarrow\infty$ ,学生 $t$ 分布变为高斯分布。 $\Gamma(\cdot)$ 为Gamma函数。

图2给出了高斯分布和学生 $t$ 分布的概率密度图比较。图中高斯分布的均值为0、方差为1.13,学生 $t$ 分布的均值为0、精度为1、自由度为2。从图中可以看出,虽然高斯分布与学生 $t$ 分布的峰值近似,但学生 $t$ 分布拥有更高的拖尾,更高的拖尾意味着学生 $t$ 分布可以容忍回波信号中少量的异常值存在,对异常值更加鲁棒。为了直观地展示学生 $t$ 分布对异常值的鲁棒性,我们分别拟合了高斯数据和混合少量异常值的高斯数据。直方图拟合曲线如图3所示,其中图3(a)为高斯分布和学生 $t$ 分布对高斯数据的直方图拟合曲线,图3(b)为高斯分布和学生 $t$ 分布对混合少量异常值数据的直方图拟合曲线

线。相比于图3(a)中的拟合曲线,图3(b)中高斯分布的拟合曲线受异常值的影响变化较大,学生 $t$ 分布的拟合曲线变化较小,说明学生 $t$ 分布比高斯分布对异常值的鲁棒性更好。

同时,学生 $t$ 分布也可由高斯分布和Gamma分布得到

$$p(\mathbf{n}|\boldsymbol{\mu},\eta,\nu)=\int_0^\infty\mathcal{N}(\mathbf{n}|\boldsymbol{\mu},(\eta\Sigma)^{-1})\mathcal{G}(\Sigma|\frac{\nu}{2},\frac{\nu}{2})d\Sigma\quad(11)$$

其中, $\eta$ 和 $\Sigma=\text{diag}(\varepsilon_1,\varepsilon_2,\dots,\varepsilon_M)$ 共同表示高斯分布的逆协方差矩阵。 $\mathcal{N}(\cdot)$ 为高斯分布, $\mathcal{G}(\cdot)$ 为Gamma分布。从式(11)可以看出,学生 $t$ 分布由有限个均值相同、方差不同的高斯分布叠加组成。脉冲压缩后的回波信号已经实现了距离向高分辨,在超分辨过程中通过逐距离单元对方位向回波信号进行处理来提高分辨率。异常值不管出现在某些角度上或随机出现在整个回波信号中,在固定距离单元上异常值的形式是相同的。因此本文引入学生 $t$ 分布来模拟成像噪声的统计特征。为了简化学生 $t$ 分布,成像噪声服从

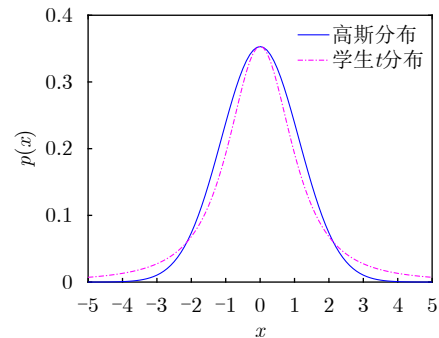


图2 高斯分布和学生 $t$ 分布的比较

Fig. 2 Comparison of Gaussian distribution and student- $t$  distribution

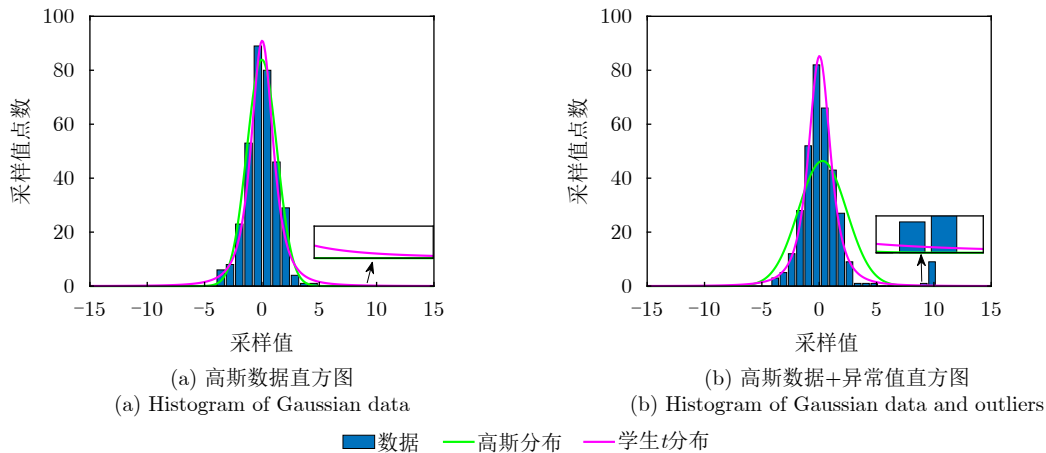


图3 直方图拟合曲线

Fig. 3 Fitting curve of histogram distribution

$$p(\mathbf{n}|\eta, \Sigma) = \mathcal{N}(\mathbf{n}|\mathbf{0}, (\eta\Sigma)^{-1}) \quad (12)$$

在式(12)中, 假设成像噪声的均值为零。回波信号  $\mathbf{s}$  服从

$$p(\mathbf{s}|\mathbf{x}, \eta, \Sigma) = \mathcal{N}(\mathbf{s}|\mathbf{H}\mathbf{x}, (\eta\Sigma)^{-1}) \quad (13)$$

参数  $\eta$  服从 Gamma 分布

$$p(\eta) = \mathcal{G}(\eta|a_\eta, b_\eta) \quad (14)$$

其中,  $a_\eta$  和  $b_\eta$  为超参数, 共同控制  $\eta$  的分布。

同时, 参数矩阵  $\Sigma$  服从

$$p(\Sigma|\nu) = \prod_{m=1}^M \mathcal{G}\left(\varepsilon_m \left| \frac{\nu}{2}, \frac{\nu}{2} \right.\right) \quad (15)$$

自由度  $\nu$  服从 Gamma 分布

$$p(\nu) = \mathcal{G}(\nu|a_\nu, b_\nu) \quad (16)$$

其中, 超参数  $a_\nu$  和  $b_\nu$  共同控制  $\nu$  的分布。

前视成像中感兴趣目标相对于成像场景是稀疏的, 因此本文引入拉普拉斯分层先验分布模拟目标的稀疏特征

$$p(\mathbf{x}|\boldsymbol{\lambda}) = \prod_{m=1}^M \frac{\lambda_m}{2} \exp(-\lambda_m |x_m|) \quad (17)$$

然后,  $\boldsymbol{\lambda} = [\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_M]^T$  服从

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\lambda}) &= \prod_{m=1}^M p(\lambda_m) \\ &= \prod_{m=1}^M \mathcal{G}(\lambda_m|a_\lambda, b_\lambda) \end{aligned} \quad (18)$$

其中, 超参数  $a_\lambda$  和  $b_\lambda$  共同控制  $\boldsymbol{\lambda}$  的分布。

上述成像参数的概率模型如图4所示, 图中每个结点表示一个变量, 链接表示变量之间存在概率关系, 箭头表示生成方向, 如图中噪声  $\mathbf{n}$  和目标  $\mathbf{x}$  共同作用于回波信号  $\mathbf{s}$ 。

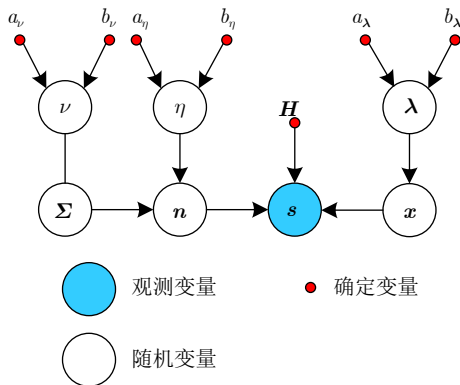


图4 概率图模型

Fig. 4 Probabilistic graphical model

### 3.2 参数估计

3.1节给出了数据异常情况时机载前视成像中噪声和目标的概率模型, 本节引入期望最大化方法对成像参数进行估计。期望最大化方法主要分为两步, E步骤和M步骤。E步骤的主要任务是确定目标散射系数  $\mathbf{x}$  的  $Q$  函数。M步骤是通过最大化  $Q$  函数来估计目标散射系数  $\mathbf{x}$ 。

E步骤: 定义  $Q$  函数

$$\begin{aligned} Q(\boldsymbol{\zeta}; \boldsymbol{\zeta}^{(q)}) &= E_{\phi|\mathbf{s}, \boldsymbol{\zeta}^{(q)}} [\ln p(\mathbf{s}, \boldsymbol{\zeta}, \phi)] \\ &= E_{\eta, \boldsymbol{\lambda}, \nu|\mathbf{s}, \mathbf{x}^{(q)}, \boldsymbol{\Sigma}^{(q)}} [\ln p(\mathbf{x}, \eta, \boldsymbol{\Sigma}, \boldsymbol{\lambda}, \nu, \mathbf{s})] \end{aligned} \quad (19)$$

其中,  $\phi$  表示隐藏变量,  $\phi = \{\eta, \boldsymbol{\lambda}, \nu\}$ 。  $\boldsymbol{\zeta}$  表示模型参数,  $\boldsymbol{\zeta} = \{\mathbf{x}, \boldsymbol{\Sigma}\}$ 。  $E_{\phi|\mathbf{s}, \boldsymbol{\zeta}^{(q)}} [\cdot]$  表示关于  $p(\phi|\mathbf{s}, \boldsymbol{\zeta}^{(q)})$  的期望。  $\boldsymbol{\zeta}^{(q)}$  表示第  $q$  次迭代中模型参数的值。

M步骤: 通过最大化E步骤中  $Q$  函数获得模型参数  $\boldsymbol{\zeta}$

$$\boldsymbol{\zeta}^{(q+1)} = \arg \max_{\boldsymbol{\zeta}} [Q(\boldsymbol{\zeta}; \boldsymbol{\zeta}^{(q)})] \quad (20)$$

通过E步骤, 可以得到  $\nu$  的期望为

$$\langle \nu \rangle = \frac{2a_\nu + M}{2b_\nu - \sum_{m=1}^M (\ln \varepsilon_m - \varepsilon_m) - M} \quad (21)$$

$\eta$  的期望为

$$\langle \eta \rangle = \frac{M + 2a_\eta}{(\mathbf{s} - \mathbf{H}\mathbf{x})^T \boldsymbol{\Sigma} (\mathbf{s} - \mathbf{H}\mathbf{x}) + 2b_\eta} \quad (22)$$

$\lambda_m$  的期望为

$$\langle \lambda_m \rangle = \frac{a_\lambda + 1}{|x_m| + b_\lambda} \quad (23)$$

将式(21)、式(22)和式(23)代入式(19),  $Q$  函数可写为

$$\begin{aligned} Q(\boldsymbol{\zeta}; \boldsymbol{\zeta}^{(q)}) &= E_{\phi|\mathbf{s}, \boldsymbol{\zeta}^{(q)}} [\ln p(\mathbf{s}, \boldsymbol{\zeta}, \phi)] \\ &= \frac{1}{2} \ln \boldsymbol{\Sigma} - \frac{\langle \eta \rangle}{2} (\mathbf{s} - \mathbf{H}\mathbf{x})^T \boldsymbol{\Sigma} (\mathbf{s} - \mathbf{H}\mathbf{x}) \\ &\quad + \left( \frac{\langle \nu \rangle}{2} - 1 \right) \ln \boldsymbol{\Sigma} - \frac{\langle \nu \rangle}{2} \boldsymbol{\Sigma} \\ &\quad - \|\boldsymbol{\Lambda}\mathbf{x}\|_1 + \text{const} \end{aligned} \quad (24)$$

其中,  $\boldsymbol{\Lambda} = \text{diag}\{\langle \lambda_1 \rangle, \langle \lambda_2 \rangle, \dots, \langle \lambda_M \rangle\}$ 。

在M步骤中, 通过求解  $\nabla_{\boldsymbol{\zeta}} Q(\boldsymbol{\zeta}; \boldsymbol{\zeta}^{(q)}) = 0$  找到最优模型参数  $\boldsymbol{\zeta}$ , 可以得到

$$\varepsilon_m = \frac{1 + \langle \nu \rangle}{\langle \eta \rangle (s_m - \mathbf{H}_m \mathbf{x})^2 + \langle \nu \rangle} \quad (25)$$

$$\mathbf{x} = \langle \eta \rangle (\langle \eta \rangle \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{H} + \mathbf{W})^{-1} \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{s} \quad (26)$$

其中,  $\mathbf{H}_m$  为天线方向图矩阵的第  $m$  行,  $\mathbf{W} =$

$\text{diag} \left\{ \langle \lambda_1 \rangle (|x_1|^2 + \delta)^{-\frac{1}{2}}, \langle \lambda_2 \rangle (|x_2|^2 + \delta)^{-\frac{1}{2}}, \dots, \langle \lambda_M \rangle (|x_M|^2 + \delta)^{-\frac{1}{2}} \right\}$ ,  $\delta$  为避免  $L_1$  范数不可微引入的辅助参数。

### 3.3 快速参数估计

在目标散射系数  $\mathbf{x}$  的估计过程中, 需要计算矩阵  $(\langle \eta \rangle \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{H} + \mathbf{W})$  的逆, 其计算复杂度为  $\mathcal{O}(M^3)$ , 本节引入辅助矩阵并通过矩阵变换对目标散射估计公式进行重写, 降低了估计过程的计算复杂度。

方向图矩阵  $\mathbf{H}$  可以通过奇异值分解写为

$$\mathbf{H} = \mathbf{U} \mathbf{A} \mathbf{V}^T \quad (27)$$

其中,  $\mathbf{U} = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_M]$ ,  $\mathbf{V} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_M]$  为酉矩阵,  $\mathbf{A} = \text{diag} \{ \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_M \}$  为  $\mathbf{H}$  的奇异值矩阵。

在TSVD方法中, 目标散射系数  $\mathbf{x}$  的估计方式为

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \langle \eta \rangle [\langle \eta \rangle \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{H} + \mathbf{W}]^{-1} \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{s} \\ &= \left( \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{H} + \mathbf{W} \langle \eta \rangle^{-1} \right)^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{s} \\ &= \left( \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{H} + \mathbf{W} \langle \eta \rangle^{-1} \right)^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \left( \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{H} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{I} \right) \\ &\quad \times \left( \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{H} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{I} \right)^{-1} \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{s} \\ &= \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \left( \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{H} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{I} \right)^{-1} \boldsymbol{\Sigma}^{\frac{1}{2}} \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{s} \\ &= \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r \left( \mathbf{V}_r^T \mathbf{H} \mathbf{W}^{-1} \mathbf{H}^T \mathbf{V}_r + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}_r \right)^{-1} \mathbf{V}_r^T \mathbf{s} \\ &= \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T \left( \tilde{\mathbf{H}} \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}_r \right)^{-1} \tilde{\mathbf{s}} \end{aligned} \quad (31)$$

其中

$$\tilde{\mathbf{H}} = \mathbf{V}_r^T \mathbf{H} \quad (32)$$

$$\tilde{\mathbf{s}} = \mathbf{V}_r^T \mathbf{s} \quad (33)$$

在原始基于学生  $t$  分布的方法中需要计算式(26)矩阵  $(\langle \eta \rangle \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{H} + \mathbf{W})$  的逆, 矩阵的尺寸为  $M \times M$ , 其计算复杂度为  $\mathcal{O}(M^3)$ 。在经过引入截断酉矩阵并通过矩阵变换后, 式(31)中矩阵  $(\tilde{\mathbf{H}} \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}_r)$  的尺寸为  $r \times r$ , 计算矩阵逆的计算复杂度变为  $\mathcal{O}(r^3)$ 。

截断参数  $r$  的选择可以参考TSVD方法的思想。按照表1的雷达系统参数, 图5给出了方向图矩阵(尺寸  $400 \times 400$ )的奇异值曲线, 从图中可以看出大奇异值数量为40左右。因为大的奇异值包含了更多的信息, 因此本论文中在选择截断参数  $r$  时, 可以根据奇异值曲线选择拐角处的截断参数, 在尽可能保留大奇异值的同时, 平衡加速方法的时间性能。

最后, 所提方法的成像参数可以通过式(34)得到

$$\begin{aligned} \mathbf{x} &= \mathbf{H}_r^{-1} \mathbf{s} \\ &= \mathbf{V}_r \mathbf{A}_r^{-1} \mathbf{U}_r^T \mathbf{s} \\ &= \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{x} + \sum_{i=1}^r \mathbf{v}_i \alpha_i^{-1} \mathbf{u}_i^H \mathbf{n} \end{aligned} \quad (28)$$

其中,  $\mathbf{H}_r = \mathbf{U}_r \mathbf{A}_r \mathbf{V}_r^T$  是截断的方向图矩阵,  $r$  为截断参数。  $\mathbf{U}_r = [\mathbf{u}_1, \mathbf{u}_2, \dots, \mathbf{u}_r]$ ,  $\mathbf{V}_r = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_r]$  为截断的酉矩阵。  $\mathbf{A}_r = \text{diag} \{ \alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_r \}$  为截断的奇异值矩阵。

不考虑噪声的情况下, 式(28)可以写为

$$\mathbf{x} = \mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \mathbf{x} \quad (29)$$

从式(29)近似得到

$$\mathbf{V}_r \mathbf{V}_r^T \approx \mathbf{I} \quad (30)$$

利用式(30)的性质, 可以将式(26)重写为

表1 仿真系统参数

Tab. 1 System parameters of simulation

参数	数值	参数	数值
扫描速度( $^\circ/\text{s}$ )	50	载波频率(GHz)	9.5
扫描范围( $^\circ$ )	$\pm 10$	信号带宽(MHz)	40
脉冲重复频率(Hz)	1000	平台速度(m/s)	30
主瓣波束宽度( $^\circ$ )	3		

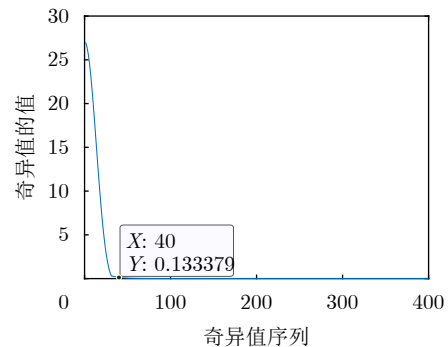


图5 奇异值曲线

Fig. 5 Singular value curve

$$\begin{aligned}
\langle \eta \rangle &= \frac{M + 2a_\eta}{(\mathbf{s} - \mathbf{H}\mathbf{x})^T \boldsymbol{\Sigma} (\mathbf{s} - \mathbf{H}\mathbf{x}) + 2b_\eta} \\
\langle \lambda_m \rangle &= \frac{a_\lambda + 1}{|x_m| + b_\lambda} \\
\langle \nu \rangle &= \frac{2a_\nu + M}{2b_\nu - \sum_{m=1}^M (\ln \varepsilon_m - \varepsilon_m) - M} \\
\varepsilon_m &= \frac{1 + \langle \nu \rangle}{\langle \eta \rangle (s_m - \mathbf{H}_m \mathbf{x})^2 + \langle \nu \rangle} \\
\mathbf{x} &= \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T \left( \tilde{\mathbf{H}} \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}_r \right)^{-1} \tilde{\mathbf{s}} \quad (34)
\end{aligned}$$

在初始化参数中, 本文将待估参数初始化为  $x_m = \mathbf{H}_m^T \mathbf{s} / (\mathbf{H}_m^T \mathbf{H}_m)$ ,  $\boldsymbol{\Sigma}$  设置为单位矩阵。超参数如  $a_\eta$ ,  $b_\eta$ ,  $a_\lambda$ ,  $b_\lambda$ ,  $a_\nu$ ,  $b_\nu$  设置为较小的值, 如  $10^{-4}$ 。手动选择合适的截断参数  $r$ , 在保留大奇异值的同时兼顾算法的加速性能。

### 3.4 计算复杂度分析

本节对基于学生  $t$  分布的方法和其加速方法的计算复杂度进行了分析。假设固定距离单元上回波信号  $\mathbf{s}$  的尺寸为  $M \times 1$ , 迭代次数为  $q$ 。在分析中, 因为基于学生  $t$  分布的方法和加速方法中均对  $\eta$ ,  $\lambda$ ,  $\nu$ ,  $\boldsymbol{\Sigma}$  进行了估计, 因此本文忽略了这些参数的计算复杂度, 仅考虑计算目标散射系数的计算复杂度。

在基于学生  $t$  分布的方法中, 计算矩阵  $\mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{H}$  的复杂度为  $\mathcal{O}(qM^3)$ 。计算矩阵  $(\langle \eta \rangle \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{H} + \mathbf{W})$  逆的复杂度为  $\mathcal{O}(qM^3)$ 。计算  $\langle \eta \rangle (\langle \eta \rangle \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{H} + \mathbf{W})^{-1} \mathbf{H}^T \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{s}$  的复杂度为  $\mathcal{O}(qM^3)$ 。因此总的计算复杂度为  $\mathcal{O}(3qM^3)$ 。

在其加速方法中, 需要对方向图矩阵  $\mathbf{H}$  进行奇异值分解, 其计算复杂度为  $\mathcal{O}(M^3)$ 。计算  $\tilde{\mathbf{H}}$  的复杂度为  $\mathcal{O}(rM^2)$ , 计算  $\tilde{\mathbf{s}}$  的复杂度为  $\mathcal{O}(rM)$ , 计算矩阵  $\tilde{\mathbf{H}} \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T$  的复杂度为  $\mathcal{O}(qMr^2)$ , 计算  $\mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}_r$  的复杂度为  $\mathcal{O}(qMr^2)$ 。计算矩阵  $(\tilde{\mathbf{H}} \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}_r)$  逆的复杂度为  $\mathcal{O}(qr^3)$ 。计算  $\mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T \cdot (\tilde{\mathbf{H}} \mathbf{W}^{-1} \tilde{\mathbf{H}}^T + \langle \eta \rangle^{-1} \mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}_r)^{-1} \tilde{\mathbf{s}}$  的复杂度为  $\mathcal{O}(qMr^2)$ 。加速方法总的计算复杂度为  $\mathcal{O}(3qMr^2 + qr^3 + M^3 + rM^2 + rM)$ 。

加速方法相比于未加速方法需要进行奇异值分解以及其他附加运算, 如计算  $\mathbf{V}_r^T \boldsymbol{\Sigma}^{-1} \mathbf{V}_r$ ,  $\tilde{\mathbf{H}}$ ,  $\tilde{\mathbf{s}}$ 。当截断参数与回波信号长度接近时, 加速方法的计算复杂度会比未加速方法的计算复杂度高。根据前面截断参数的选择,  $r \ll M$ , 因此加速方法的计算复杂度低于基于学生  $t$  分布的计算复杂度。

## 4 仿真结果

本节将采用仿真数据和半实测数据验证所提方法的有效性。本文将所提加速的基于学生  $t$  分布方法与Tikhonov正则化(Tikhonov regularization, REGU)方法, LRIAA方法, 基于学生  $t$  分布的方法进行了比较。为方便起见, 将基于学生  $t$  分布的方法简称为MBSD (Method Based on Student- $t$  Distribution), 加速的基于学生  $t$  分布的方法简称为AMBSD (Accelerated Method Based on Student- $t$  Distribution)。在仿真中, 假设信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)为信号与高斯白噪声的比值。仿真中的异常值为生成回波信号后随机加入。

### 4.1 点目标仿真

图6(a)为原始点目标场景, 其中两个目标分别位于  $-0.5^\circ$  和  $0.5^\circ$ , 雷达仿真系统参数如表1所示。

图6(b)为信噪比为15 dB的雷达回波信号, 回波信号的尺寸为  $400 \times 1$ 。在回波信号中, 我们加入了5个幅值随机的异常值。从图中可以看出, 经过雷达波束的调制, 两个目标被混合在一起无法分辨, 并且有异常值融合在了两个目标之间。图6(c)—图6(f)分别为不同方法的处理结果。在图6(c)中, REGU方法可以将两个目标大致区分开, 但两目标之间的谷值还是较高。而且受异常值影响, 很难判断目标的真实位置。图6中LRIAA方法可以很好地区分目标, 但是没有考虑异常值对前视成像的影响, 一部分的异常值被重构为虚假目标。图6(e)和图6(f)分别为MBSD方法以及AMBSD方法的处理结果, 其中截断参数设为50。从图中可以看出, MBSD方法和AMBSD方法均可以将两相邻目标进行区分并且可以抑制回波中的异常值。

### 4.2 MSE和计算时间对比

为了评估所提方法的优越性, 本文引入均方差(Mean Square Error, MSE)来定量地观察不同方法的性能。MSE可以通过式(35)得到

$$\text{MSE} = \frac{1}{M_c} \left( \frac{1}{M} \|\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}}\|_2^2 \right) \quad (35)$$

其中,  $\mathbf{x}$  是真实的目标值,  $\hat{\mathbf{x}}$  是  $\mathbf{x}$  的估计值,  $M_c$  是蒙特卡罗实验的次数。仿真分别在信噪比为30 dB, 25 dB, 20 dB, 15 dB和10 dB的环境下进行500次蒙特卡罗实验。MSE曲线如图7所示, 可以观察到随着信噪比的提升, 不同方法的性能均得到提升。相对于其他方法, MBSD方法和AMBSD方法可以获得更好的MSE结果。

然后我们对不同方法的计算时间进行了对比。仿真时的CPU为 Intel Core i5-12500H 3.10 GHz, RAM为16 GB。仿真软件为MATLAB 2021a。计算时间对比结果如图8所示。从图中可以看出REGU方法的计算时间相对于其他方法更低,但其角度分辨率较低。LRIAA方法的运行时间低于MBSD方法,但其MSE结果不如MBSD方法。反观AMBSD方法( $r = 50$ )在重构目标准确性和运算时间上都拥有一个良好的性能。

### 4.3 截断参数对性能的影响

基于点目标仿真,本节仿真了20 dB信噪比时

不同截断参数情况下MSE和计算时间。截断参数对MSE影响的仿真结果如图9所示。从图中可以看出,随着截断参数 $r$ 取值的逐渐增大,AMBSD方法的MSE逐渐下降并趋于MBSD方法的MSE。并且可以看出MSE曲线的趋势与图5中奇异值曲线的趋势类似,说明大奇异值保留了大部分的原始信息,对目标参数的重构误差影响较大。截断参数对计算时间的影响情况如图10所示。从图中可以看出当截断参数较大时,因为存在附加运算,因此加速方法的运行时间比未加速方法的运行时间长。当截断参数较小时,AMBSD方法的计算时间比MBSD方法的计算时间更短,并且截断参数与方位向回波尺寸

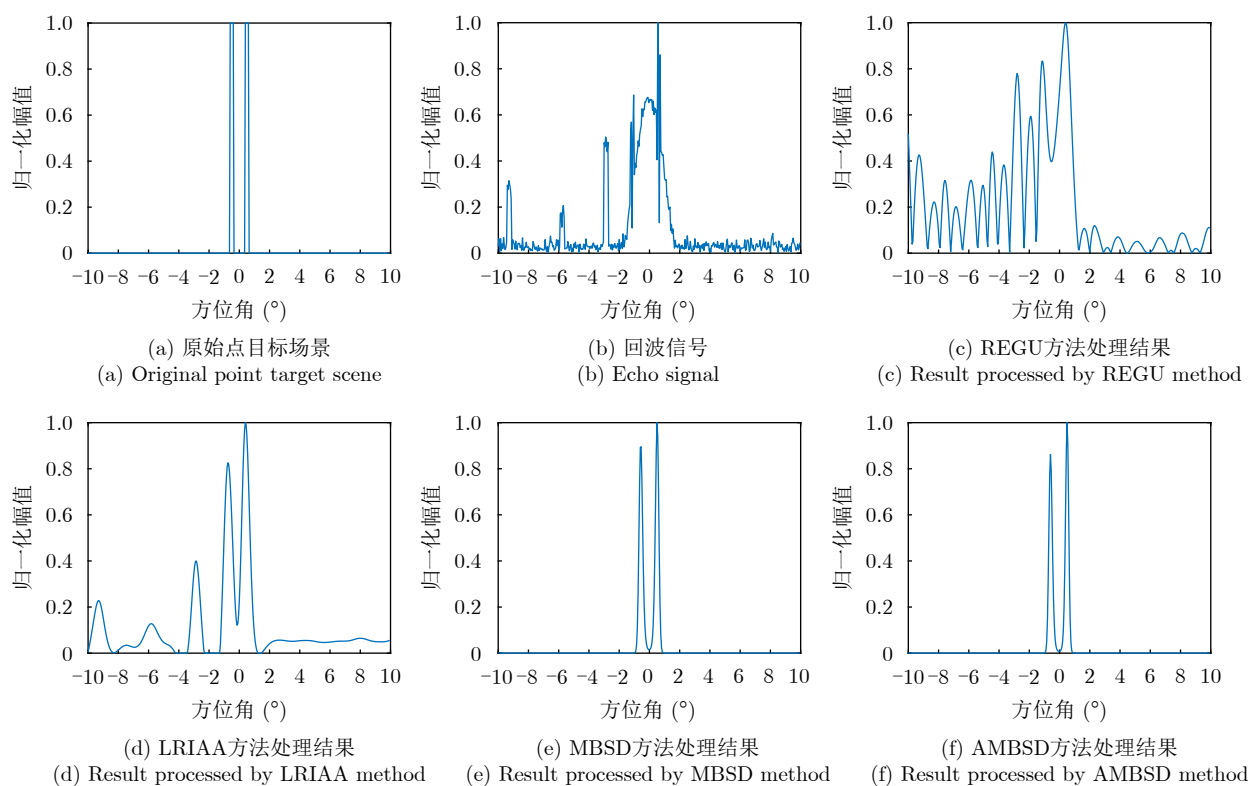


图6 点目标仿真结果

Fig. 6 Point target simulation results

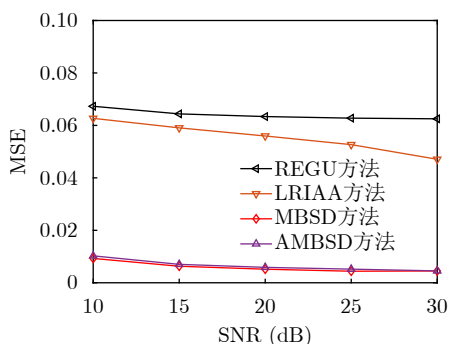


图7 不同信噪比情况下的MSE曲线

Fig. 7 MSE curves under different SNRs

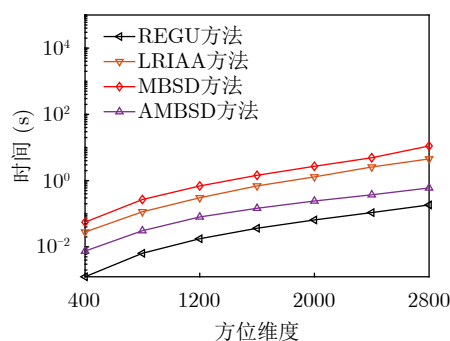


图8 不同方位维度情况下的运行时间曲线

Fig. 8 Time curves under different azimuth dimensions

的比值越小，AMBSD方法相比于MBSD方法的加速效果更加明显。

#### 4.4 面目标仿真结果

本节我们通过面目标仿真验证所提方法的有效性。图11为原始目标场景，尺寸为300×400(距离向×方位向)，图中8个合成目标分别分布于不同位置。AMBSD方法的截断参数设为50。表2给出了面目标仿真的雷达系统参数。受到电磁干扰或雷达设备性能影响，异常值可能会出现在回波中的某个方位角上或者随机出现在整个回波上，因此我们将面目标仿真分为两部分。

(1) 受电磁干扰时前视成像：图12(a)为雷达回波信号，此时的信噪比为10 dB，有8个随机幅值的异常值随机分布在某些方位角上。从回波信号中可以看出目标被混合在一起，无法分辨。图12(b)为LRIAA方法的处理结果，因为没有考虑异常值，LRIAA方法受到异常值的影响，2500 m附近的重构目标被干扰严重。在图12(c)和图12(d)中，MBSD方法和AMBSD方法可以很好地抑制异常值并且区分目标。为了更好地量化重构结果，表3给出了MSE结果对比和运行时间对比。从表中可以看出，

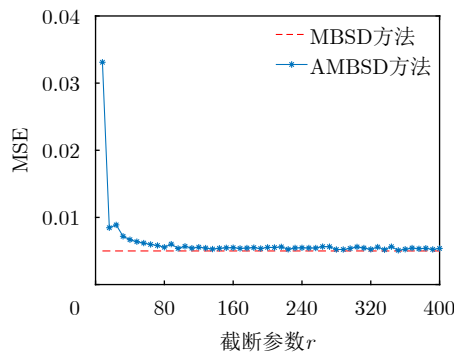


图9 截断参数对MSE影响

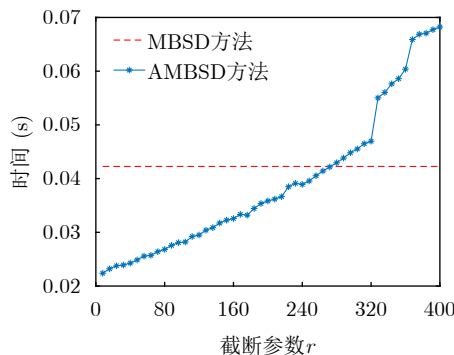


图10 截断参数对运行时间影响

Fig. 10 Influence of truncated parameter on running time

所提AMBSD方法可以用更短的运行时间获得更好的重构结果。

(2) 设备性能异常时前视成像：从表4的运行时间可以看出，所提AMBSD方法具有更快的运行时间。图13(a)为雷达回波信号，此时的信噪比为10 dB，异常值被随机地添加到回波信号中。图13(b)为LRIAA方法处理结果，图中目标可以被分开，但是异常值依旧零散地分布于整个重构场景中。相比于LRIAA方法的处理结果，MBSD方法和AMBSD方法获得了更好的重构结果。

#### 4.5 半实测数据处理结果

前面的仿真实验证明了所提AMBSD方法可以用更快的速度抑制回波信号中的异常值，提高前视成像的角度分辨率。本节采用半实测数据进一步验证所提方法的性能。图14(a)为机载雷达实测回波信号，其中红色矩形框内存在两个混合在一起的目标，回波信号尺寸为513×208(距离向×方位向)。AMBSD方法的截断参数设为50。图14(b)和图14(c)为MBSD方法和AMBSD方法的处理结果。从处理结果中可以看出，各方法可以对红色矩形框中的目标进行分辨，提高前视成像的角度分辨率，证明了MBSD方法和AMBSD方法对实测数据的有效性。

(1) 受电磁干扰时前视成像：图15(a)为半实测回波信号，我们将异常值随机添加到不同的方位角上。图15(b)—图15(d)为不同方法的处理结果。从

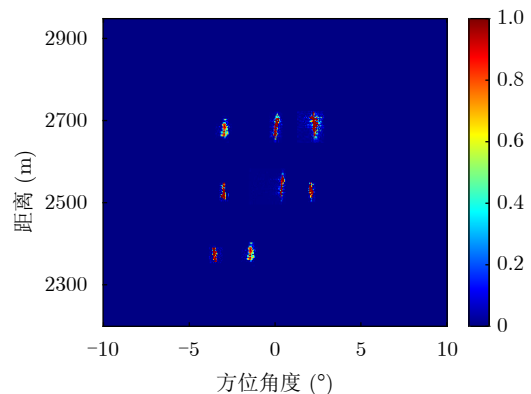


图11 原始目标场景

Fig. 11 Original target scene

表2 面目标仿真系统参数

Tab. 2 System parameters of area target simulation

参数	数值	参数	数值
扫描速度(°/s)	50	载波频率(GHz)	9.5
扫描范围(°)	±10	信号带宽(MHz)	40
脉冲重复频率(Hz)	1000	平台速度(m/s)	30
主瓣波束宽度(°)	5		

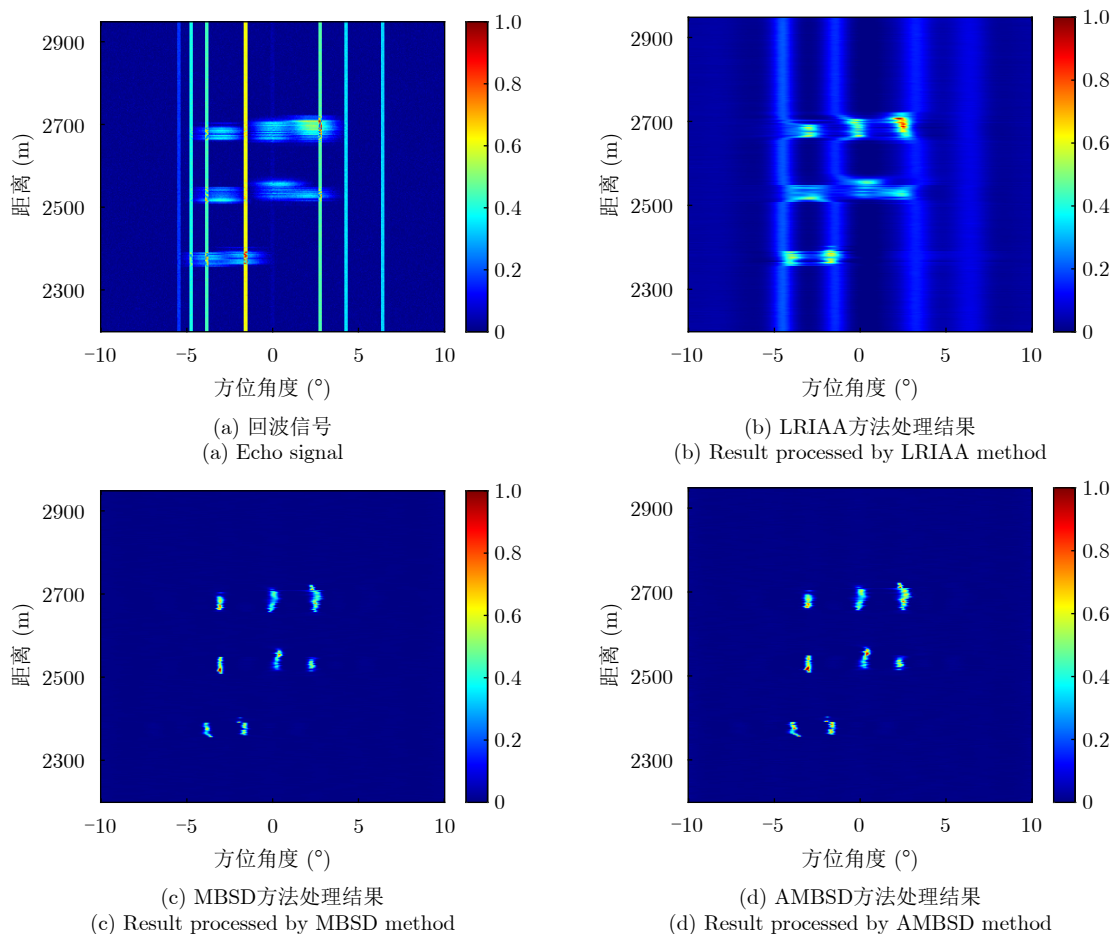


图 12 受电磁干扰时面目标仿真结果

Fig. 12 Area target simulation results with electromagnetic interference

表 3 受电磁干扰时面目标仿真的MSE和运行时间

Tab. 3 MSE and running time of area target simulation with electromagnetic interference

方法	MSE	运行时间(s)
LRCAA方法	$6.15 \times 10^{-3}$	4.90
MBSD方法	$0.65 \times 10^{-3}$	23.14
AMBSD方法	$0.70 \times 10^{-3}$	3.82

表 4 设备性能异常时面目标仿真的MSE和运行时间

Tab. 4 MSE and running time of area target simulation with abnormal equipment performance

方法	MSE	运行时间(s)
LRCAA方法	$1.09 \times 10^{-3}$	4.80
MBSD方法	$0.80 \times 10^{-3}$	23.03
AMBSD方法	$0.81 \times 10^{-3}$	3.90

图15(b)中可以看出, LRCAA方法对异常值的抑制能力较差, 并且红色矩形框中的目标没有被区分开。相比于LRCAA方法, MBSD方法和AMBSD方法均可以抑制异常值, 并且红色矩形框中的目标也可以被区分出来。表5给出了不同方法的运行时间对比, 可以看出AMBSD方法具有更短的运行时间。

(2) 设备性能异常时前视成像: 图16(a)为回波信号, 此时异常值随机分布于回波信号中。图16(b)—图16(d)为不同方法的处理结果。从图16(c)和图16(d)中可以看出MBSD方法和AMBSD方法可以抑制异常值并且区分红色矩形框中的目标。并且表5说明

AMBSD方法可以用更短的运行时间获得与MBSD方法近似的分辨性能。相比于表3和表4中AMBSD方法与MBSD方法的加速比值, 因为在半实测仿真中截断参数与方位向尺寸的比值增大, 因此表5中的加速比值更小。

## 5 结语

本文提出了一种机载雷达超分辨方法实现回波数据异常时快速前视成像。该方法通过利用学生t分布对异常值的鲁棒性, 使噪声模型对存在异常值时的回波信号更加灵活。为了更好地重构目标, 引入拉普拉斯分层先验来模拟目标的稀疏特征。然

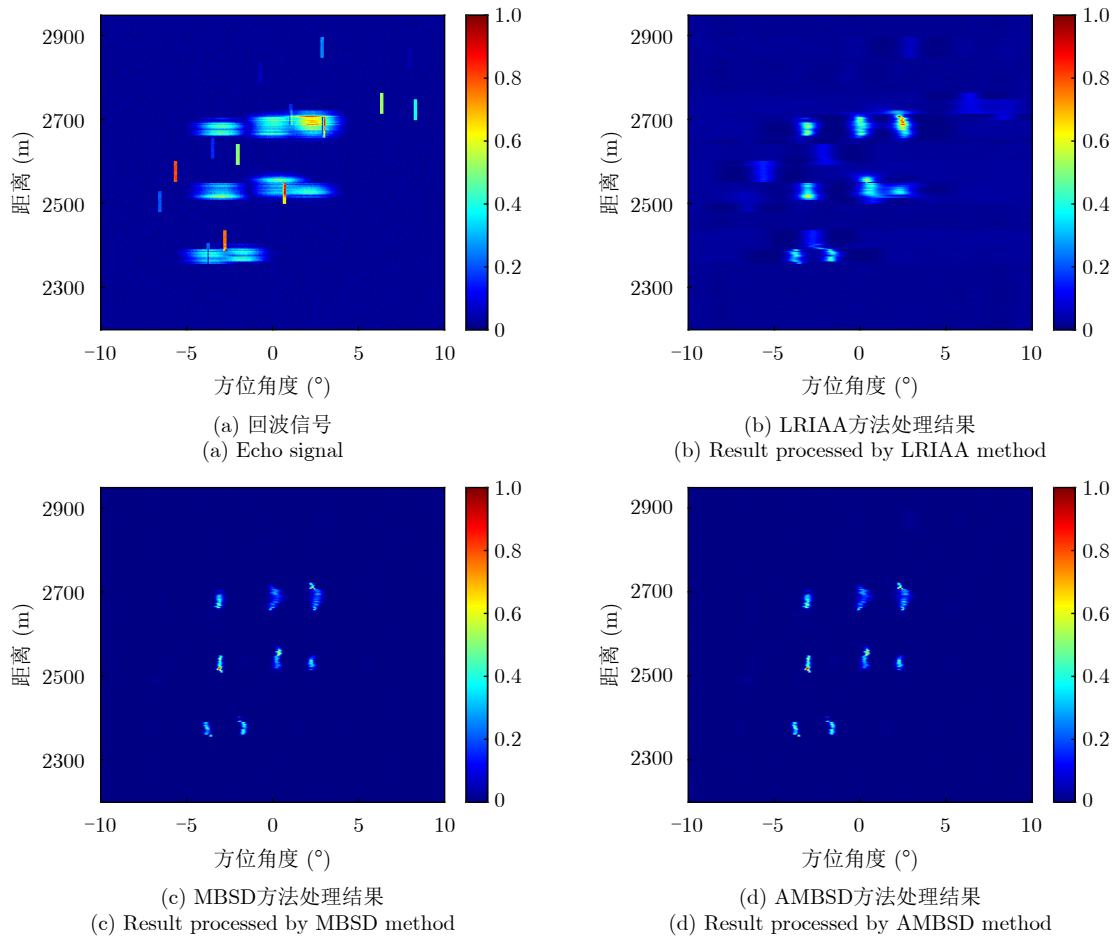


图 13 设备性能异常时面目标仿真结果

Fig. 13 Area target simulation results with abnormal equipment performance

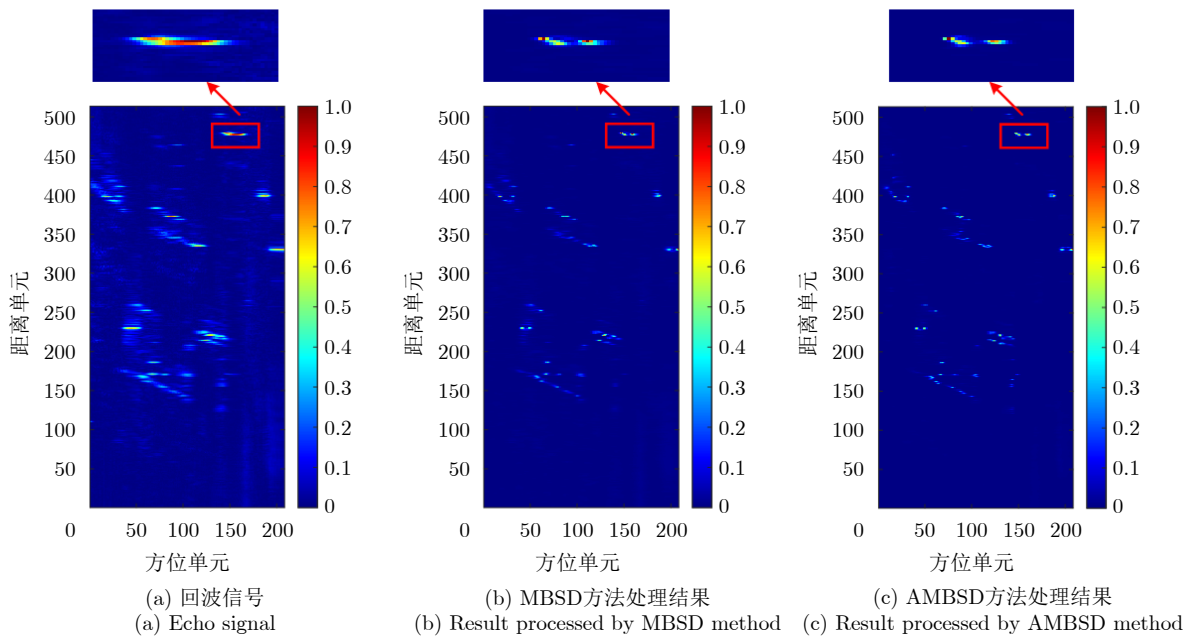


图 14 实测数据结果

Fig. 14 Processed results of real data

后基于期望最大化方法对成像参数进行估计。为了降低参数估计过程的运算量，本文将截断后的酉矩

阵引入到目标散射系数的估计公式中，并通过矩阵变换的方法将原方法中需要对  $M \times M$  维矩阵求逆

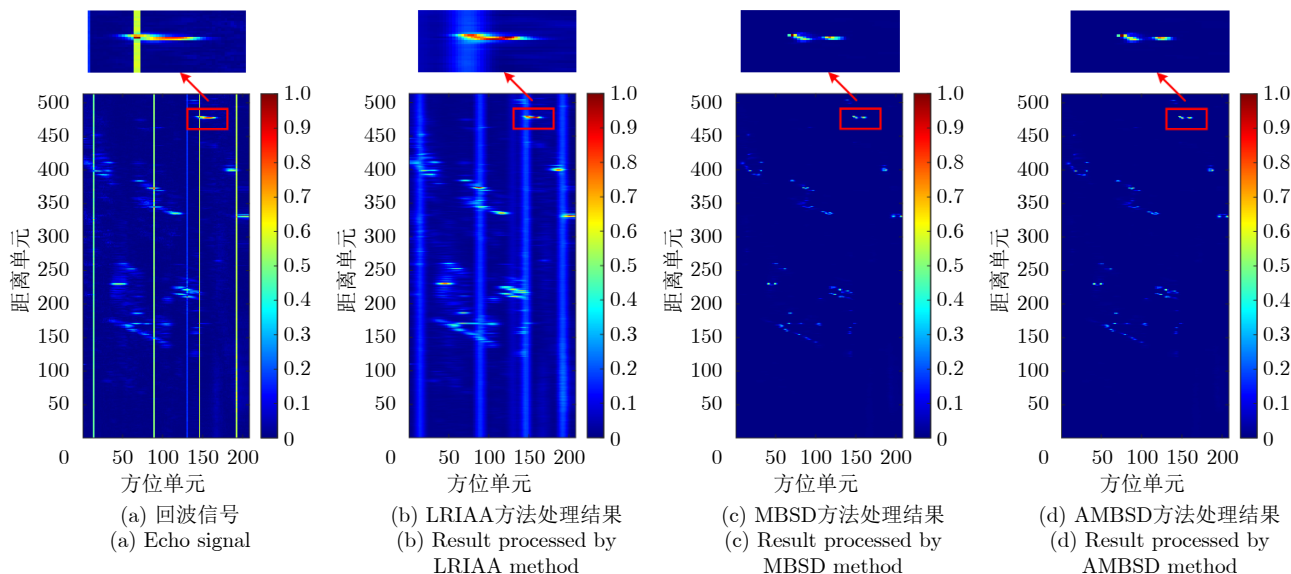


图 15 受电磁干扰时半实测数据仿真结果

Fig. 15 Processed results of semi-real data with electromagnetic interference

表 5 半实测数据运行时间(s)  
Tab. 5 Running time of semi-real data (s)

方法	受电磁干扰时运行时间	设备性能异常时运行时间
LRIAA方法	1.98	1.89
MBSB方法	4.57	4.58
AMBSB方法	1.18	1.19

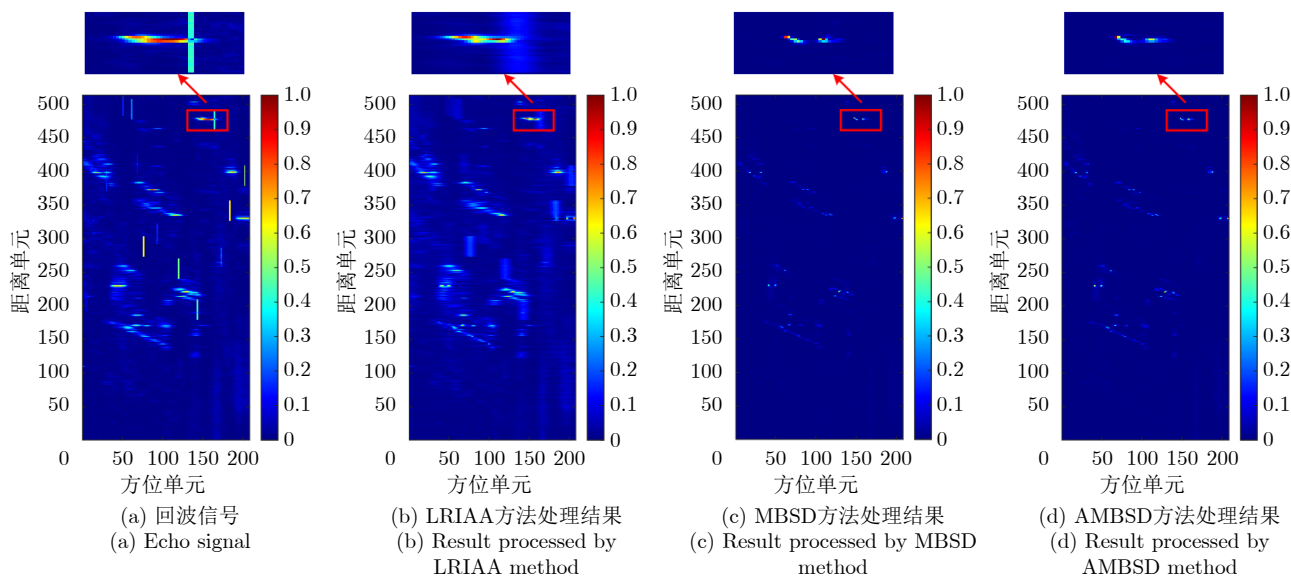


图 16 设备性能异常时半实测数据仿真结果

Fig. 16 Processed results of semi-real data with abnormal equipment performance

转变为对  $r \times r$  维矩阵求逆。从仿真数据和半实测数据中可以看出, 本文所提出的快速方法可以用更短的时间实现在回波数据异常情况下的前视超分辨成像。

**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] STIMSON G W. Introduction to Airborne Radar[M]. 2nd ed. Mendham: SciTech Pub, 1998, 37–38.
- [2] 李亚超, 王家东, 张廷豪, 等. 弹载雷达成像技术发展现状与趋势[J]. 雷达学报, 2022, 11(6): 943–973. doi: [10.12000/JR22119](https://doi.org/10.12000/JR22119).  
LI Yachao, WANG Jiadong, ZHANG Tinghao, *et al.* Present situation and prospect of missile-borne radar imaging technology[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(6): 943–973. doi: [10.12000/JR22119](https://doi.org/10.12000/JR22119).
- [3] 樊晨阳, 贺思三, 郭乾. 雷达前视成像技术的研究现状[J]. 光电与控制, 2021, 28(9): 59–64. doi: [10.3969/j.issn.1671-637X.2021.09.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-637X.2021.09.013).  
FAN Chenyang, HE Sisan, and GUO Qian. Research status of radar forward-looking imaging technology[J]. *Electronics Optics & Control*, 2021, 28(9): 59–64. doi: [10.3969/j.issn.1671-637X.2021.09.013](https://doi.org/10.3969/j.issn.1671-637X.2021.09.013).
- [4] MEI Haiwen, LI Yachao, XING Mengdao, *et al.* A frequency-domain imaging algorithm for translational variant bistatic forward-looking SAR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(3): 1502–1515. doi: [10.1109/TGRS.2019.2943743](https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2943743).
- [5] LU Jingyue, ZHANG Lei, WEI Shaopeng, *et al.* Resolution enhancement for forwarding looking multi-channel SAR imagery with exploiting space-time sparsity[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 1–17. doi: [10.1109/TGRS.2022.3232392](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3232392).
- [6] 李悦丽, 马萌恩, 赵崇辉, 等. 基于单脉冲雷达和差通道多普勒估计的前视成像[J]. 雷达学报, 2021, 10(1): 131–142. doi: [10.12000/JR20111](https://doi.org/10.12000/JR20111).  
LI Yueli, MA Meng'en, ZHAO Chonghui, *et al.* Forward-looking imaging via Doppler estimates of sum-difference measurements in scanning monopulse radar[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(1): 131–142. doi: [10.12000/JR20111](https://doi.org/10.12000/JR20111).
- [7] 毛德庆. 机载雷达扫描波束超分辨成像方法研究[D]. [博士学位论文], 电子科技大学, 2022. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2022.004148](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2022.004148).  
MAO Deqing. Research on scanning beam super-resolution imaging methods for airborne radar[D]. [Ph. D. dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2022. doi: [10.27005/d.cnki.gdzku.2022.004148](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2022.004148).
- [8] LI Weixin, LI Ming, ZUO Lei, *et al.* A computationally efficient airborne forward-looking super-resolution imaging method based on sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5102613. doi: [10.1109/TGRS.2023.3260094](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3260094).
- [9] 唐军奎, 刘峥, 冉磊, 等. 基于稀疏和低秩先验的雷达前视超分辨成像方法[J]. 雷达学报, 2023, 12(2): 332–342. doi: [10.12000/JR22199](https://doi.org/10.12000/JR22199).  
TANG Junkui, LIU Zheng, RAN Lei, *et al.* Radar forward-looking super-resolution imaging method based on sparse and low-rank priors[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(2): 332–342. doi: [10.12000/JR22199](https://doi.org/10.12000/JR22199).
- [10] 张启平. 雷达实孔径超分辨成像中的正则化方法研究[D]. [博士学位论文], 电子科技大学, 2021. doi:[10.27005/d.cnki.gdzku.2021.005078](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2021.005078).  
ZHANG Qiping. Research on regularization method in radar real-aperture super-resolution imaging[D]. [Ph. D. dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2021. doi:[10.27005/d.cnki.gdzku.2021.005078](https://doi.org/10.27005/d.cnki.gdzku.2021.005078).
- [11] SHEA J D, VAN VEEN B D, and HAGNESS S C. A TSVD analysis of microwave inverse scattering for breast imaging[J]. *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, 2012, 59(4): 936–945. doi: [10.1109/TBME.2011.2176727](https://doi.org/10.1109/TBME.2011.2176727).
- [12] TANG Junkui, LIU Zheng, RAN Lei, *et al.* Enhancing forward-looking image resolution: combining low-rank and sparsity priors[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2023, 61: 5100812. doi: [10.1109/TGRS.2023.3237332](https://doi.org/10.1109/TGRS.2023.3237332).
- [13] LI Wenchao, ZHANG Wentao, ZHANG Qiping, *et al.* Simultaneous super-resolution and target detection of forward-looking scanning radar via low-rank and sparsity constrained method[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(10): 7085–7095. doi: [10.1109/TGRS.2020.2979508](https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2979508).
- [14] ZHANG Yin, TUO Xingyu, HUANG Yulin, *et al.* A TV forward-looking super-resolution imaging method based on TSVD strategy for scanning radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(7): 4517–4528. doi: [10.1109/TGRS.2019.2958085](https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2958085).
- [15] GAMBARDELLA A and MIGLIACCIO M. On the superresolution of microwave scanning radiometer measurements[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2008, 5(4): 796–800. doi: [10.1109/LGRS.2008.2006285](https://doi.org/10.1109/LGRS.2008.2006285).
- [16] ZHANG Yongchao, JAKOBSSON A, ZHANG Yin, *et al.* Wideband sparse reconstruction for scanning radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(10): 6055–6068. doi: [10.1109/tgrs.2018.2830100](https://doi.org/10.1109/tgrs.2018.2830100).
- [17] LI Yueli, LIU Jianguo, JIANG Xiaoqing, *et al.* Angular superresol for signal model in coherent scanning radars[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2019, 55(6): 3103–3116. doi: [10.1109/TAES.2019.2900133](https://doi.org/10.1109/TAES.2019.2900133).
- [18] 杨志伟, 贺顺, 廖桂生. 机载单通道雷达实波束扫描的前视探测[J]. 航空学报, 2012, 33(12): 2240–2245.  
YANG Zhiwei, HE Shun, and LIAO Guisheng. Forward-

- looking detection for airborne single-channel radar with beam scanning[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2012, 33(12): 2240–2245.
- [19] ZHANG Yongchao, ZHANG Yin, LI Wenchao, *et al.* Angular superresolution for real beam radar with iterative adaptive approach[C]. 2013 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Melbourne, Australia, 2013: 3100–3103. doi: [10.1109/IGARSS.2013.6723482](https://doi.org/10.1109/IGARSS.2013.6723482).
- [20] ZHANG Yongchao, LI Wenchao, ZHANG Yin, *et al.* A fast iterative adaptive approach for scanning radar angular superresolution[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(11): 5336–5345. doi: [10.1109/JSTARS.2015.2449090](https://doi.org/10.1109/JSTARS.2015.2449090).
- [21] ZHANG Yongchao, ZHANG Yin, HUANG Yulin, *et al.* Angular superresolution for scanning radar with improved regularized iterative adaptive approach[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(6): 846–850. doi: [10.1109/lgrs.2016.2550491](https://doi.org/10.1109/lgrs.2016.2550491).
- [22] CHEN Hongmeng, GAO Wenquan, WANG Pei, *et al.* Sparse superresolution imaging for airborne forward-looking radar with multiple frames space[C]. IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Kuala Lumpur, Malaysia, 2022: 1816–1819. doi: [10.1109/IGARSS46834.2022.9884278](https://doi.org/10.1109/IGARSS46834.2022.9884278).
- [23] ZHANG Gang, LIANG Yi, CHEN Shuxuan, *et al.* Super-resolution forward-looking imaging method for manoeuvring platform with optimised dictionary and extended sparsity adaptive matching pursuit[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2022, 16(5): 912–923. doi: [10.1049/rsn2.12229](https://doi.org/10.1049/rsn2.12229).
- [24] LIU Qingping, CHENG Yongqiang, CAO Kaicheng, *et al.* Radar forward-looking imaging for complex targets based on sparse representation with dictionary learning[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4026605. doi: [10.1109/LGRS.2022.3200393](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3200393).
- [25] CHEN Hongmeng, LI Yachao, GAO Wenquan, *et al.* Bayesian forward-looking superresolution imaging using Doppler deconvolution in expanded beam space for high-speed platform[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5105113. doi: [10.1109/TGRS.2021.3107717](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3107717).
- [26] 陈洪猛, 李明, 王泽玉, 等. 基于多帧数据联合处理的机载单通道雷达贝叶斯前视成像[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(10): 2328–2334. doi: [10.11999/JEIT150153](https://doi.org/10.11999/JEIT150153).
- CHEN Hongmeng, LI Ming, WANG Zeyu, *et al.* Bayesian forward-looking imaging for airborne single-channel radar based on combined multiple frames data[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(10): 2328–2334. doi: [10.11999/JEIT150153](https://doi.org/10.11999/JEIT150153).
- [27] ZHANG Qiping, ZHANG Yin, HUANG Yulin, *et al.* TV-sparse super-resolution method for radar forward-looking imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(9): 6534–6549. doi: [10.1109/TGRS.2020.2977719](https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.2977719).
- [28] TUO Xingyu, ZHANG Yin, HUANG Yulin, *et al.* Fast sparse-TSVD super-resolution method of real aperture radar forward-looking imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(8): 6609–6620. doi: [10.1109/TGRS.2020.3027053](https://doi.org/10.1109/TGRS.2020.3027053).
- [29] TUO Xingyu, MAO Deqing, ZHANG Yin, *et al.* Two-step dimension reduction strategy for real aperture radar fast super-resolution imaging[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4025505. doi: [10.1109/LGRS.2022.3188704](https://doi.org/10.1109/LGRS.2022.3188704).
- [30] ZHANG Yongchao, LUO Jiawei, ZHANG Yongwei, *et al.* Resolution enhancement for large-scale real beam mapping based on adaptive low-rank approximation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5116921. doi: [10.1109/TGRS.2022.3202073](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3202073).
- [31] ZHANG Yongchao, ZHANG Yin, LI Wenchao, *et al.* Super-resolution surface mapping for scanning radar: Inverse filtering based on the fast iterative adaptive approach[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(1): 127–144. doi: [10.1109/TGRS.2017.2743263](https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2743263).
- [32] LI Jie, ZHANG Yongchao, ZHANG Yin, *et al.* Low-rank approximation-based super-resolution imaging for airborne forward-looking radar[C]. 2020 IEEE Radar Conference, Florence, Italy. 2020: 1–4. doi: [10.1109/RadarConf2043947.2020.9266355](https://doi.org/10.1109/RadarConf2043947.2020.9266355).
- [33] TUO Xingyu, MAO Deqing, ZHANG Yin, *et al.* Sparse target batch-processing framework for scanning radar superresolution imaging[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 3503905. doi: [10.1109/LGRS.2023.3274910](https://doi.org/10.1109/LGRS.2023.3274910).
- [34] MAO Deqing, ZHANG Yongchao, ZHANG Yin, *et al.* An efficient anti-interference imaging technology for marine radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5101413. doi: [10.1109/TGRS.2021.3068787](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3068787).
- [35] LI Weixin, LI Ming, ZUO Lei, *et al.* Real aperture radar forward-looking imaging based on variational Bayesian in presence of outliers[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5117113. doi: [10.1109/TGRS.2022.3203807](https://doi.org/10.1109/TGRS.2022.3203807).
- [36] BISHOP C M. *Pattern Recognition and Machine Learning*[M]. New York: Springer, 2006: 102–105.

### 作者简介

李维新, 博士, 讲师, 主要研究方向为雷达前视成像、雷达信号处理。

李明, 博士, 教授, 主要研究方向为自适应信号处理、微弱目标检测、雷达图像处理。

陈洪猛, 博士, 高级工程师, 主要研究方向为空天基雷达总体设计、前斜视成像和运动目标检测。

左磊, 博士, 教授, 主要研究方向为雷达协同探测、雷达对抗等。

王东, 博士, 副教授, 主要研究方向无人机协同导航、边缘计算。

杨磊, 博士, 教授, 主要研究方向为北斗/GNSS应用、被动雷达探测。

辛东金, 博士, 讲师, 主要研究方向为分布式信号处理、高速电路信号完整性设计。

(责任编辑: 于青)