

文章编号: 2095-4980(2025)08-0763-09

基于目标散射特征估计的 BiSAR 参数化成像方法

张玉华, 宋月, 李中余, 武俊杰, 杨建宇

(电子科技大学 信息与通信工程学院, 四川 成都 611731)

摘要: 现有的双基合成孔径雷达(BiSAR)成像方法将场景中所有的目标简化为点目标的叠加, 忽略了目标复杂的散射过程, 导致成像时回波模型失配, 成像结果中目标的结构信息缺失。为此, 提出一种基于目标散射特征参数估计的 BiSAR 目标参数化成像方法。首先, 基于理想点散射模型和 3 种典型目标散射模型建立 BiSAR 参数化回波模型; 其次, 利用粗成像结果估计位置参数, 结合参数化回波模型构建局部字典矩阵实现字典降维, 然后利用交替方向乘法(ADMM)估计目标散射特征参数; 最后, 根据目标参数估计结果进行图像参数化重建。通过仿真数据试验, 验证了所提方法的准确性和有效性, 可在图像结果中增强目标结构。

关键词: 双基合成孔径雷达(BiSAR); 典型散射特征模型; 参数化成像; 交替方向乘法(ADMM)

中图分类号: TN957

文献标志码: A

DOI: 10.11805/TKYDA2025022

BiSAR parametric imaging method based on target scattering feature parameter estimation

ZHANG Yuhua, SONG Yue, LI Zhongyu, WU Junjie, YANG Jianyu

(School of Communication and Information Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu Sichuan 611731, China)

Abstract: Existing bistatic Synthetic Aperture Radar(BiSAR) imaging methods simplify all targets in the scene as the superposition of point targets, ignoring the complex scattering processes of the targets. This leads to model mismatch in the imaging echoes and the loss of structural information of the targets in the imaging results. To address this issue, a BiSAR target parametric imaging method based on target scattering feature parameter estimation is proposed. Firstly, a BiSAR parametric echo model is established based on the ideal point scattering model and three typical target scattering models. Secondly, the position parameters are estimated using the coarse imaging results, and a local dictionary matrix is constructed based on the parametric echo model to achieve dictionary dimensionality reduction. Then, the Alternating Direction Method of Multipliers(ADMM) is utilized to estimate the target scattering feature parameters. Finally, the image is parametrically reconstructed based on the estimated target parameters. Experiments with simulated data validate the accuracy and effectiveness of the proposed method, which can enhance the structural information of the targets in the imaging results.

Keywords: Bistatic Synthetic Aperture Radar(BiSAR); Canonical Scattering Feature(CSF) model; parametric imaging; Alternating Direction Method of Multipliers(ADMM)

双基合成孔径雷达(BiSAR)不仅具有传统雷达的全天时全天候优势, 还可通过灵活多变的构型配置实现对目标的多角度观测, 从而获取更丰富全面的目标散射特征信息, 在军民领域都有广阔的应用前景。近年来, BiSAR

收稿日期: 2025-01-21; 修回日期: 2025-04-16

引用格式: 张玉华, 宋月, 李中余, 等. 基于目标散射特征估计的 BiSAR 参数化成像方法[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2025, 23(8): 763-771. DOI: 10.11805/TKYDA2025022.

Citation format: ZHANG Yuhua, SONG Yue, LI Zhongyu, et al. BiSAR parametric imaging method based on target scattering feature parameter estimation[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2025, 23(8): 763-771. DOI: 10.11805/TKYDA2025022.

已成为雷达领域的研究热点, BiSAR 成像算法的研究已相对成熟^[1]。BiSAR 目标回波除了目标距离变化引起的相位调制分量, 还有由目标散射特性引起的包络和相位变化。但传统的成像算法主要基于理想点散射模型推导, 更倾向于表现分布式目标的一些局部亮点散射特性^[2], 忽略了分布式目标在不同观测角度下表现出的各向异性散射特性。因此, 成像结果往往以散射点的形式出现, 缺乏目标的结构信息, 导致无法实现目标结构的直观识别。

传统 BiSAR 成像方法包括在频域上处理的距离-多普勒(Range Doppler, RD)算法、波数域算法、非线性 Chirp Scaling, 以及在时域上处理的后向投影(Back Projection, BP)算法和快速因式分解后向投影算法等。但由于传统成像算法基于点散射模型推导, 与真实目标回波模型失配, 造成成像结果中结构信息缺失。因此 BiSAR 参数化成像方法的关键问题在于参数化回波模型和参数化成像方法。在参数化回波模型方面, 主要基于已有的散射模型进行研究。被国内外研究学者使用较多的有 4 种散射中心模型, 分别为理想点散射模型、衰减指数模型、几何绕射理论模型和属性散射中心(Attribute Scattering Center, ASC)^[3-6]模型。另有大量散射模型基于 4 类模型展开, 如文献[7]基于 ASC 提出了 BiSAR 二维属性散射中心(BiSAR Attribute Scattering Center, BASC)模型。该模型针对目标散射中心的散射函数建立通用性参数化模型, 形式统一简洁, 但不能准确描述目标三维结构参数。文献[8]基于几何衍射理论提出了 BiSAR 典型散射特征(CSF)模型, 该模型详细描述了 6 种典型目标(平板、二面角、三面角、线、顶帽和球体)的回波包络随观测角度和频率的变化。每种模型都提供了这些目标类型在双基构型下散射特性的详细表达式。CSF 模型虽然形式稍显复杂, 但能更准确地描述典型目标回波散射特性。在参数化成像方面, 现有的研究主要基于 ASC 模型进行 SAR 参数化成像^[9]。根据成像结果, 对感兴趣的目标区域进行分割, 然后估计目标参数, 并根据估计结果进行后续的图像重建^[10]。文献[11]提出了一种非参数化贝叶斯参数估计方法, 能够自适应地收敛到合适的散射中心数量和残余能量。文献[12]提出了一种基于交替优化和字典细化的稀疏表示算法。利用正交匹配追踪算法结合松弛算法, 实现属性散射中心模型的参数估计。文献[13]使用分层模型估计 SAR 的 ASC 属性, 并提出一致交替方向乘子法优化算法进行 SAR 参数成像, 降低了算法的计算复杂度。

以上参数化成像算法是基于单基 SAR 进行的, BiSAR 的成像模型比单基 SAR 更为复杂。文献[14-16]提出了基于深度学习的 BiSAR 成像方法, 文献[17]提出了一种基于卷积神经网络的 BiSAR 参数估计方法。但这些方法需要大量电磁散射数据进行网络训练, 且如何将这些 BiSAR 成像方法用于 BiSAR 参数化成像中仍需研究。为此, 本文提出一种基于目标散射特征估计的 BiSAR 目标参数化成像方法。

1 BiSAR 参数化目标回波模型

1.1 点目标回波模型

BiSAR 的典型构型如图 1 所示, 目标场景沿 x 轴和 y 轴划分为 $I \times J$ 的网格。在双基构型中, $(\theta_t(\eta), \varphi_t(\eta))$ 和 $(\theta_r(\eta), \varphi_r(\eta))$ 分别表示发射机和接收机的俯仰角和方位角, 其中 η 为慢时间变量, 慢时间采样点数为 N 。2 个平台的位置向量分别为:

$$\mathbf{r}_t(\eta) = R_{t,0}(\eta) [\cos \varphi_t(\eta) \cos \theta_t(\eta), \sin \varphi_t(\eta) \cos \theta_t(\eta), \sin \theta_t(\eta)]^T \quad (1)$$

$$\mathbf{r}_r(\eta) = R_{r,0}(\eta) [\cos \varphi_r(\eta) \cos \theta_r(\eta), \sin \varphi_r(\eta) \cos \theta_r(\eta), \sin \theta_r(\eta)]^T \quad (2)$$

式中 $R_{t,0}(\eta)$ 和 $R_{r,0}(\eta)$ 分别为发射机和接收机距场景中心点的斜距。

对于场景中任意点目标 $\mathbf{P}(x, y, 0)$, 发射机和接收机到目标的距离分别为:

$$R_t(\eta) = \|\mathbf{r}_t(\eta) - \mathbf{P}\|, \quad R_r(\eta) = \|\mathbf{r}_r(\eta) - \mathbf{P}\| \quad (3)$$

则目标的距离历程为:

$$R_p(\eta) = R_t(\eta) + R_r(\eta) \quad (4)$$

根据文献[17]可知, 在远场条件假设下, 距离可近似为:

$$R_p(\eta) = \Delta R_{p,t}(\eta) + R_{t,0}(\eta) + \Delta R_{p,r}(\eta) + R_{r,0}(\eta) \quad (5)$$

式中: $\Delta R_{p,t}(\eta)$ 和 $\Delta R_{p,r}(\eta)$ 为目标除中心点外的剩余距离历程:

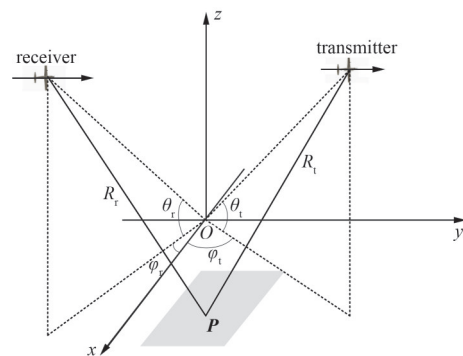


Fig.1 BiSAR imaging configuration
图 1 BiSAR 成像构型

$$\Delta R_{p,t}(\eta) = x \cos \varphi_t(\eta) \cos \theta_t(\eta) + y \sin \varphi_t(\eta) \cos \theta_t(\eta) \quad (6)$$

$$\Delta R_{p,r}(\eta) = x \cos \varphi_r(\eta) \cos \theta_r(\eta) + y \sin \varphi_r(\eta) \cos \theta_r(\eta) \quad (7)$$

传统双基 SAR 目标回波模型基于理想点散射模型的假设, 经过相位 $\exp\{-jk[R_{t,0}(\eta) + R_{r,0}(\eta)]\}$ 补偿后, 位于 (x_i, y_j) 的点目标回波表达式为:

$$s(\eta, k; x_i, y_j) = \sigma_0 \exp[-jk(\Delta R_{p,t} + \Delta R_{p,r})] = \sigma_0 \exp\left[-jk \begin{pmatrix} x_i(\cos \varphi_t(\eta) \cos \theta_t(\eta) + \cos \varphi_r(\eta) \cos \theta_r(\eta)) + \\ y_j(\sin \varphi_t(\eta) \cos \theta_t(\eta) + \sin \varphi_r(\eta) \cos \theta_r(\eta)) \end{pmatrix}\right] \quad (8)$$

式中: $k = 2\pi f_r/c$ 为波数, f_r 为距离频域变量, $f_r = f_0 + m\Delta f$, f_0 为起始频率, $m = 0, 1, \dots, M-1$, m 为距离频域所对应的回波距离门, Δf 为距离频域采样间隔; i 和 j 分别为目标场景中沿 x 轴和 y 轴划分网格点数, $i = 0, 1, \dots, I-1$, $j = 0, 1, \dots, J-1$; 理想点散射模型的散射系数 σ_0 为常数, 其散射强度不受雷达信号频率和观测角度的影响。在基于点散射模型假设的回波中, 回波信号主要受目标的距离历程相位影响, 无法表征目标散射特性、结构信息。

1.2 BiSAR 参数化回波模型

在已有的散射模型中, 大多是对目标散射中心的散射函数建立通用的参数化模型。但目标结构类型丰富多样, 其散射特征也存在差异, 利用通用性参数化模型进行目标结构参数估计和参数化成像, 估计精确度会受到一定限制。三维 BiSAR 典型散射特征 CSF 模型建立了典型结构体的主要雷达散射能量和几何结构的稳健联系, 利用该模型能够从散射回波中更精确地恢复目标结构参数。

本文主要基于 CSF 模型中圆柱体、平板和二面角三类典型散射模型和理想点目标模型进行参数化回波建模^[18], 如图 2 所示。定义点目标模型的参数集 $\Theta_{po} = \{x, y\}$, 假设以下 3 类散射模型的单位方向向量为 $\mathbf{n}$, 目标不沿俯仰方向旋转, $\mathbf{n} = [\cos \varphi_m, \sin \varphi_m, 0]$, φ_m 为 $\mathbf{n}$ 与 x 轴的夹角。

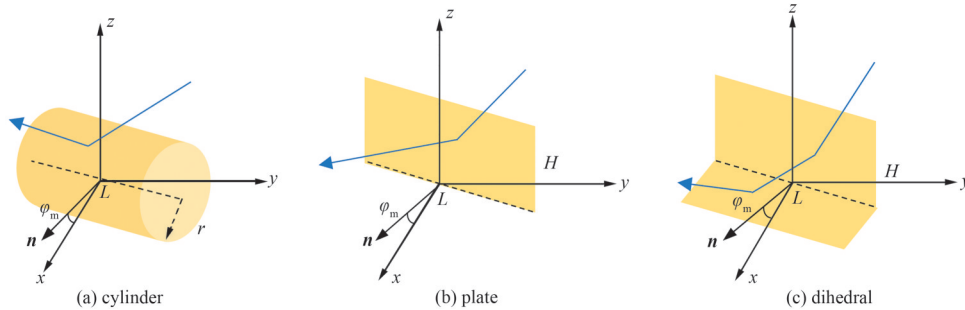


Fig.2 Canonical scattering feature models for BiSAR
图2 BiSAR 典型散射特征模型

1) 圆柱体散射模型

在 CSF 模型中, 定义描述圆柱体的参数集 $\Theta_{cyl} = \{A, x, y, L, R, \varphi_m\}$, 其中 A 为散射幅度, (x, y) 为圆柱中心位置坐标, L 和 R 为圆柱体的长和半径。因此, 双基 SAR 圆柱体的散射模型表达式为:

$$\sigma_{cyl}(\Theta_{cyl}) = \sqrt{\frac{jk}{\cos(\varphi_t - \varphi_m)}} A \cos(\varphi_t - \varphi_m) \times \text{sinc}\left[k \times \frac{L}{2} (\sin(\varphi_t - \varphi_m) \cos \theta_t + \sin(\varphi_r - \varphi_m) \cos \theta_r)\right] \quad (9)$$

2) 平板散射模型

定义描述平板的参数集 $\Theta_{pla} = \{A, x, y, L, H, \varphi_m\}$, 其中 A 为散射幅度, (x, y) 为平板中心位置坐标, L 和 H 为平板的长和宽。因此, 双基 SAR 平板的散射模型表达式为:

$$\sigma_{pla}(\Theta_{pla}) = \frac{jk}{\sqrt{\pi}} A \text{sinc}\left[k \times \frac{L}{2} (\sin(\varphi_t - \varphi_m) \cos \theta_t + \sin(\varphi_r - \varphi_m) \cos \theta_r)\right] \times \text{sinc}\left[k \times \frac{H}{2} (\sin \theta_t + \sin \theta_r)\right] \quad (10)$$

3) 二面角散射模型

定义描述二面角的参数集 $\Theta_{dm} = \{A, x, y, L, H, \varphi_m\}$, 其中 A 为散射幅度, (x, y) 为二面角中心位置坐标, L 和 H 为二面角的长和宽。因此, 双基 SAR 二面角的散射模型表达式为:

$$\sigma_{\text{dih}}(\Theta_{\text{dih}}) = \frac{jk}{\sqrt{\pi}} A \text{sinc} \left[k \times \frac{L}{2} \left(\sin(\varphi_t - \varphi_m) \cos \theta_t + \sin(\varphi_r - \varphi_m) \cos \theta_r \right) \right] \times \text{sinc} \left[kH (\cos \theta_t - \cos \theta_r) \right] \times \begin{cases} \sin \left(\frac{\theta_t + \theta_r}{2} \right), & \theta_t, \theta_r \in \left[0, \frac{\pi}{4} \right] \\ \cos \left(\frac{\theta_t + \theta_r}{2} \right), & \theta_t, \theta_r \in \left[\frac{\pi}{4}, \frac{\pi}{2} \right] \end{cases} \quad (11)$$

基于上述典型散射模型和传统双基 SAR 目标回波模型, 双基 SAR 参数化目标回波模型可表示为目标场景中不同散射体回波响应的线性组合:

$$S(\eta, k; \Theta) = \sum_i \sigma_i(\eta, k; \Theta_i) \exp \{ jk [\Delta R_{p,t}(\eta) + \Delta R_{p,r}(\eta)] \} \quad (12)$$

2 基于目标散射特征估计的双基 SAR 参数化成像方法

本文所提方法的具体流程如图 3 所示。首先对双基 SAR 回波使用极坐标格式算法 (Polar Format Algorithm, PFA) 进行粗成像, 根据成像结果对目标位置进行粗估计, 得到目标位置粗估计结果集合 Ω ; 然后构建局部字典矩阵 $D(\Theta_\Omega)$, 利用交替方向乘法 (ADMM) 算法进行目标特征参数估计; 最后根据目标参数估计结果在波数域上进行二维重建, 并通过二维快速傅里叶变换 (Fast Fourier Transform, FFT) 操作得到 BiSAR 参数化成像结果。

2.1 问题建模

不同于传统双基 SAR 成像方法, BiSAR 目标参数化成像旨在增强图像中目标的结构信息, 因此需要从目标回波中提取目标结构参数。目标散射回波中绝大部分能量由少量强散射中心贡献, 说明目标回波在散射模型的参数空间中具有稀疏性, 可以通过稀疏信号分解理论提取目标结构参数。将回波表达式重写为矩阵形式:

$$\mathbf{y} = \text{vec}(\mathbf{S}) = \mathbf{D}(\Theta) \mathbf{a} \quad (13)$$

式中: $\mathbf{y}$ 为回波矩阵 $\mathbf{S}$ 的列向量, $\mathbf{y} \in \mathbb{C}^{MN \times 1}$; 在双基 SAR 稀疏成像中, $\mathbf{D}(\Theta)$ 为典型散射模型的参数集 Θ 的字典, $\mathbf{a}$ 为目标场景中每个单元对应的稀疏散射系数。求解得到 $\hat{\mathbf{a}}$ 后, 根据非零项的行数找到 $\mathbf{D}(\Theta)$ 对应的列数即可得到目标的结构参数结果及位置, 从而实现参数化成像。

字典矩阵 $\mathbf{D}(\Theta)$ 由点模型、圆柱体、平板和二面角 4 类目标的包络和相位构成:

$$\mathbf{D}(\Theta) = [\mathbf{D}_{\text{po}}(\Theta_{\text{po}}) \quad \mathbf{D}_{\text{cyl}}(\Theta_{\text{cyl}}) \quad \mathbf{D}_{\text{pla}}(\Theta_{\text{pla}}) \quad \mathbf{D}_{\text{dih}}(\Theta_{\text{dih}})] \quad (14)$$

$\mathbf{D}(\Theta)$ 字典矩阵的每一列为由参数集 Θ 中一种取值对应回波矩阵列向量化结果。具体地, 点目标模型的字典矩阵如式(15)所示, 每一列为式(8)中点目标回波的列向量化结果。

$$\mathbf{D}_{\text{po}}(\Theta_{\text{po}}) = \begin{bmatrix} s_{\text{po}}(\eta_1, k_1; x_1, y_1) & s_{\text{po}}(\eta_1, k_1; x_1, y_2) & \cdots & s_{\text{po}}(\eta_1, k_1; x_I, y_J) \\ s_{\text{po}}(\eta_1, k_2; x_1, y_1) & s_{\text{po}}(\eta_1, k_2; x_1, y_2) & \cdots & s_{\text{po}}(\eta_1, k_2; x_I, y_J) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{\text{po}}(\eta_N, k_M; x_1, y_1) & s_{\text{po}}(\eta_N, k_M; x_1, y_2) & \cdots & s_{\text{po}}(\eta_N, k_M; x_I, y_J) \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{MN \times IJ} \quad (15)$$

其余 3 类典型散射模型根据参数集 Θ 的元素分别构建对应的字典矩阵。假设圆柱体对应参数集 $\Theta_{\text{cyl}} = \{x, y, L, R, \varphi_m\}$ 共有 V 种不同的取值, 则圆柱体的字典矩阵为:

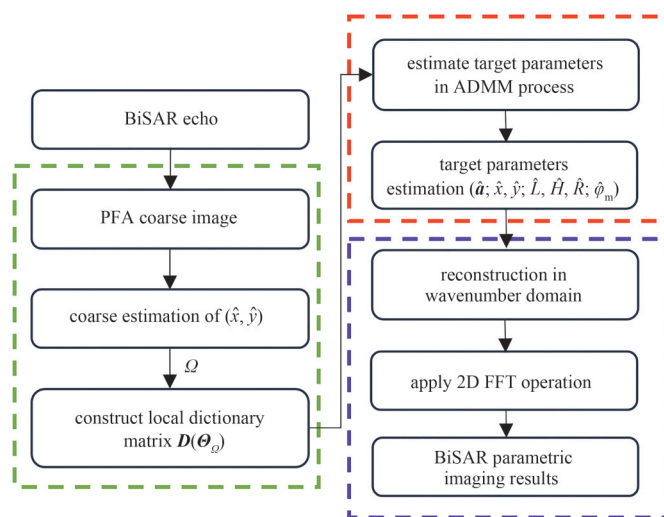


Fig.3 Flowchart of the BiSAR parametric imaging
图3 参数化成像流程图

$$\mathbf{D}_{\text{cyl}}(\boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}) = \begin{bmatrix} s_{\text{cyl}}(\eta_1, k_1; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^1) & s_{\text{cyl}}(\eta_1, k_1; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^2) & \cdots & s_{\text{cyl}}(\eta_1, k_1; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^V) \\ s_{\text{cyl}}(\eta_1, k_2; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^1) & s_{\text{cyl}}(\eta_1, k_2; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^2) & \cdots & s_{\text{cyl}}(\eta_1, k_2; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^V) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ s_{\text{cyl}}(\eta_N, k_M; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^1) & s_{\text{cyl}}(\eta_N, k_M; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^2) & \cdots & s_{\text{cyl}}(\eta_N, k_M; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}^V) \end{bmatrix} \in \mathbb{C}^{MN \times V} \quad (16)$$

式中每一列为式(17)的列向量化结果:

$$s_{\text{cyl}}(\eta, k; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}) = \sigma_{\text{cyl}}(\eta, k; \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}) \exp \{ jk [\Delta R_{p,t}(\eta) + \Delta R_{p,r}(\eta)] \} \quad (17)$$

$\mathbf{D}_{\text{pla}}(\boldsymbol{\theta}_{\text{pla}})$ 和 $\mathbf{D}_{\text{dih}}(\boldsymbol{\theta}_{\text{dih}})$ 构造方式同式(16), 不再赘述。

与字典矩阵相对应, 散射系数向量 $\mathbf{a}$ 分别为 4 类目标对应的稀疏散射系数向量:

$$\mathbf{a} = [\mathbf{a}_{\text{po}} \quad \mathbf{a}_{\text{cyl}} \quad \mathbf{a}_{\text{pla}} \quad \mathbf{a}_{\text{dih}}]^T \in \mathbb{C}^{(L+V_{\text{cyl}}+V_{\text{pla}}+V_{\text{dih}}) \times 1} \quad (18)$$

式中:

$$\begin{cases} \mathbf{a}_{\text{po}} = [\alpha_{\text{po}}^1, \alpha_{\text{po}}^2, \dots, \alpha_{\text{po}}^L] \in \mathbb{C}^{1 \times L} \\ \mathbf{a}_{\text{cyl}} = [\alpha_{\text{cyl}}^1, \alpha_{\text{cyl}}^2, \dots, \alpha_{\text{cyl}}^{V_{\text{cyl}}}] \in \mathbb{C}^{1 \times V_{\text{cyl}}} \\ \mathbf{a}_{\text{pla}} = [\alpha_{\text{pla}}^1, \alpha_{\text{pla}}^2, \dots, \alpha_{\text{pla}}^{V_{\text{pla}}}] \in \mathbb{C}^{1 \times V_{\text{pla}}} \\ \mathbf{a}_{\text{dih}} = [\alpha_{\text{dih}}^1, \alpha_{\text{dih}}^2, \dots, \alpha_{\text{dih}}^{V_{\text{dih}}}] \in \mathbb{C}^{1 \times V_{\text{dih}}} \end{cases} \quad (19)$$

由式(13)可知, 要实现 BiSAR 参数化成像首先需要估计散射系数向量 $\mathbf{a}$, 将 $\mathbf{a}$ 的估计问题转化为优化问题求解, 即通过式(20)得到散射系数估计结果, 从而解得目标结构位置参数, 进一步实现参数化成像。

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a}} \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}(\boldsymbol{\theta})\mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1 \quad (20)$$

式中: $\boldsymbol{\theta} = [\boldsymbol{\theta}_{\text{po}}, \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}, \boldsymbol{\theta}_{\text{pla}}, \boldsymbol{\theta}_{\text{dih}}]$; λ 为正则化参数; $\|\cdot\|_1$ 和 $\|\cdot\|_2$ 分别为 ℓ_1 范数和 ℓ_2 范数。

2.2 BiSAR 目标参数化成像方法

由于 4 类目标没有采用通用性参数化模型并且参数空间维数较高, 构造的冗余字典维数较大, 极大地增加了计算复杂度及存储困难。故本文首先利用 PFA 算法进行粗成像, 实现目标位置参数粗估计; 然后根据位置参数粗估计结果进行字典降维, 并利用 ADMM 算法求解式(20)获得目标参数精估计结果; 最后利用目标参数估计结果在波数域上进行二维外推, 然后通过二维 FFT 和加窗操作实现参数化成像。

2.2.1 位置参数粗估计

为降低字典维数, 减小计算复杂度, 首先利用 PFA 算法进行粗成像, 得到粗成像结果 Im 。需要说明的是, 其他成像算法也可在此使用, 如 BP、RD 算法等。PFA 算法的波数映射关系为:

$$\begin{cases} k_x = k(\cos \varphi_t \cos \theta_t + \cos \varphi_r \cos \theta_r) \\ k_y = k(\sin \varphi_t \cos \theta_t + \sin \varphi_r \cos \theta_r) \end{cases} \quad (21)$$

根据波数映射关系和二维 FFT, 式(12)的 PFA 粗成像结果为:

$$\text{Im}(x, y) = \text{FFT}_{2D}[\mathcal{K}(S(\eta, k))] \quad (22)$$

式中 $\mathcal{K}(\cdot)$ 为式(21)的波数映射。根据 Im 和设定的阈值筛选场景中目标可能存在的区域, 从而得到位置参数粗估计结果集合 Ω 。

重新构建局部字典矩阵 $\mathbf{D}(\boldsymbol{\theta}_{\Omega})$, $\boldsymbol{\theta}_{\Omega}$ 可表示为:

$$\boldsymbol{\theta}_{\Omega} = \{\boldsymbol{\theta}_{\text{po}}, \boldsymbol{\theta}_{\text{cyl}}, \boldsymbol{\theta}_{\text{pla}}, \boldsymbol{\theta}_{\text{dih}} | (x, y) \in \Omega\} \quad (23)$$

其生成过程如图 4 所示, 通过位置参数粗估计, 将重新构建的字典 $\mathbf{D}(\boldsymbol{\theta}_{\Omega})$ 代入式(20)进行求解。

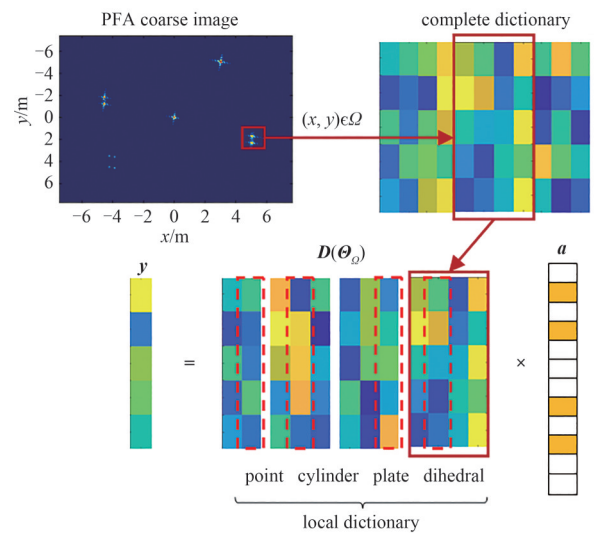


Fig.4 Diagram of local dictionary matrix generation
图4 局部字典矩阵生成过程示意图

2.2.2 目标散射参数估计

求解式(20)的经典方法之一为 ADMM 算法。ADMM 算法是一种用于求解具有可分结构的凸优化问题的迭代算法，将复杂的优化问题分解为若干个较小的子问题，然后交替求解这些子问题，最终通过协调这些子问题的解获得原问题的全局解。

根据 ADMM 算法原理，引入辅助变量 $\mathbf{z}$ 作为 ADMM 算法中独立的辅助变量，将式(20)重写为：

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a}} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{z}\|_1 \\ \text{s.t. } \mathbf{a} - \mathbf{z} = 0 \end{cases} \quad (24)$$

引入拉格朗日乘子 $\mathbf{u}$ ，构造增广拉格朗日函数：

$$\mathcal{L}_\rho(\mathbf{a}, \mathbf{z}, \mathbf{u}) = \frac{1}{2} \|\mathbf{y} - \mathbf{D}(\boldsymbol{\Theta})\mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1 + \mathbf{u}^T(\mathbf{a} - \mathbf{z}) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{a} - \mathbf{z}\|_2^2 \quad (25)$$

式中 $\rho > 0$ ，为惩罚项系数，添加一个二次惩罚项以确保收敛性和数值稳定性。

在 ADMM 算法中，优化变量 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{z}$ 以顺序或交替的方式进行更新，主要包括以下 3 个步骤：a) 更新 $\mathbf{a}$ ，使拉格朗日函数 $\mathcal{L}_\rho(\mathbf{a}, \mathbf{z}, \mathbf{u})$ 最小化；b) 更新 $\mathbf{z}$ ，使拉格朗日函数 $\mathcal{L}_\rho(\mathbf{a}, \mathbf{z}, \mathbf{u})$ 最小化；c) 更新 $\mathbf{u}$ 。具体地，ADMM 算法中每一步只更新 1 个变量而固定另外 2 个变量，如此交替重复更新直至收敛。变量 $\{\hat{\mathbf{a}}, \hat{\mathbf{z}}\}$ 可以通过以下子问题迭代求解：

$$\begin{cases} \mathbf{a}^{(n+1)} := \arg \min_{\mathbf{a}} \mathcal{L}_\rho(\mathbf{a}, \mathbf{z}^{(n)}, \mathbf{u}^{(n)}) \\ \mathbf{z}^{(n+1)} := \arg \min_{\mathbf{z}} \mathcal{L}_\rho(\mathbf{a}^{(n+1)}, \mathbf{z}, \mathbf{u}^{(n)}) \\ \mathbf{u}^{(n+1)} := \mathbf{u}^{(n)} + \rho(\mathbf{a}^{(n+1)} - \mathbf{z}^{(n+1)}) \end{cases} \quad (26)$$

式中 n 为迭代次数。变量 $\mathbf{a}$ 和 $\mathbf{z}$ 的更新过程有显式解：

$$\begin{cases} \mathbf{a}^{(n+1)} = (\mathbf{D}^T \mathbf{D} + \rho \mathbf{I})^{-1} (\mathbf{D}^T \mathbf{y} + \rho \mathbf{z}^{(n)} - \mathbf{u}^{(n)}) \\ \mathbf{z}^{(n+1)} = S_t \left(\mathbf{a}^{(n+1)} + \frac{\mathbf{u}^{(n)}}{\rho} \right) \\ \mathbf{u}^{(n+1)} = \mathbf{u}^{(n)} + \rho(\mathbf{a}^{(n+1)} - \mathbf{z}^{(n+1)}) \end{cases} \quad (27)$$

式中 $S_t(\cdot)$ 为软阈值函数：

$$S_t(x) = \begin{cases} x+t, & x < -t \\ 0, & |x| \leq t \\ x-t, & x > t \end{cases} \quad (28)$$

式(27)中对 $\mathbf{a}$ 的更新过程中需要求矩阵逆，在字典维数较大的情况下计算复杂，可通过 Cholesky 分解简化该计算过程。通过散射系数向量 $\mathbf{a}$ 的估计结果 $\hat{\mathbf{a}}$ ，可在字典矩阵中提取到相应的目标参数集 $\hat{\boldsymbol{\Theta}}$ 。

2.2.3 参数化成像

基于 ADMM 算法的散射模型参数估计为参数化成像提供了目标的结构信息，从而在成像结果中增强目标结构。利用估计的目标参数 $\hat{\boldsymbol{\Theta}}$ 在波数谱上进行二维重建，经过二维 FFT 和加窗后得到最终的图像 I 为：

$$I = \mathcal{F} \left\{ s(k_x, k_y; \hat{\boldsymbol{\Theta}}) \right\} \quad (29)$$

式中 $\mathcal{F}\{\cdot\}$ 表示二维 FFT 和加窗操作。根据目标位置和结构参数估计结果，在波数域上进行二维重构：

$$s(k_x, k_y; \hat{\boldsymbol{\Theta}}) = \hat{\mathbf{a}} \text{sinc} \left\{ \hat{L}(k_y - k_{y,c}) \right\} \text{sinc} \left\{ \hat{H}(k_x - k_{x,c}) \right\} \exp \left\{ j2\pi \left((k_x - k_{x,c}) \hat{x} + (k_y - k_{y,c}) \hat{y} \right) \right\} \quad (30)$$

式中： k_x 和 k_y 为波数沿 x 轴和 y 轴的分量； $k_{x,c}$ 和 $k_{y,c}$ 为载频 f_c 对应的波数分量。当目标中心朝向角 $\hat{\phi}_m \neq 0$ 时，还应对上述成像过程进行相应的“旋转”操作：

$$\begin{bmatrix} k_{x\varphi} \\ k_{y\varphi} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \varphi_m & -\sin \varphi_m \\ \sin \varphi_m & \cos \varphi_m \end{bmatrix} \begin{bmatrix} k_x \\ k_y \end{bmatrix} \quad (31)$$

3 数值实验

为验证所提 BiSAR 目标参数化成像方法的有效性和准确性，利用仿真回波数据进行实验验证，双基雷达系统仿真参数设置如表 1 所示。仿真实验中，设置发射机方位角为 1°，俯仰角为 30°，接收机俯仰角为 40°，方位角为 10°~20°，变化间隔为 0.1°。信号载频为 14.6 GHz，带宽为 1 GHz，频率间隔为 0.01 GHz。仿真实验场景中目标的具体参数如表 2 所示，放置示意图如图 5 所示。实验中设置 ADMM 算法中惩罚项参数和正则项参数分别为 $\rho=70$ ， $\lambda=0.5$ 。

表 1 仿真参数设置
Table1 Simulation parameters

simulation parameter	value
center frequency/GHz	14.6
bandwidth/GHz	1
frequency sampling interval/GHz	0.01
transmitter elevation angle/(°)	30
transmitter azimuth angle/(°)	1
receiver elevation angle/(°)	40
receiver azimuth angle/(°)	[10,20]
receiver azimuth angle interval/(°)	0.1

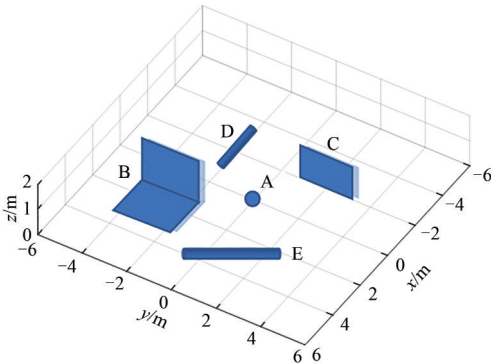


Fig.5 Target layout diagram of simulation experiment
图 5 仿真实验场景设置图

表 2 目标参数设置
Table2 Target parameters

scattering model	type	[length, width, radius]/m	[x, y]/m	$\varphi_m/(^{\circ})$
A	point	—	[0, 0]	0
B	dihedral	[2.5, 2.0, 0]	[1, -3]	0
C	plate	[3.3, 1.5, 0]	[-2, 2]	0
D	cylinder	[2.8, 0, 0.1]	[-2, -2]	90
E	cylinder	[4.0, 0, 0.1]	[3, 1]	30

分别在不同噪声条件下对所提参数化成像算法进行验证，并分析其影响。根据参数化回波模型生成仿真回波数据，设信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)分别为 0 dB、-10 dB、-15 dB，5 个目标信噪比相同。信噪比为 0 dB 时，仿真结果如图 6(a)所示。从图中可以看出，PFA 成像结果中圆柱体、二面角和平板都以散射点的形式出现，失去了原有的结构信息，仅从图像结果上很难与点散射目标区分，不利于图像解译与目标识别。而采用本文方法成像结果可直接对应 A~E 5 个目标的位置、尺寸等结构信息。随着信噪比的降低，由于 PFA 算法没有抑制噪声的能力，其成像结果中目标几乎被噪声覆盖；相比之下，即使信噪比低至-15 dB 时，采用本文方法成像结果中，目标依旧清晰可见。

通过目标参数估计结果可以验证参数化成像的准确性。在信噪比为 0 dB 条件下，估计结果几乎与真值相同，且无虚假目标出现。随着信噪比降低，估计结果误差也相应增大，但仍在可接受范围内。计算不同信噪比条件下估计结果的均方根误差(Root-Mean-Square Error, RMSE，公式中用 E_{RMS} 表示)，结果如表 3 所示。

$$E_{\text{RMS}} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \|\hat{a}_n - a\|_2^2}$$

(32)

式中： N 为独立试验的次数； $\hat{a}_n$ 为第 n 次试验参数估计结果； a 为真实参数。

表 3 不同信噪比条件下 RMSE 和计算时间

Table3 RMSE and calculation time under different SNR conditions

R_{SN}/dB	RMSE	calculation time/s
0	0.174 6	24.32
-10	0.331 0	30.21
-15	0.583 8	32.35

实验中 ADMM 算法中正则项参数和惩罚项参数的设定可能会影响算法的估计结果。在不同信噪比下，实验运行时间分别为 24.32 s、30.21 s 和 32.35 s，如表 3 所示。这是因为计算时间主要受参数估计过程中 ADMM 算法迭代计算的影响，而随着信噪比降低，在第一步粗估计过程中根据 PFA 成像结果估计所得范围较大，构建的字典维数增大，从而增加了运行时间。

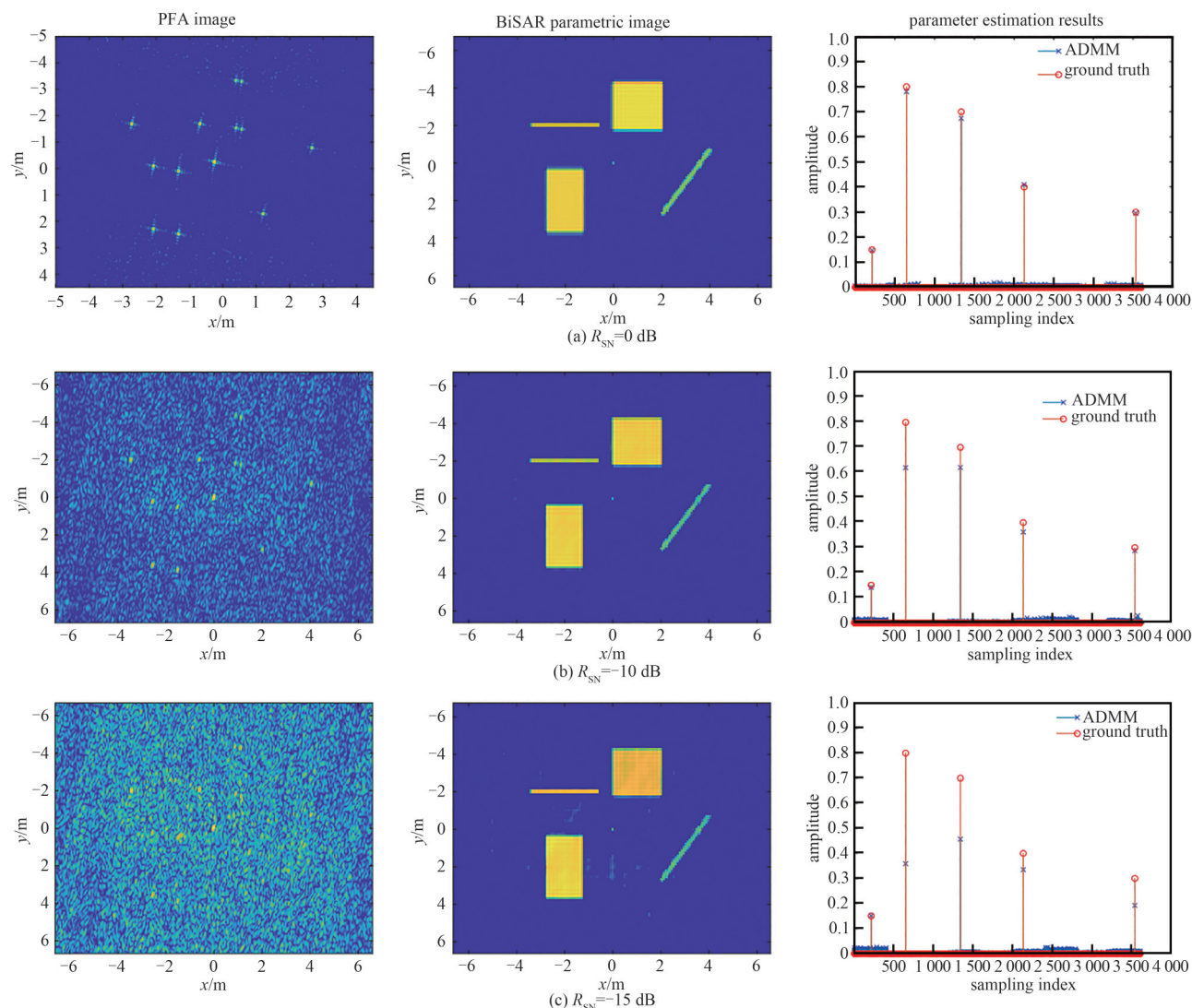


Fig.6 Imaging results of simulation experiment with different noise conditions

图6 不同信噪比条件下仿真实验成像结果

4 结论

本文针对传统 BiSAR 成像方法回波模型失配、成像结果中结构信息缺失的问题,建立了基于典型散射模型的 BiSAR 目标回波参数化模型,提出了基于目标散射参数估计的 BiSAR 参数化成像方法。仿真实验结果表明,在 PFA 算法成像结果中目标以散射点的形式出现,难以从图像域上直观地对目标进行识别分类。而本文所提方法通过从回波域上估计目标散射参数,基于参数估计结果进行参数化成像,可在成像结果上恢复目标的结构信息,这有利于目标识别和后续图像解译工作。仿真实验验证了该方法的有效性和对噪声的适应能力。未来工作将聚焦于复杂结构目标的散射特性提取与建模,进一步优化成像算法以提升对复杂场景的适应性。

参考文献:

- [1] LIANG Da,ZHANG Heng,LIU Kaiyu,et al. Phase synchronization techniques for bistatic and multistatic synthetic aperture radar: accounting for frequency offset[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2022,10(3):153–167. DOI:10.1109/MGRS.2022.3189005.
- [2] ZENG Tao,WEI Yangkai,DING Zegang,et al. Parametric image reconstruction for edge recovery from synthetic aperture radar echoes[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021,59(3):2155–2173. DOI:10.1109/TGRS.2020.3006884.
- [3] 保铮,邢孟道,王彤. 雷达成像技术[M]. 北京:电子工业出版社, 2005. (BAO Zheng,XING Mengdao,WANG Tong. Radar imaging techniques[M]. Beijing:Electronic Industry Press, 2005.)

- [4] SACCHINI J J, STEEDLY W M, MOSES R L. Two-dimensional Prony modeling and parameter estimation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1993, 41(11): 3127–3137. DOI:10.1109/78.257242.
- [5] 付强, 周剑雄, 秦敬喜, 等. 雷达目标散射中心模型反演及其在识别中的应用[J]. 系统工程与电子技术, 2011, 33(1): 48–52. (FU Qiang, ZHOU Jianxiong, QIN Jingxi, et al. Inversion of radar target scattering center model and its application in recognition[J]. Systems Engineering and Electronics, 2011, 33(1): 48–52.) DOI:10.3969/j.issn.1001-506X.2011.01.10.
- [6] 付松, 李新. 基于散射中心模型的目标时域回波快速仿真[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2022, 20(2): 170–175. (FU Song, LI Xin. Fast time-domain echo simulation of targets based on scattering center model[J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2022, 20(2): 170–175.) DOI:10.11805/TKYDA2020186.
- [7] XING Xiaoyu, YAN Hua, YIN Hongcheng, et al. A bistatic attributed scattering center model for SAR ATR[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2021, 69(11): 7855–7866. DOI:10.1109/TAP.2021.3083817.
- [8] JACKSON J A, RIGLING B D, MOSES R L. Canonical scattering feature models for 3D and bistatic SAR[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(2): 525–541. DOI:10.1109/TAES.2010.5461639.
- [9] 邢孟道, 谢意远, 高悦欣, 等. 电磁散射特征提取与成像识别算法综述[J]. 雷达学报, 2022, 11(6): 921–942. (XING Mengdao, XIE Yiyuan, GAO Yuexin, et al. Electromagnetic scattering characteristic extraction and imaging recognition algorithm: a review[J]. Journal of Radars, 2022, 11(6): 921–942.) DOI:10.12000/JR22232.
- [10] XIE Yiyuan, XING Mengdao, GAO Yuexin, et al. Attributed scattering center extraction method for microwave photonic signals using DSM-PMM-regularized optimization[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022(60): 1–16. DOI: 10.1109/TGRS.2022.3183855.
- [11] CONG Yulai, CHEN Bo, LIU Hongwei, et al. Nonparametric Bayesian attributed scattering center extraction for synthetic aperture radar targets[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2016, 64(18): 4723–4736. DOI:10.1109/TSP.2016.2569463.
- [12] 李飞. 雷达图像目标特征提取方法研究[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2014. (LI Fei. Research on feature extraction methods of radar image targets[D]. Xi'an, China: Xidian University, 2014.)
- [13] 杨悦. 合成孔径雷达结构化目标稀疏成像方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2020. (YANG Yue. Synthetic aperture radar sparse imaging method for structured target[D]. Chengdu, China: University of Electronic Science and Technology of China, 2020.)
- [14] PU Wei, BAO Yi. RPCA-AENET: clutter suppression and simultaneous stationary scene and moving targets imaging in the presence of motion errors[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(2): 2339–2352. DOI: 10.1109/TNNLS.2022.3189997.
- [15] WU Junjie, PU Wei, AN Hongyang, et al. Learning based high-frame-rate SAR imaging[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023(61): 1–13. DOI:10.1109/TGRS.2023.3279694.
- [16] PU Wei. SAE-Net: a deep neural network for SAR autofocus[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022(60): 1–14. DOI:10.1109/TGRS.2021.3139914.
- [17] XING Xiaoyu, YAN Hua, YIN Hongcheng, et al. A convolutional neural network for parameter estimation of the Bi-GTD model [J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2023, 71(6): 5378–5391. DOI:10.1109/TAP.2023.3266867.
- [18] SONG Yue, PU Wei, HUO Jiawei, et al. Deep parametric imaging for Bistatic SAR: model, property, and approach[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2024(62): 1–16. DOI:10.1109/TGRS.2024.3390236.

作者简介:

张玉华(2001–), 女, 在读硕士研究生, 主要研究方向为合成孔径雷达成像. email: zhangyuhua212@outlook.com.

宋月(1996–), 男, 在读博士研究生, 主要研究方向为合成孔径雷达成像.

李中余(1988–), 男, 博士, 研究员, 主要研究方向为双/多基雷达舰船目标检测与成像技术.

武俊杰(1982–), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为前视 SAR 成像技术.

杨建宇(1963–), 男, 博士, 教授, 主要研究方向为新体制雷达成像技术.