

# 基于即插即用 2D-FISTA 的高分辨 ISAR 成像方法

杨子聪<sup>1</sup>, 李小勇<sup>2</sup>, 白雪茹<sup>1\*</sup>

(1. 西安电子科技大学雷达信号处理国家级重点实验室, 西安, 710071;  
2. 西安电子科技大学电子信息攻防对抗与仿真技术教育部重点实验室, 西安, 710071)

**摘要** 基于即插即用框架, 将二维快速迭代收缩阈值算法与深度去噪网络 DnCNN 相结合, 提出对不同信噪比回波稳健的逆合成孔径雷达高分辨成像方法 PnP 2D-FISTA。首先建立二维 ISAR 成像的信号模型与稀疏观测模型, 给出 2D-FISTA 成像的迭代公式, 然后用 DnCNN 作为去噪器代替软阈值收缩函数, 获得良好的图像重构与去噪性能。仿真与实测数据实验结果表明, PnP 2D-FISTA 能在不同信噪比条件下实现高效成像, 并具有较好的重构性能与噪声鲁棒性。

**关键词** 逆合成孔径雷达成像; 稀疏信号重构; 即插即用; 二维快速迭代收缩阈值算法

**DOI** 10.3969/j.issn.2097-1915.2023.01.006

**中图分类号** TN957.52 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2023)01-0038-07

## A High-Resolution ISAR Imaging Based on Plug and Play 2D-FISTA

YANG Zicong<sup>1</sup>, LI Xiaoyong<sup>2</sup>, BAI Xueru<sup>1\*</sup>

(1. National Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China;  
2. Key Laboratory of Electronic Information Countermeasure and Simulation Technology  
of Ministry of Education, Xidian University, Xi'an 710071, China)

**Abstract** Based on plug and play (PnP) framework, a PnP 2D-FISTA is proposed in this paper in combination with two dimensional fast iterative shrinkage thresholding algorithm (2D-FISTA) and deep de-noising network DnCNN for effective high-resolution inverse synthetic aperture radar (ISAR) imaging on data with different signal-to-noise ratios. Firstly, models on signals and sparse observation of 2D ISAR imaging are established by this method, and iterative steps of the 2D-FISTA are introduced. Then, being used as a de-noiser, the trained deep de-noising network DnCNN replaces the soft threshold shrinkage function, achieving good reconstruction and de-noising performance. The experimental results show that PnP 2D-FISTA can achieve effectively high-resolution ISAR imaging with good reconstruction performance and noise-robustness under different signal-to-noise ratio conditions.

**Key words** inverse synthetic aperture radar (ISAR) imaging; sparse signal reconstruction; plug and play; two dimensional fast iterative shrinkage thresholding algorithm

收稿日期: 2022-09-13

基金项目: 国家自然科学基金(62131020, 61971332)

作者简介: 杨子聪(1999-), 男, 河南信阳人, 硕士生, 研究方向为高分辨雷达成像。E-mail: 21021210903@stu.xidian.edu.cn

通信作者: 白雪茹(1984-), 女, 河北内邱人, 教授, 研究方向为高分辨雷达成像、雷达目标识别。E-mail: xrbai@xidian.edu.cn

**引用格式:** 杨子聪, 李小勇, 白雪茹. 基于即插即用 2D-FISTA 的高分辨 ISAR 成像方法[J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(1): 38-44. YANG Zicong, LI Xiaoyong, BAI Xueru. A High-Resolution ISAR Imaging Based on Plug and Play 2D-FISTA[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2023, 24(1): 38-44.

逆合成孔径雷达 (inverse synthetic aperture radar, ISAR) 通过发射大时宽带宽信号以获得距离高分辨,并通过目标与雷达的相对转动获得方位高分辨,在太空态势感知及空中目标监视方面发挥着重要作用<sup>[1-2]</sup>。在理想观测环境下,如高信噪比完整回波,通过现有经典算法距离-多普勒算法 (range-doppler, RD)<sup>[3]</sup> 或极坐标格式算法 (polar formatting algorithm, PFA)<sup>[4]</sup> 能获得聚焦良好的二维高分辨 ISAR 像。但是,当目标雷达截面积较小或观测距离较远时,受发射功率限制,回波信噪比较低。此外,由于各种有源和无源干扰,以及认知雷达的资源调度将导致稀疏频带或稀疏孔径观测<sup>[5]</sup>,上述复杂观测环境会导致现有算法性能迅速下降甚至失效。由于 ISAR 图像具有稀疏性,因此基于稀疏信号重构理论的 ISAR 成像方法近年来受到了雷达成像领域的广泛关注<sup>[6-8]</sup>。

稀疏信号重构方法首先建立 ISAR 成像的稀疏观测模型,从而将稀疏 ISAR 成像问题转化为稀疏信号重构问题,并通过设计、求解不同的优化目标函数获得高分辨 ISAR 图像。稀疏信号重构方法主要包括 L0 范数和 L1 范数优化方法。其中,L0 范数优化方法包括正交匹配追踪 (orthogonal matching pursuit, OMP)<sup>[9]</sup> 及平滑 L0 范数优化方法<sup>[10]</sup> 等,该方法运算速度快,但容易陷入局部最优解,且对噪声敏感。L1 范数优化方法能获得全局最优解,典型求解方法包括快速迭代收缩阈值算法 (fast iterative shrinkage thresholding algorithm, FISTA)<sup>[11]</sup> 和交替方向乘子法 (alternating direction method of multipliers, ADMM)<sup>[12]</sup> 等。但是,其正则化参数的取值直接影响稀疏重构的性能,且需要手动调优才能获得聚焦图像。针对二维 ISAR 成像时,直接采用向量优化方法求解所占内存大、运算复杂度高等问题,可通过矩阵变换直接给出矩阵形式的迭代算法,从而提高计算效率,典型方法包括二维平滑 L0 范数方法 (two dimensional smooth L0, 2D-SL0)<sup>[13]</sup> 和二维快速迭代收缩阈值算法 (two dimensional fast iterative shrinkage thresholding algorithm, 2D-FISTA)<sup>[14]</sup> 等。虽然稀疏信号重构方法具有明确的物理意义及理论支撑,但其最优正则化参数的选择仍为开放性问题。

随着深度学习理论及方法的快速发展,基于深度网络的 ISAR 成像方法可实现高质量聚焦成像。该方法通过网络结构设计和训练直接学习原始图像到标签图像之间的非线性映射<sup>[15]</sup>。得益于其强大的特征提取和数据拟合能力,该方法对噪声具有鲁棒性,但由于缺乏理论支撑,在数据缺损等复杂

观测条件下,重构性能不佳。

在传统的正则化理论中,大多数正则化器都有明确的数学表达式。但对于隐式正则化而言,其没有明确的数学公式,基础是一般近端算子与正则化去噪的数学等价性。基于此,本文采用先进的去噪器代替近端算子,提出一种灵活且性能强大的即插即用框架<sup>[16]</sup>,即在 L1 范数优化中采用隐式的去噪网络 DnCNN 代替显式的软阈值函数。即插即用的优势在于无需通过明确的优化建模即可使用最先进的去噪算法,具有较高的灵活性,不仅避免了正则化参数调优且能获得更好的去噪性能。

本文针对现有 L1 范数优化方法在不同信噪比条件下去噪性能不佳问题,将 2D-FISTA 算法与深度去噪网络 DnCNN<sup>[17]</sup> 相结合,提出基于 PnP 2D-FISTA 的高分辨 ISAR 成像方法。

## 1 信号模型

ISAR 目标一般非合作,其相对于雷达的运动可分解为平动分量和转动分量,前者会导致距离像发生偏移并引入初相误差,从而导致图像散焦,因此需进行平动补偿<sup>[18]</sup>,从而将回波转化为转台模型。假设雷达发射线性调频 (linear frequency modulation, LFM) 信号:

$$s(\hat{t}, t_m) = \text{rect}\left(\frac{\hat{t}}{T_p}\right) \exp(j2\pi(f_c \hat{t} + \frac{1}{2}\gamma \hat{t}^2)) \quad (1)$$

式中:  $\text{rect}(u) = \begin{cases} 1, & |u| \leq 1/2 \\ 0, & |u| > 1/2 \end{cases}$  为矩形窗函数;  $f_c$ 、 $T_p$  和  $\gamma$  分别表示中心频率、脉冲宽度和调频率。全时间  $t = \hat{t} + t_m$ , 由快时间  $\hat{t}$  和慢时间  $t_m$  组成。

令目标满足“一步一停”模型,其包含  $P$  个散射点,则其回波可表示为:

$$s_R(\hat{t}, t_m) = \sum_{p=1}^P A_p \text{rect}\left(\frac{\hat{t} - (2R_p(t_m)/c)}{T_p}\right) \cdot \exp(j2\pi f_c (\hat{t} - (2R_p(t_m)/c))) \cdot \exp(j\pi\gamma (\hat{t} - (2R_p(t_m)/c))^2) \quad (2)$$

式中:  $A_p$ 、 $R_p(t_m)$  分别表示第  $p$  个散射点的后向散射系数及其到雷达的瞬时距离。解线频调后,第  $p$  个散射点在距离频率-慢时间域的回波可表示为:

$$s_p(f, t_m) = A_p \text{rect}\left(\frac{f}{B}\right) \exp\left(-j\frac{4\pi}{c}(f + f_c)R_{ps}(t_m)\right) \quad (3)$$

式中:  $f \in \left[-\frac{B}{2}, \frac{B}{2}\right]$  为距离频率;  $B$  为带宽;  $R_{ps}$  为散射点  $p$  到参考点  $s$  之间的瞬时斜距。

在平稳目标,小转角观测条件下,  $R_{ps}$  可近

似为:

$$R_{ps} \approx x_p \omega_{rot} t_m + y_p \quad (4)$$

式中:  $x_p, y_p$  为散射点  $p$  在参考坐标系上的坐标;  $\omega_{rot}$  为目标旋转角频率。

将回波  $s_p(f, t_m)$  离散化后, 可得矩阵形式的  $\mathbf{Y} \in \mathbf{C}^{M \times N}$ , 此时式(3)可改写为<sup>[19]</sup>:

$$\mathbf{Y} = \Phi_1 \mathbf{X} \Phi_2 + \mathbf{N} \quad (5)$$

式中:  $\Phi_1 \in \mathbf{C}^{M \times U}$  为距离字典;  $\mathbf{X}$  为二维散射点分布;  $\Phi_2 \in \mathbf{C}^{V \times N}$  为方位字典;  $\mathbf{N} \in \mathbf{C}^{M \times N}$  为复噪声矩阵。在频带或方位稀疏观测条件下,  $M < U, N < V$ 。

## 2 2D-FISTA 算法

为了求解式(5)中的  $\mathbf{X}$ , 构建优化目标函数:

$$\min_{\mathbf{X}} \left\{ \frac{1}{2} \|\Phi_1 \mathbf{X} \Phi_2 - \mathbf{Y}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{X}\|_1 \right\} \quad (6)$$

式(6)可通过 2D-FISTA 进行求解, 其迭代公式<sup>[20]</sup>为:

$$\mathbf{X}_n = S_{\text{csoft}} \left( \mathbf{Y}_n - \frac{1}{L} \Phi_1^H (\Phi_1 \mathbf{Y}_n \Phi_2 - \mathbf{Y}) \Phi_2^H, \frac{\lambda}{L} \right) \quad (7)$$

$$t_{n+1} = (1 + \sqrt{1 + 4t_n^2}) / 2 \quad (8)$$

$$\mathbf{Y}_{n+1} = \mathbf{X}_n + (\mathbf{X}_n - \mathbf{X}_{n-1}) \frac{t_n - 1}{t_{n+1}} \quad (9)$$

式中:  $\mathbf{Y}_n$  为矩阵形式的辅助变量;  $t_n$  为提高算法全局收敛速度的参数<sup>[21]</sup>。由于 ISAR 回波为复数据, 因此采用复数软阈值收缩函数<sup>[20]</sup>:

$$S_{\text{csoft}}(\mathbf{G}, \alpha) = \frac{\max\{|\mathbf{G}_{ij}| - \alpha, 0\}}{\max\{|\mathbf{G}_{ij}| - \alpha, 0\} + \alpha} \mathbf{G}_{ij} = \begin{cases} \frac{\mathbf{G}_{ij}}{|\mathbf{G}_{ij}|} (|\mathbf{G}_{ij}| - \alpha), & |\mathbf{G}_{ij}| > \alpha \\ 0, & |\mathbf{G}_{ij}| \leq \alpha \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{G}$  表示复数软阈值收缩函数的输入;  $\alpha = \frac{\lambda}{L}$ ,  $\lambda$  为正则化参数,  $L = \lambda_{\max}(\Phi^H \Phi)$ ,  $\Phi = \Phi_2^H \otimes \Phi_1$ ,  $\otimes$  是克罗内克积。

基于 2D-FISTA 算法的高分辨 ISAR 成像流程如表 1 所示, 其中  $N$  表示算法迭代总次数。

表 1 2D-FISTA 算法流程

1) 初始化: $\lambda, t_1, \mathbf{X}_0, \mathbf{Y}_1$
2) For $n = 1; N$
根据式(7)更新 $\mathbf{X}_n$ ;
根据式(8)更新 $t_{n+1}$ ;
根据式(9)更新 $\mathbf{Y}_{n+1}$ ;
End
3) 根据式(7)输出 $\mathbf{X}_{N+1}$

## 3 PnP 2D-FISTA 算法

基于 2D-FISTA 的 ISAR 成像方法在缺损数据

上具有较好的重构性能, 但当回波信噪比变化时, 不仅内部参数需要手动调优, 耗时较长, 而且重构结果质量有所下降。针对上述问题, 本文将 2D-FISTA 与深度去噪网络 DnCNN 结合, 将式(7)中的软阈值函数用预先训练好的深度去噪网络 DnCNN 代替:

$$\mathbf{X}_n = D(\mathbf{Z}_n) \quad (11)$$

式中:  $D(\cdot)$  为没有残差学习和批量归一化的深度去噪网络 DnCNN。其网络结构见图 1, DnCNN 共有 4 层, 前 3 层为卷积层与 ReLU 激活函数相结合的形式, 每个卷积层有 64 个卷积核, 核的大小为  $3 \times 3$ 。最后一层仅为卷积层, 包含 1 个卷积核, 核的大小为  $3 \times 3$ 。

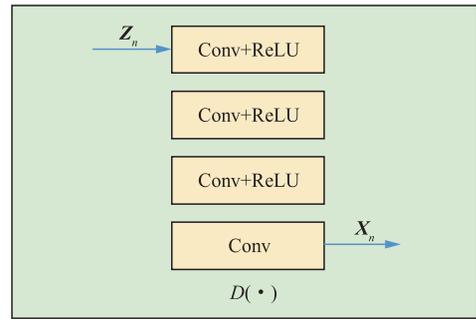


图 1 深度去噪网络结构

根据式(7),  $\mathbf{Z}_n$  可表示为:

$$\mathbf{Z}_n = \mathbf{Y}_n - \theta \Phi_1^H (\Phi_1 \mathbf{Y}_n \Phi_2 - \mathbf{Y}) \Phi_2^H \quad (12)$$

式中:  $\theta$  为手动可调参数以确保算法收敛<sup>[22]</sup>。

基于 PnP 2D-FISTA 算法的高分辨 ISAR 成像流程见表 2,  $N$  为算法迭代总次数。

表 2 PnP 2D-FISTA 算法流程

1) 初始化: $\theta, t_1, \mathbf{X}_0, \mathbf{Y}_1$
2) For $n = 1; N$
根据式(12)更新 $\mathbf{Z}_n$ ;
根据式(11)更新 $\mathbf{X}_n$ ;
根据式(8)更新 $t_{n+1}$ ;
根据式(9)更新 $\mathbf{Y}_{n+1}$ ;
End
3) 根据式(11)输出 $\mathbf{X}_{N+1}$

得益于 DnCNN 强大的去噪性能, PnP 2D-FISTA 算法在保证重构性能的同时, 在不同信噪比回波上具有较好的去噪性能, 实现对信噪比稳健的高分辨 ISAR 成像。

## 4 实验结果

本节我们将在不同信噪比回波上, 对 PnP 2D-FISTA 的重构性能进行验证, 二维缺损形式如图 2(a)所示, 其中黄色部分表示可用数据, 蓝色部分表示缺损数据, 缺损率为 50%。

首先,对 DnCNN 进行训练。共生成 1 000 幅标签图像,每幅标签图像由位置随机分布,幅度服从高斯分布的二维散射点组成,其中训练集由 800 个样本组成,网络输入为加噪后的标签图像,其图像域信噪比设置为 2~20 dB,然后计算网络输出与标签图像的归一化均方误差,并将其作为损失函数对 DnCNN 进行训练。测试集由 200 个样本组成,其图像域信噪比分别设置为 5 dB、10 dB 和 15 dB,用来测试 DnCNN 在不同信噪比条件下的去噪效果。典型的测试样本标签如图 2(b)所示。

对于 DnCNN 在复数据上的训练与测试,可将

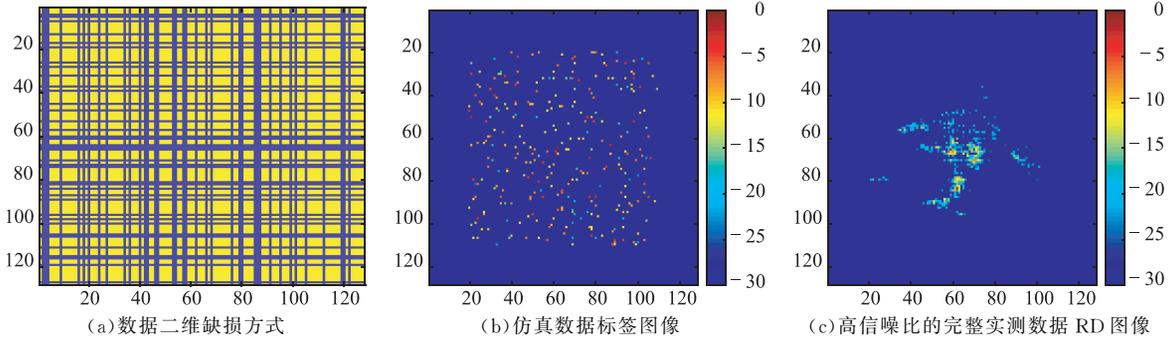


图 2 测试集数据说明

#### 4.1 仿真数据

图 2(b)的仿真数据成像结果见图 3。

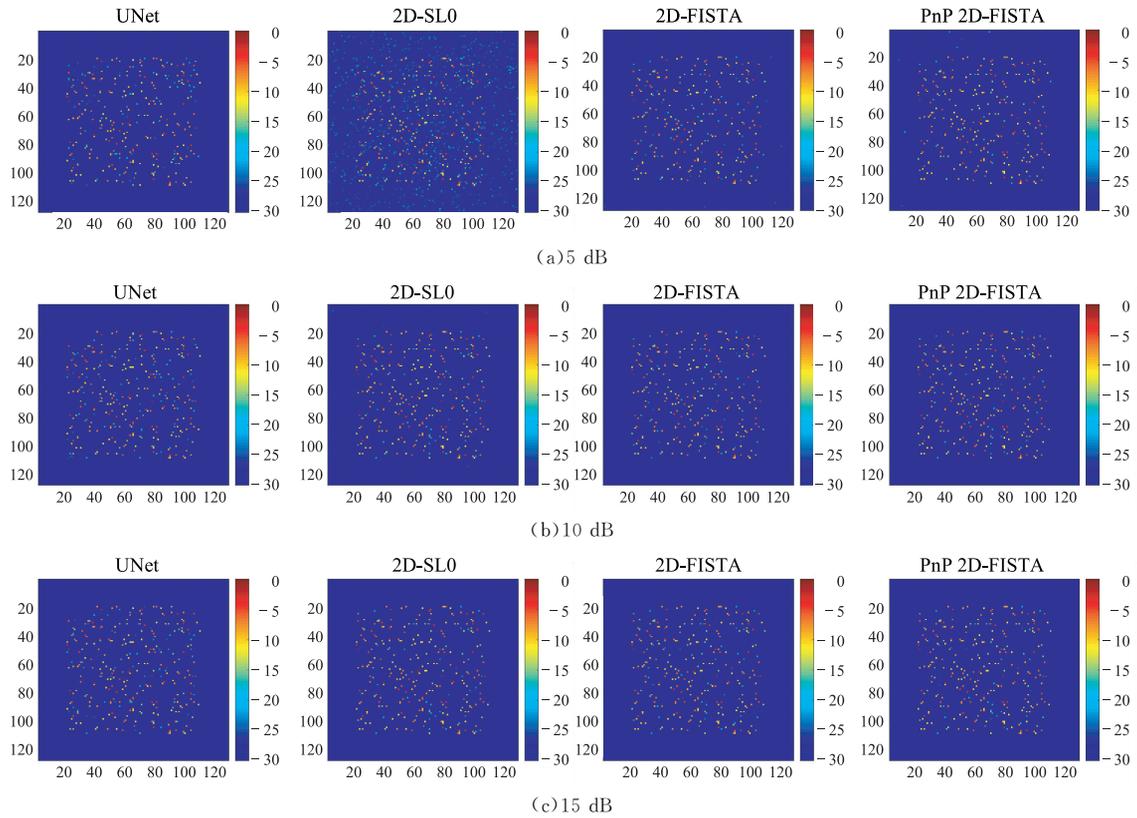


图 3 不同信噪比仿真数据重构结果

复数的实虚部进行拼接变换为实数进行处理。具体而言,给定复数向量  $\mathbf{x} \in \mathbf{C}^{N \times 1}$ ,  $\mathbf{y} \in \mathbf{C}^{M \times 1}$  和复数矩阵  $\Phi \in \mathbf{C}^{M \times N}$ ,则复数乘法可以表示为式(13)的形式。

$$\begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{y}) \\ \text{Im}(\mathbf{y}) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \text{Re}(\Phi) - \text{Im}(\Phi) \\ \text{Im}(\Phi) \quad \text{Re}(\Phi) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \text{Re}(\mathbf{x}) \\ \text{Im}(\mathbf{x}) \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中:  $\text{Re}(\cdot)$  与  $\text{Im}(\cdot)$  分别表示取实部与取虚部操作。

为了评估 PnP 2D-FISTA 的成像性能,作为比较,本文给出 UNet、2D-SL0 与 2D-FISTA 的成像结果,并计算了归一化均方误差、峰值信噪比、结构相似度、图像熵和运行时间等评价指标。

测试集的脉压后回波在不同信噪比条件下的平均图像质量评价指标见表3~5,图4给出了信噪比为2~20 dB条件下的平均图像质量评价指标对比。可以看出,在信噪比为2~20 dB条件下,PnP 2D-FISTA具有最小的归一化均方误差,最大的峰值信噪比和结构相似度,说明在不

同信噪比情况下 PnP 2D-FISTA 重构结果较好,去噪性能较强。得益于 DnCNN 强大的去噪性能,PnP 2D-FISTA 获得了优于 2D-FISTA 的成像结果。UNet 在二维缺损情况下重构结果较差。2D-SL0 算法在低信噪比情况下,背景噪声较为明显。

表3 5 dB条件下不同算法评价指标

算法	归一化均方误差	峰值信噪比	结构相似度	时间/s
UNet	0.315 2	44.30	0.968 7	0.01
2D-SL0	0.517 7	39.99	0.896 5	0.01
2D-FISTA	0.224 9	47.23	0.985 5	0.15
PnP 2D-FISTA	0.184 9	49.08	0.988 8	0.01

表4 10 dB条件下不同算法评价指标

算法	归一化均方误差	峰值信噪比	结构相似度	时间/s
UNet	0.281 5	45.28	0.974 6	0.01
2D-SL0	0.291 0	44.99	0.964 5	0.01
2D-FISTA	0.137 9	51.50	0.994 7	0.16
PnP 2D-FISTA	0.097 5	54.60	0.996 8	0.01

表5 15 dB条件下不同算法评价指标

算法	归一化均方误差	峰值信噪比	结构相似度	时间/s
UNet	0.270 3	45.64	0.976 4	0.01
2D-SL0	0.163 5	50.00	0.988 5	0.01
2D-FISTA	0.085 3	55.68	0.998 1	0.16
PnP 2D-FISTA	0.059 8	58.80	0.998 8	0.01

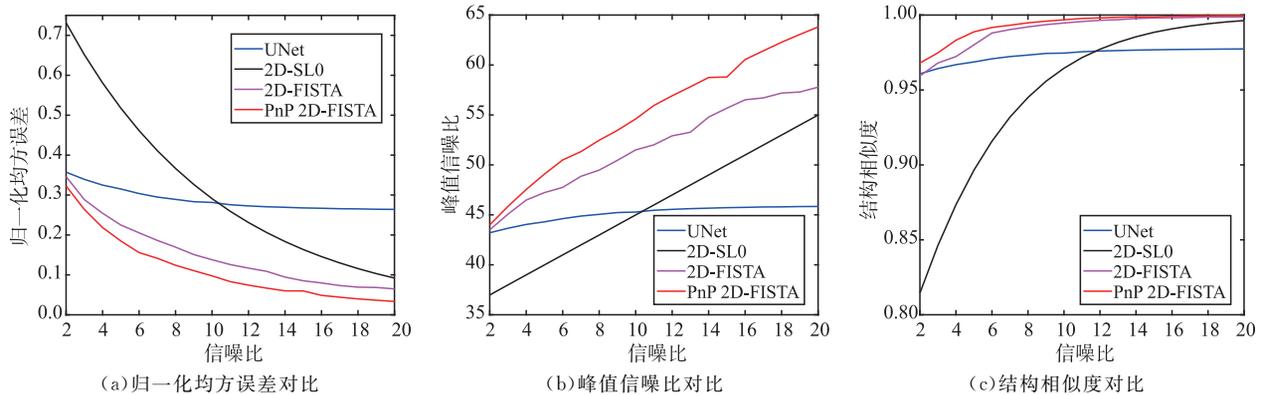
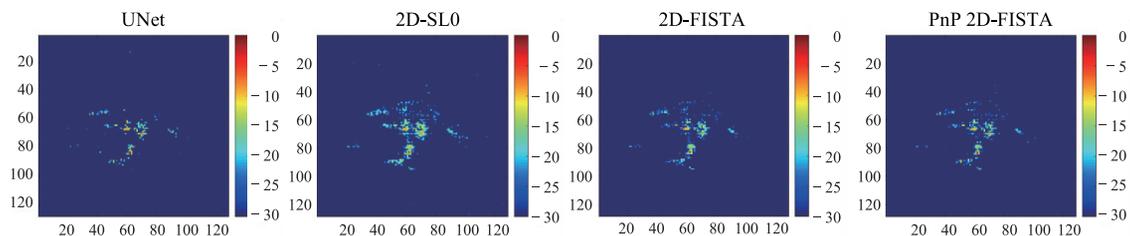


图4 不同信噪比仿真数据评价指标对比

## 4.2 实测数据

对于如图2(c)所示的实测数据,成像结果见图5,图像熵与计算时间见表6。可以看出,UNet 重构结果中飞机部件缺损较为严重,重构结果较差。

2D-SL0 在低信噪比情况下噪声比较明显,熵值较高。PnP 2D-FISTA 相较于 2D-FISTA 在不同信噪比情况下均获得了更好的重构结果,证明了本文算法的有效性。



(a) 5 dB

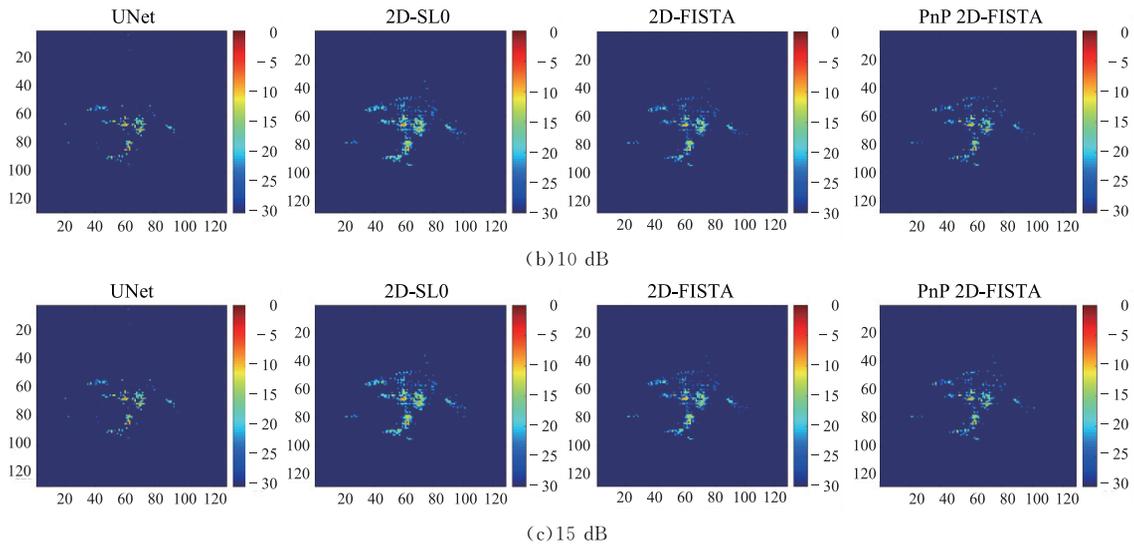


图 5 不同信噪比实测数据重构结果

表 6 不同信噪比实测数据重构评价指标

算法	5 dB		10 dB		15 dB	
	图像熵	时间/s	图像熵	时间/s	图像熵	时间/s
UNet	0.585 9	0.25	0.628 4	0.23	0.674 4	0.25
2D-SL0	3.026 6	0.28	2.332 2	0.24	1.742 2	0.24
2D-FISTA	0.399 7	1.06	0.375 6	1.01	0.363 3	0.91
PnP 2D-FISTA	0.350 8	0.28	0.324 6	0.28	0.311 5	0.32

## 5 讨论

深度去噪网络 DnCNN 有较多可调参数, 特别是其参数数量受 DnCNN 深度影响较大。为获得最佳成像效果, 本节着重分析 DnCNN 深度对

去噪性能的影响。图 6 给出了不同信噪比条件下, 归一化均方误差、峰值信噪比与结构相似度等指标随 DnCNN 深度的变化曲线。其中, 当 DnCNN 深度大于 3 时, 去噪性能趋于稳定, 因此在文中将 DnCNN 深度设置为 3 以获得最佳成像效果。

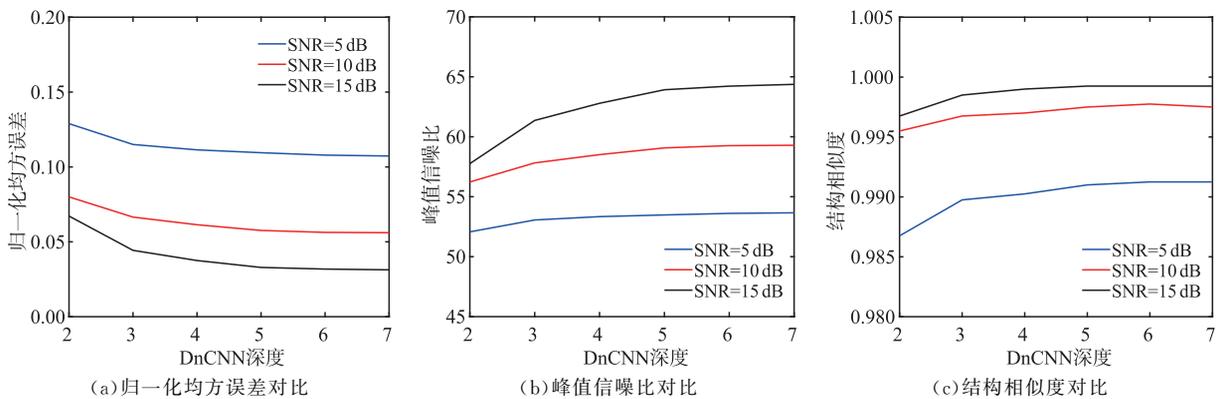


图 6 不同深度仿真数据评价指标对比

## 6 结语

针对现有 L1 范数优化方法在不同信噪比条件下去噪性能不佳的问题, 本文提出基于 PnP 2D-FISTA 的高分辨 ISAR 成像方法。首先通过建模给出了 2D-FISTA 算法的迭代公式, 然后利用即插即用技术, 将其与深度去噪网络 DnCNN 相结合,

提出了 PnP 2D-FISTA 算法, 在保证重构性能的同时, 增强了去噪性能, 提高了在不同信噪比条件下的成像稳健性。实验结果表明, PnP 2D-FISTA 能在不同信噪比的仿真与实测数据上获得优于其他成像算法的成像结果, 证明了所提算法的有效性。

未来将在回波缺损形式不同的情况下, 研究如何提高稀疏信号重构算法对缺损形式的鲁棒性。

## 参考文献

- [1] 杨虹,张雅声,徐灿. 基于 trace 特征的 ISAR 像空间目标识别[J]. 电子学报,2020,48(3):431-441.
- [2] 彭正翔,张群,刘治东,等. 一种基于正交脉冲分集的 ISAR 欺骗干扰消除与识别方法[J]. 空军工程大学学报(自然科学版),2022,23(2):39-45.
- [3] XU G, XING M D, ZHANG L, et al. Sparse Apertures ISAR Imaging and Scaling for Maneuvering Targets[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2014,7(7):2942-2956.
- [4] 符吉祥,孙光才,邢孟道. 一种大转角 ISAR 两维自聚焦平动补偿方法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(12):2889-2898.
- [5] 宫宇. 基于改进 OMP 的稀疏 ISAR 成像研究[D]. 黑龙江:哈尔滨工业大学,2021.
- [6] BAI X R, ZHANG Y, ZHOU F. High-Resolution Radar Imaging in Complex Environments Based on Bayesian Learning with Mixture Models [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2019,57(2):972-984.
- [7] 杨磊,夏亚波,毛欣瑶,等. 基于分层贝叶斯 Lasso 的稀疏 ISAR 成像算法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(3):623-631.
- [8] 雷大力,洪峻,王宇,等. 加速迭代硬阈值 ISAR 稀疏成像[J]. 遥感学报,2015,19(5):770-779.
- [9] KHWAJA A, ZHANG X P. Compressed Sensing Based Image Formation of SAR/ISAR Data in Presence of Basis Mismatch[C] //2012 19th IEEE International Conference on Image Processing, [S. l.]: IEEE,2012 : 901-904.
- [10] 冯俊杰,王永会. 平滑 L0 范数稀疏信号重构 ISAR 成像算法 [J]. 电脑知识与技术, 2018, 14(34):170-171.
- [11] WEI X, YANG J, LV M, et al. ISAR High-Resolution Imaging Method with Joint FISTA and VGGNet [J]. IEEE Access, 2021, 9:86685-86697.
- [12] HASHEMPOUR H R. Sparsity-Driven ISAR Imaging Based on Two-Dimensional ADMM[J]. IEEE Sensors Journal, 2020,20(22):13349-13356.
- [13] ZHANG D, ZHANG Y S, FENG C Q. Joint-2D-SL0 Algorithm for Joint Sparse Matrix Reconstruction[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2017:1-7.
- [14] 李少东,陈文峰,杨军,等. 二维稀疏信号的联合压缩感知方法研究[J]. 信号处理,2016,32(4):395-403.
- [15] HU C Y, WANG L, LI Z, et al. Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging Using a Fully Convolutional Neural Network[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters,2020,17(7):1203-1207.
- [16] SINGANALLUR V V, CHARLES A B, BRENDT W. Plug-and-Play Priors for Model Based Reconstruction[C]//IEEE Global Conference on Signal and Information Processing. Austin,TX,USA:IEEE, 2013:945-948.
- [17] ZHANG K, ZUO W M, CHEN Y J, et al. Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2016, 26(7):3142-3155.
- [18] YUAN Y, LUO Y, KANG L, et al. Range Alignment in ISAR Imaging Based on Deep Recurrent Neural Network[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2022, 19:1-5.
- [19] ZHAO L, WANG L, YANG L, et al. The Race to Improve Radar Imagery: An Overview of Recent Progress in Statistical Sparsity-Based Techniques [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2016, 33(6):85-102.
- [20] LI S D, CHEN F W, YANG J, et al. A Novel 2D Complex FISTA for ISAR Imaging[C]// IET International Radar Conference 2015. Hangzhou, China: IET, 2015: 1-4.
- [21] KAMILOV U S, MANSOUR H, WOHLBERG B. A Plug-and-Play Priors Approach for Solving Nonlinear Imaging Inverse Problems[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2017, 24(12):1872-1876.
- [22] OCHS P, CHEN Y, BROX T, et al. iPiano: Inertial Proximal Algorithm for Nonconvex Optimization [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences,2014, 7(2):1388-1419.

(编辑:徐敏)