基于RM核算子学习驱动的非视距毫米波雷达三维成像方法

陈 锟[①] 韦顺军[*①②] 蔡 响[①] 王 谋[①②] 张 浩[①]
崔国龙[①] 张晓玲[①] 陈思远[③]

[①](电子科技大学信息与通信工程学院 成都 611731)
[②](精密测量雷达系统技术四川省重点实验室 成都 611731)
[③](北京控制与电子技术研究所 北京 100038)

摘要：非视距(NLOS)毫米波雷达三维成像利用电磁波反射、衍射、散射、穿透等传播特性，实现对隐蔽环境目标的探测、定位和成像，在无人驾驶、灾害救援、城市作战等领域具有重要应用潜力。然而，受实际非视距场景中反射面、遮挡面等不确定性引入的相位误差、孔径遮蔽、多径效应影响，雷达成像出现分辨率差、伪影增多等问题。针对上述问题，结合深度展开网络和环境先验感知，该文提出了一种基于距离徙动(RM)算子学习驱动的非视距毫米波雷达三维成像方法。首先，建立了拐角(LAC)场景下非视距毫米波雷达三维成像模型，引入RM核算子提高成像效率，降低计算复杂度；其次，构建了一种基于快速迭代收缩阈值(FISTA)框架的高精度非视距三维成像网络，利用非视距场景特性，将算法参数设计为网络权重的函数，实现非视距目标高精度、高效率三维重构；最后，搭建了近场非视距毫米波雷达成像平台，完成了理想与非理想反射面场景下金属字母“O”“S”以及埃菲尔铁塔模型、人造卫星模型等目标的实验验证，结果表明所提方法在提升三维成像精度的同时，运行速度较传统稀疏成像算法提升了两个数量级。

关键词：非视距成像；毫米波雷达；多径散射；深度展开；稀疏重构

中图分类号：TN957.52 **文献标识码：**A **文章编号：**2095-283X(2026)01-0042-22

DOI: 10.12000/JR25132 **CSTR**: 32380.14.JR25132

引用格式：陈锟, 韦顺军, 蔡响, 等. 基于RM核算子学习驱动的非视距毫米波雷达三维成像方法[J]. 雷达学报(中英文), 2026, 15(1): 42–63. doi: 10.12000/JR25132.

Reference format: CHEN Kun, WEI Shunjun, CAI Xiang, *et al*. RM operator learning-driven non-line-of-sight 3D imaging method for millimeter wave radar[J]. *Journal of Radars*, 2026, 15(1): 42–63. doi: 10.12000/JR25132.

RM Operator Learning-driven Non-line-of-sight 3D Imaging Method for Millimeter Wave Radar

CHEN Kun[①] WEI Shunjun[*①②] CAI Xiang[①] WANG Mou[①②] ZHANG Hao[①]
CUI Guolong[①] ZHANG Xiaoling[①] CHEN Siyuan[③]

[①](*School of Information and Communication Engineering, University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu* 611731, *China*)
[②](*Sichuan Provincial Key Laboratory of Precision Measurement Radar System Technology, Chengdu* 611731, *China*)
[③](*Beijing Institute of Control and Electronics Technology, Beijing* 100038, *China*)

收稿日期：2025-07-22；改回日期：2025-12-11；网络出版：2026-01-05
*通信作者： 韦顺军 weishunjun@uestc.edu.cn *Corresponding Author: WEI Shunjun, weishunjun@uestc.edu.cn
基金项目：国家自然科学基金(62271108, 62401119)，四川省自然科学基金(2025ZNSFSC0526)
Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (62271108, 62401119), The Natural Science Foundation of Sichuan Province (2025ZNSFSC0526)
责任主编：仇晓兰 Corresponding Editor: QIU Xiaolan

Abstract: Non-Line-Of-Sight (NLOS) millimeter wave radar 3D imaging leverages electromagnetic wave propagation characteristics such as reflection, diffraction, scattering, and penetration to detect, locate, and image hidden targets in occluded environments. It holds significant potential for applications in autonomous driving, disaster rescue, and urban warfare. However, uncertainties introduced by reflection surfaces and occluding objects in practical NLOS scenarios, such as phase errors, aperture shadowing, and multipath effect, lead to issues like blurred imaging and increased artifacts in radar imaging. To address these challenges, this study proposes a 3D imaging method for NLOS millimeter wave radar based on Range Migration (RM) operator learning, leveraging the adaptive optimization properties of deep unfolding networks and prior environmental perception. First, a 3D imaging model for NLOS millimeter wave radar in Looking Around Corner (LAC) scenarios is established. An RM kernel operator is introduced to enhance imaging efficiency and reduce computational complexity. Second, a high-precision NLOS 3D imaging network is constructed based on the Fast Iterative Shrinkage/Thresholding Algorithm (FISTA) framework. Utilizing features specific to NLOS scenes and designing algorithm parameters as functions of network weights, the method achieves high-precision, high-efficiency 3D reconstruction of NLOS targets. Finally, a near-field NLOS millimeter wave radar imaging platform is developed. Experimental validations are performed on targets, including metal letters “O” and “S”, an Eiffel Tower model, and an artificial satellite model, under both ideal and non-ideal reflection surface conditions. The results demonstrate that the proposed method significantly improves 3D imaging precision, achieving a two-orders-of-magnitude increase in computational speed over traditional sparse imaging algorithms.

Key words: Non-Line-Of-Sight (NLOS) imaging; Millimeter wave radar; Multipath scattering; Deep unfolding; Sparse reconstruction

1　引言

非视距(Non-Line-Of-Sight, NLOS)毫米波雷达三维成像技术是一种新兴的雷达成像技术，在雷达应用领域受到了越来越多的关注。在传统视距(Line-Of-Sight, LOS)场景中，雷达发射的电磁波经目标后向散射形成回波信号，该信号携带目标信息并通过视距路径返回接收机，经信号处理可实现目标的探测、定位与成像[1−3]。而在城市环境感知、智能驾驶、安全反恐等领域中，传统雷达成像探测方法在非视距环境中因目标受建筑结构遮挡而难以获取目标的信息，因此需要研究新的隐藏目标成像探测方法。电磁波在空间传播过程中发生的反射、衍射等效应统称为多径效应。非视距雷达成像技术主要利用传统雷达成像中视为干扰的多径信号，实现对雷达看不见的区域中隐匿目标的探测与成像，极大地扩展了雷达的应用场景[4,5]。然而，对雷达接收到的非视距回波进行成像处理时，由多径传播引起的虚假目标、能量衰减、杂波干扰会造成目标定位偏差、信噪比恶化等后果；此外，非视距成像场景中遮蔽面引入的孔径遮蔽以及不理想反射面引起的相位失真都会使得隐匿目标成像模糊；另外，城市非视距隐蔽目标的时空动态特性，给成像感知带来了快速响应的需求。因此需要结合非视距环境信息和多径散射机理，研究一些新的高精度高效率非视距成像算法。

NLOS成像技术最初应用于光学领域，其概念由Raskar和Davis[6]于2008年首次提出。这一研究突破了传统光学成像的视域限制，引起了学术界的关注。2009年，借助飞秒级激光器和超快高精度光子探测阵列，Kirmani等人[7]第1次实现了NLOS目标的图像重建。经过数十年发展，光学领域的NLOS成像技术已经取得了一定的研究成果[8−11]，然而，光子的发射与接收必须依赖于精密的光学仪器，导致硬件设备成本高昂，对校准精度和稳定性要求高，难以应用于大范围场景；同时光学成像的特性导致上述方法易受环境影响、对天气条件依赖性强，限制了其在全天时全天候复杂城市环境感知中的应用。此外，除了光信号外，还有学者研究了基于声波信号[12]、红外信号[13]以及WiFi信号[14]的NLOS成像方法，但都面临着成像分辨率低、应用场景受限、硬件成本高且部署困难等困境，无法满足城市环境感知、智能驾驶等大范围场景中隐匿目标高精度成像的需求。相对于上述的光学、声学、红外成像技术，雷达成像技术不仅具有全天时、全天候、大范围成像的优势，还有着硬件系统实现简单、成本低等特点，在非视距环境目标探测与成像中具有巨大的应用潜力[15,16]。

非视距雷达探测与成像技术根据电磁波的不同特性可以划分为两类，第1种是穿墙雷达(Through-Wall Radar, TWR)成像，该技术利用电磁波的透射特性，处理透射过遮蔽物的雷达回波获取目标信息；第2种是本文所研究的拐角(Looking Around

Corner, LAC)雷达成像场景，主要利用电磁波传播过程中的反射现象，实现对拐角场景内的隐匿目标探测成像。Guo等人[17]在已知建筑结构的条件下结合反射面先验信息和距离向脉冲压缩技术得到了目标的位置信息，实现了对NLOS目标的探测。Chen等人[18]建立了一种参数化的非视距多径传播模型，结合粒子群优化算法，用于估计未知环境中的建筑物布局与目标位置。而在LAC场景的雷达成像研究中，Wei等人[19]研究了基于MIMO毫米波雷达的非视距三维成像技术，提出了一种镜像对称后向投影(Mirror-Symmetry Back-Projection, MSBP)算法，解决了传统BP算法在非视距场景中的虚像问题，实现了非视距目标高精度三维重构；林雨青等人[20]提出了一种基于多径模型的低空无人机载阵列干涉SAR三维成像方法，通过建立低空球面波传播模型，结合MLESAC平面拟合算法识别建筑物反射面，并利用镜像重定位技术实现城市峡谷区域非视距目标的三维位置精确重建。针对非视距运动目标的成像方法，文献[21]提出了一种基于毫米波汽车雷达的NLOS逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)成像方法，利用距离徙动算法(Range Migration Algorithm, RMA)实现对隐匿的移动目标的高精度成像。综合而言，利用雷达回波的多径效应实现NLOS成像是可行的，但是现有方法如距离多普勒(Range Doppler, RD)[22]、后向投影算法[23]等，依赖于匹配滤波 (Match Filter, MF)理论框架，其性能受到经典瑞利分辨率限制，得到的非视距成像结果往往具有较高的旁瓣，难以适用于孔径受限及稀疏阵列天线条件下的非视距目标高精度成像。

近年来，压缩感知(Compressed Sensing, CS)稀疏重构等成像理论和方法取得了重大突破[24]，基于CS理论的SAR稀疏重构成像方法可以对低于奈奎斯特定理采样后的雷达回波进行成像，在SAR稀疏采样、分辨率提升、旁瓣抑制等方面展现了巨大优势[25–27]，为简化毫米波雷达三维成像系统、提高成像质量提供了新的思路。2007年，Baraniuk等人[27]首次将CS算法应用于雷达成像，在统一的成像质量指标下，应用CS算法可以降低系统带宽需求和成本，同时保证目标的成像精度。Zhu等人[28]提出了基于CS算法的TomoSAR成像方法，利用信号在高度向的稀疏性，通过L1范数正则化实现三维高精度成像。为了解决在SAR稀疏成像中相位误差引起的图像模糊问题，研究人员引入了稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)算法，提出了基于贝叶斯学习的稀疏自聚焦算法，利用最大似然估计同步优化相位误差补偿和稀疏图像重建，得到了高分辨率图像[29]。针对非视距场景下的SAR稀疏重构问题，Liu等人[30]建立了LAC场景下的雷达三维成像模型，引入全变分(Total Variation, TV)正则化算子，结合CS理论和镜像投影，提出了一种镜像对称稀疏全变分(Mirror Symmetry Sparse Total Variation, MSSTV)算法，通过实验验证了欠采样条件下算法的有效性。Cai等人[31,32]针对LAC场景中的隐匿目标探测成像问题，结合多路径散射模型，引入联合优化框架，通过实测实验验证了隐匿目标高精度重构的有效性。针对非视距场景下运动目标的毫米波雷达成像问题，Wen等人[33–35]提出了一系列联合杂波抑制、稀疏信号重建与镜面对称校正的算法，解决了目标遮挡、回波能量衰减及虚像生成等非视距成像领域的挑战。虽然基于CS理论的SAR成像方法相比传统MF理论可以提高成像质量、降低数据采样率、简化成像系统，但这些稀疏成像算法普遍存在着收敛慢、计算复杂、参数选择难等问题，阻碍了实际应用。

深度学习(Deep Learning, DL)的兴起推动了神经网络在压缩感知成像中的应用[36,37]。从文献[38]中衍生的算法展开思想，不仅有效解决了传统端到端深度网络架构可解释性不足的固有缺陷，更重要的是为突破传统稀疏重构算法计算效率瓶颈提供了新的方向。文献[39]指出，基于模型驱动的自学习深度展开网络可以自适应学习最优参数，同时可以利用GPU并行计算大幅度提高压缩感知磁共振成像效率。受此启发，有学者开始研究基于深度展开网络的SAR成像方法。Wang等人[40–43]提出了一系列基于凸优化松弛算法展开的SAR成像网络，在保证目标成像质量的同时，提高了SAR稀疏成像的计算效率。Pu等人[44]提出了一种基于自编码架构的SAE-Net，解决了SAR稀疏成像和自聚焦问题，其中自编码架构为基于交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)的展开网络。然而上述成像网络针对的是视距场景下SAR成像问题，在NLOS场景中由于存在多条回波路径以及多个反射面引入的相位误差，直接应用于NLOS场景会导致模型失配、成像精度低等问题。因此需要结合非视距毫米波雷达三维成像模型和多径传播特性，探究高精度高效率非视距三维学习成像算法。

为了解决上述问题，本文基于LAC场景下的近场毫米波雷达三维稀疏成像问题，提出了一种基于RM核算子学习驱动的非视距毫米波雷达成像方法，旨在结合多径回波模型和压缩感知稀疏重构理论，

抑制非视距场景带来的噪声、杂波等干扰因素。同时引入RM核算子避免大规模测量矩阵计算和存储，进一步提升稀疏重构算法的效率。此外，采用模型与数据驱动结合的思想，将所提非视距稀疏重构算法映射为深度展开网络，突破深度学习方法在视距场景下应用的局限性。本文的主要贡献如下：

(1) 建立了LAC场景下毫米波雷达成像模型，基于压缩感知理论，精确建模了目标散射系数与非视距回波之间的映射关系。

(2) 构建了非视距毫米波三维成像问题的RM核函数表征模型，并据此导出非视距稀疏重构算法，提高三维成像效率。

(3) 针对稀疏重构算法人工调参困难的问题，将所提非视距稀疏重构算法映射为深度展开网络，利用梯度下降、反向传播等方法自动更新算法参数，避免人工调参带来的精度损失。

(4) 搭建近场非视距毫米波雷达成像实验系统，采集LAC场景下，不同反射面条件的金属字母“O”和“S”以及埃菲尔铁塔和人造卫星模型的实测数据，探究所提方法的成像精度与效率。

2　非视距雷达信号模型与稀疏成像

2.1　非视距毫米波雷达信号模型

非视距雷达三维成像技术旨在从非视距目标的雷达回波信号中重构出目标的三维散射特征。与视距雷达类似，非视距雷达在距离向通过脉冲压缩获取距离分辨率，在方位向和俯仰向通过合成二维天线孔径获取空间二维分辨率。本文主要研究LAC场景下的非视距雷达成像问题，图1为LAC场景非视距成像几何模型，其中包含雷达天线阵列A、隐匿目标T_{a}、反射面W_1和遮挡面W_2。由于反射面和遮挡面的存在，非视距雷达可以利用电磁波的反射和衍射特性实现对隐匿目标的探测与成像，图1中R_{LOS}和R'_{LOS}分别表示雷达信号的不同传播路径，R_{NLOS}和R'_{NLOS}分别表示经过反射和衍射的雷达信号传播路径。

整个成像场景被W_2划分为视距区域Ω_{LOS}和非视距区域Ω_{NLOS}，天线阵列位于Ω_{LOS}中而隐匿目标位于Ω_{NLOS}中。同时由于W_2的遮挡，雷达发射的电磁波无法直接照射到隐匿目标，需要经过W_1反射或W_2衍射间接照射到隐匿目标，发生后向散射返回雷达接收天线。由于本文实验采用的雷达模块工作频率为77 GHz，波长很短，达到了3.89 mm，电磁波经过衍射后能量分散，雷达接收到的来自衍射路径的电磁波能量低于来自反射路径的能量，因此为了便于分析，本文忽略来自衍射路径的雷达信号，并假设反射面W_1为理想反射面，电磁波在W_1上发生镜面反射。

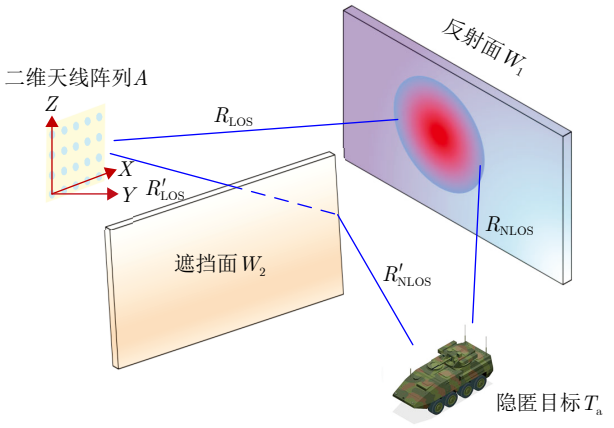


图 1 非视距毫米波雷达三维成像几何模型

Fig. 1 3D NLOS imaging geometry model for millimeter wave radar

定义Y轴为距离向，X轴为方位向，Z轴为俯仰向，天线阵列相位中心在X-Z平面均匀分布；$\boldsymbol{P}_{\mathrm{a}}(r)=(x_r,0,z_r)$表示第$r$个天线阵元相位中心的空间坐标，$\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}(k)=(x_k,y_k,z_k)$表示第$k$个目标散射点空间坐标。因此雷达信号从发射到接收的距离历史矩阵可以表示为

$$\boldsymbol{R}_{\mathrm{all}}=\left[\boldsymbol{R}_1^{\mathrm{T}}\ \ \boldsymbol{R}_2^{\mathrm{T}}\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{R}_r^{\mathrm{T}}\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{R}_{N_{\mathrm{a}}}^{\mathrm{T}}\right]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{R}^{N_{\mathrm{a}}\times N_{\mathrm{all}}}\tag{1}$$

其中，N_{a}表示天线阵元总数，N_{all}表示隐匿目标散射点总数；$\boldsymbol{R}_r\in\mathbb{R}^{1\times N_{\mathrm{all}}}$表示第$r$个天线阵元的距离历史矢量：

$$\boldsymbol{R}_r=\left[R_{r1}\ \ R_{r2}\ \ \cdots\ \ R_{rk}\ \ \cdots\ \ R_{rN_{\mathrm{all}}}\right]\in\mathbb{R}^{1\times N_{\mathrm{all}}}\tag{2}$$

$$\begin{cases}R_{rk}=R^r_{\mathrm{LOS}}+R^k_{\mathrm{NLOS}}\\ R^r_{\mathrm{LOS}}=||P_{\mathrm{a}}(r)-P_{\mathrm{w}}||_2\\ R^k_{\mathrm{NLOS}}=||P_{\mathrm{w}}-P_{\mathrm{t}}(k)||_2\end{cases}\tag{3}$$

其中，R_{rk}表示第r个天线阵元与第k个目标散射点之间的距离历史；R^r_{LOS}表示第r个阵元从阵列平面到反射区域的路径距离；R^k_{NLOS}表示从反射区域到第k个目标散射点的路径距离；P_{w}表示反射区域上点的空间坐标；$||\cdot||_2$表示L_2范数。

为了既能“看得远”又能“看得清”，雷达系统通常发射线性调频(Linear Frequency Modulation, LFM)信号：

$$s_T(t)=A\exp\left[\mathrm{j}\left(2\pi f_c t+\pi K t^2\right)\right]\tag{4}$$

其中，T表示LFM信号持续时间；A表示信号幅度；f_c表示载频频率；$K=B/T$表示调频斜率；B表示信号带宽。雷达发送天线发射信号后，经过$A\to W_1\to T_{\mathrm{a}}\to W_1\to A$路径返回接收天线，通过

与本地载波共轭相乘解调处理，第r个阵元接收到的目标回波信号为

$$S_r(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k,\tau)=\sum_{k=1}^{N_{\mathrm{all}}}\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)\times\gamma\times\exp\left[\mathrm{j}\pi K\left(\tau-\frac{2R_{rk}}{\mathrm{c}}\right)^2\right]\times\exp\left(-\mathrm{j}2\pi\frac{2R_{rk}}{\lambda}\right)\tag{5}$$

其中，τ表示快时间；$\sigma(\boldsymbol{P}_t^k)$表示目标后向散射系数；$\gamma$表示双向反射分布函数(Bidirectional Reflection Distribution Function, BRDF)，用于描述电磁波的反射路径受到电磁波波长、反射面材质以及粗糙程度等因素的影响，理想反射表面时$\gamma=1$；$\lambda=f_{\mathrm{c}}/\mathrm{c}$表示电磁波波长。经过快时间采样后，包含有隐匿目标几何、距离信息的雷达回波信号矩阵可以表示为

$$\boldsymbol{S}_{\mathrm{NLOS}}=\left[\boldsymbol{S}_1^{\mathrm{T}}\ \ \boldsymbol{S}_2^{\mathrm{T}}\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{S}_r^{\mathrm{T}}\ \ \cdots\ \ \boldsymbol{S}_{N_{\mathrm{a}}}^{\mathrm{T}}\right]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^{N_{\mathrm{a}}\times N_{\mathrm{r}}}\tag{6}$$

其中，N_{r}表示包含目标散射信息所需的快时间采样点总数，$\boldsymbol{S}_r$表示经过采样的第r个阵元接收到的目标回波信号矢量：

$$\boldsymbol{S}_r=[S_r(0)\ \ S_r(1)\ \ \cdots\ \ S_r(l)\ \ \cdots\ \ S_r(N_{\mathrm{r}}-1)]\in\mathbb{C}^{1\times N_{\mathrm{r}}}\tag{7}$$

$$S_r(l)=\sum_{k=1}^{N_l}\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)\times\gamma\times\exp\left[\mathrm{j}\pi K\left(l\cdot T_{\mathrm{s}}-\frac{2R_{rk}}{\mathrm{c}}\right)^2\right]\times\exp\left(-\mathrm{j}2\pi\frac{2R_{rk}}{\lambda}\right)\tag{8}$$

其中，$l=0,1,\cdots,N_{\mathrm{r}}-1$表示采样序号，也表示距离门索引；$T_{\mathrm{s}}$表示采样周期；$N_l$表示在第$l$个距离切片上目标的散射点数，且满足$N_{\mathrm{all}}=\sum_{l=0}^{N_{\mathrm{r}}-1}N_l$。考虑反射墙面非理想时，电磁波在粗糙反射面上发生反射时会引入幅度衰减和相位误差，则双向反射分布函数γ可以表述为[45]

$$\gamma\left(\zeta\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right),\theta_\gamma\right)=\zeta\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)\times\exp\left(\mathrm{j}\theta_\gamma\right)\tag{9}$$

其中，幅度$\zeta\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)$服从方差为$\delta$的瑞利分布，相位$\theta_\gamma$服从$(0,2\pi)$上的均匀分布，概率密度函数为

$$\begin{cases}f\left(\zeta\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right);\delta\right)=\dfrac{\zeta\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)}{\delta^2}\times\exp\left(-\dfrac{\zeta\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)^2}{2\delta^2}\right)\\ f\left(\theta_\gamma\right)=\dfrac{1}{2\pi},\ \ |\theta_\gamma|\le\pi\end{cases}\tag{10}$$

其中，方差δ与反射面的粗糙程度有关，非理想反射面下信号回波表述为

$$S_r\left(l\right)=\sum_{k=1}^{N_l}\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)\gamma\left(\zeta\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right),\theta_\gamma\right)\times\exp\left[\mathrm{j}\pi K\left(l\cdot T_{\mathrm{s}}-\frac{2R_{rk}}{\mathrm{c}}\right)^2\right]\times\exp\left(-\mathrm{j}2\pi\frac{2R_{rk}}{\lambda}\right)\tag{11}$$

目标回波信号经过距离压缩和距离徙动校正后，表现为具有$\sin\mathrm{c}$函数形式的模糊函数，距离分辨率与信号带宽有关，考虑等距离切片信号，可以表示为

$$S_{\mathrm{rc}}(l)=\sum_{k=1}^{N_l}\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)\gamma\left(\zeta\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right),\theta_\gamma\right)\sin\mathrm{c}\left(l-R_{rk}\right)\times\exp\left(-\mathrm{j}2\pi\frac{2R_{rk}}{\lambda}\right)\tag{12}$$

以上内容只讨论了带有隐匿目标信息的非视距回波，实际上雷达接收回波中还包含了一些视距回波信号，这些视距回波可能来自Ω_{LOS}中的墙面或地面等环境因素。相较于传统视距雷达成像技术，非视距雷达三维成像需对回波信号中视为杂波的视距回波进行抑制，对携带目标信息的非视距回波进行分离提取，并针对此类特殊回波实施独立的空间误差校正与波前聚焦处理以实现三维精确重构。

2.2 非视距毫米波雷达稀疏建模

压缩感知理论常用于欠采样条件下精确恢复信号，为简化毫米波雷达系统、提升成像效率奠定了基础。将回波建模为矩阵向量乘积形式的线性问题，考虑第l个距离切片的非视距回波信息：

$$y=\boldsymbol{A}x+n\tag{13}$$

$$\begin{cases}y=S_{\mathrm{NLOS}}\left(l\right)=[S_{1\mathrm{c}}(l)\ \ S_{2\mathrm{c}}(l)\ \ \cdots\ \ S_{\mathrm{rc}}(l)\ \ \cdots\\ \qquad S_{N_{\mathrm{a}}\mathrm{c}}\left(l\right)]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^{N_{\mathrm{a}}\times 1}\\ \boldsymbol{A}=\left(a_{ij}\right)_{N_{\mathrm{a}}\times N_l},a_{ij}=\sin\mathrm{c}(l-R_{ij})\\ \qquad\times\exp\left(-\mathrm{j}2\pi\dfrac{2R_{ij}}{\lambda}\right)\\ x=\Big[\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^1\right)\gamma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^1\right)\quad\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^2\right)\gamma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^2\right)\quad\cdots\\ \quad\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)\gamma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^k\right)\ \cdots\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^{N_l}\right)\gamma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}^{N_l}\right)\Big]^{\mathrm{T}}\in\mathbb{C}^{N_l\times 1}\end{cases}\tag{14}$$

其中，$y=S_{\mathrm{NLOS}}\left(l\right)$为式(6)中第$l$个距离切片的非视距回波；$\boldsymbol{A}\in\mathbb{C}^{N_{\mathrm{a}}\times N_l}$为测量矩阵；$x$表示包含双向反射分布函数的目标散射系数向量，$n$为随机噪声向量。模型(13)虽能精确表征目标散射系数与回波间的映射关系，但需将场景散射系数及回波向量化，并构造对应测量矩阵。该过程导致大尺度成像计算复杂度激增，且向量化处理会损失场景的二维耦合先验信息[40]。

在本文所研究的拐角非视距近场成像场景中，由于目标距离雷达阵列平面较近，目标的尺寸与雷达至目标距离处于同一数量级，平面波假设不再适用，需要用到更为精确的球面波假设建模，因此可以引入距离徙动(Range Migration, RM)核算子，将球面波表示为多组平面波的叠加，把成像过程建

模为二维形式的测量模型，进而避免了构建大规模测量矩阵，弥补矩阵向量模型(13)的缺陷，提高后续成像算法的效率。RM核算子的具体数学推导如下：

模型(13)二维化表示为

$$\boldsymbol{Y}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{a}},l\right)=\iint\limits_{\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}\in\Omega_l}\boldsymbol{X}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}},l\right)\times\exp\left(-\mathrm{j}2\pi\frac{2R}{\lambda}\right)\mathrm{d}\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}\quad(15)$$

其中，$\boldsymbol{Y}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{a}},l\right)\in\mathbb{C}^{N_x\times N_z}$表示二维化的非视距回波信号，$N_x$和$N_z$分别为$X$轴和$Z$轴阵元的数量，且$N_x\times N_z=N_{\mathrm{a}}$；$\boldsymbol{X}\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}},l\right)=\sigma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}\right)\gamma\left(\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}\right)\sin\mathrm{c}\left(l-R\right)\in\mathbb{C}^{W\times H}$表示非视距目标二维重建图像，且$W\times H=N_l$；$\Omega_l$为第$l$个等距离切片对应的成像子空间。忽略距离单元索引，展开坐标向量可得

$$\boldsymbol{Y}\left(x_r,z_r\right)=\iint\limits_{\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}\in\Omega_l}\boldsymbol{X}\left(x_k,z_k\right)\times\exp\left\{-\mathrm{j}2k\sqrt{\left(x_r-x_k\right)^2+y_k^2+\left(z_r-z_k\right)^2}\right\}\mathrm{d}x_k\mathrm{d}z_k\quad(16)$$

其中，$k=2\pi/\lambda$为载波空间波数；根据球面波的平面波分解，式(16)中的指数项可以分解为

$$\exp\left\{-\mathrm{j}2k\sqrt{\left(x_r-x_k\right)^2+y_k^2+\left(z_r-z_k\right)^2}\right\}\approx\iint\exp\left\{\mathrm{j}k_x\left(x_r-x_k\right)-\mathrm{j}k_yy_k+\mathrm{j}k_z\left(z_r-z_k\right)\right\}\mathrm{d}k_x\mathrm{d}k_z\quad(17)$$

其中，k_x,k_y,k_z分别为空间波数在X,Y,Z轴上的分量，且$k_y=\sqrt{4k^2-k_x^2-k_z^2}$，将式(17)代入式(16)中，调整积分顺序可得

$$\begin{aligned}\boldsymbol{Y}\left(x_r,z_r\right)&\approx\iint\limits_{\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}\in\Omega_l}\boldsymbol{X}\left(x_k,z_k\right)\left(\iint\exp\left\{\mathrm{j}k_x\left(x_r-x_k\right)-\mathrm{j}k_yy_k+\mathrm{j}k_z\left(z_r-z_k\right)\right\}\mathrm{d}k_x\mathrm{d}k_z\right)\mathrm{d}x_k\mathrm{d}z_k\\&=\iint\left(\iint\limits_{\boldsymbol{P}_{\mathrm{t}}\in\Omega_l}\boldsymbol{X}\left(x_k,z_k\right)\exp\left\{-\mathrm{j}k_xx_k-\mathrm{j}k_zz_k\right\}\mathrm{d}x_k\mathrm{d}z_k\right)\times\exp\left\{-\mathrm{j}k_yy_k\right\}\\&\quad\times\exp\left\{\mathrm{j}k_xx_k+\mathrm{j}k_zz_k\right\}\mathrm{d}k_x\mathrm{d}k_z\\&=\mathrm{IFT}_{2\mathrm{D}}\left\{\mathrm{FT}_{2\mathrm{D}}\left(\boldsymbol{X}\left(x_k,z_k\right)\right)\times\exp\left\{-\mathrm{j}k_yy_k\right\}\right\}\end{aligned}\quad(18)$$

其中，$\mathrm{FT}_{2\mathrm{D}}$和$\mathrm{IFT}_{2\mathrm{D}}$分别表示二维离散傅里叶正变换(Discrete Fourier Transformation, DFT)和傅里叶逆变换(Inverse DFT, IDFT)；因此式(18)的反函数即为RMA算法。

$$\boldsymbol{X}\left(x_k,z_k\right)\approx\mathrm{IFT}_{2\mathrm{D}}\left\{\mathrm{FT}_{2\mathrm{D}}\left(\boldsymbol{Y}\left(x_r,z_r\right)\right)\times\exp\left\{\mathrm{j}k_yy_k\right\}\right\}\quad(19)$$

因此非视距隐匿目标的稀疏回波信号可以由RM核算子近似表示为[41]

$$\begin{cases}\boldsymbol{X}\approx\mathrm{IFT}_{2\mathrm{D}}\left[\mathrm{FT}_{2\mathrm{D}}\left(\boldsymbol{Y}\right)\odot\boldsymbol{\Phi}\right]\triangleq\mathrm{RM}^{\dagger}(\boldsymbol{Y})\\\boldsymbol{Y}\approx\mathrm{IFT}_{2\mathrm{D}}\left[\mathrm{FT}_{2\mathrm{D}}\left(\boldsymbol{X}\right)\odot\boldsymbol{\Phi}^{\dagger}\right]\triangleq\mathrm{RM}(\boldsymbol{X})\end{cases}\quad(20)$$

其中，$\mathrm{RM}\left(\cdot\right)$和$\mathrm{RM}^{\dagger}\left(\cdot\right)$分别表示RM核算子及逆RM核算子；$\odot$表示Hadamard积；$\boldsymbol{\Phi}=\exp\left(-\mathrm{j}k_yy_k\right)$为相位传播矩阵；$\boldsymbol{\Phi}^{\dagger}=\exp\left(\mathrm{j}k_yy_k\right)$为逆相位传播矩阵。需要注意的是，由于拐角非视距场景中反射面的存在，粗糙的反射面会引入相位误差和幅度衰减，RM核算子缺少对这些误差自适应补偿的机制，因此RM核算子的引入在一定程度上会导致成像模糊和分辨率下降。

根据压缩感知稀疏重构理论，式(20)中的非视距成像问题可以建模为基于RM核算子的L_0正则化问题：

$$\hat{\boldsymbol{X}}=\arg\min_{\boldsymbol{X}}\frac{1}{2}\left|\left|\mathrm{RM}(\boldsymbol{X})-\boldsymbol{Y}\right|\right|_{\mathrm{F}}^2+\eta\left|\left|\mathrm{vec}(\boldsymbol{X})\right|\right|_0\quad(21)$$

其中，η为正则化系数；$\left|\left|\cdot\right|\right|_0$为向量$L_0$范数，用于表征$\boldsymbol{X}$的稀疏性；$\left|\left|\cdot\right|\right|_{\mathrm{F}}$为矩阵Frobenius范数；$\mathrm{vec}(\cdot)$为向量化算子。由于$L_0$范数是非凸的、不连续的，直接求解上述$L_0$范数优化问题是NP难的，无法在多项式可测时间内稳定求解。L_1范数是L_0范数的最优凸近似，且L_1范数在保持稀疏性的同时其优化问题是凸的，而L_2范数无法保持解的稀疏性。因此通常将上述问题松弛为L_1范数优化问题，求解难度大幅降低：

$$\hat{\boldsymbol{X}}=\arg\min_{\boldsymbol{X}}\frac{1}{2}\left|\left|\mathrm{RM}(\boldsymbol{X})-\boldsymbol{Y}\right|\right|_{\mathrm{F}}^2+\eta\left|\left|\mathrm{vec}(\boldsymbol{X})\right|\right|_1\quad(22)$$

其中，$\left|\left|\cdot\right|\right|_1$为向量$L_1$范数。将原始非视距信号重构问题转化为线性约束最优化问题，利用非视距场景稀疏先验信息，通过L_1范数正则化方法即可求得非视距目标散射系数。针对式(22)，本文采用迭代收缩阈值算法(Iterative Shrinkage-Thresholding Algorithm, ISTA)及其加速改进方法(Fast ISTA, FISTA)框架求解，后续将阐述其迭代步骤与求解方法。针对该类算法存在的参数调试困难，收敛速度较慢等问题，本文基于深度展开理论，构建了具有固定层数的成像网络迭代结构。该结构通过网络的权重来控制算法参数，并在训练过程中自动优化，从而提升算法的效率和稳定性。

3 非视距雷达三维学习成像方法

3.1 迭代稀疏成像框架

ISTA算法是解决L_1正则化问题的经典方法。其核心思路在于：将问题(22)分解为一个平滑可微项和一个不可微项的组合，并通过交替优化这两个部分进行迭代更新，最终收敛到最优解，第t次迭代中，当前迭代信号的线性梯度下降估计$\boldsymbol{R}^{(t)}$表示为

$$\boldsymbol{R}^{(t)}=\boldsymbol{X}^{(t-1)}+\rho\mathrm{RM}^{\dagger}\left(\boldsymbol{Y}-\mathrm{RM}\left(\boldsymbol{X}^{(t-1)}\right)\right) \tag{23}$$

其中，ρ为迭代步长。利用场景的固有稀疏先验信息，根据$\boldsymbol{R}^{(t)}$更新$\boldsymbol{X}^{(t)}$：

$$\hat{\boldsymbol{X}}^{(t)}=\arg\min_{\boldsymbol{X}}\frac{1}{2}\left\|\boldsymbol{X}-\boldsymbol{R}^{(t)}\right\|_{\mathrm{F}}^{2}+\eta||\mathrm{vec}(\boldsymbol{X})||_{1} \tag{24}$$

则其解析解可以表示为

$$\boldsymbol{X}^{(t)}=\mathrm{soft}\left(\boldsymbol{R}^{(t)},\eta\right) \tag{25}$$

$$\left[\mathrm{soft}\left(\boldsymbol{R}^{(t)},\eta\right)\right]_{ij}=\frac{r_{ij}}{|r_{ij}|}\max\left(|r_{ij}|-\eta,0\right) \tag{26}$$

其中，r_{ij}为$\boldsymbol{R}^{(t)}$矩阵(i,j)位置上的元素，初始值$\boldsymbol{X}^{(0)}=\mathrm{RM}^{\dagger}(\boldsymbol{Y})$。由于每次只进行一步更新，ISTA的收敛速度较慢，尤其应用在非视距成像场景中，回波信号矩阵和目标散射系数矩阵规模较大，成像效率较低。因此采用ISTA的加速改进方法FISTA。FISTA将Nesterov加速方法引入ISTA中[46]，使得每一步的迭代不仅依赖于当前的梯度信息，还参考了上一次迭代的信息，以极少的额外计算量大幅提高了算法的收敛速度，使得算法在较少的迭代次数下能够达到更优的解。对于问题(22)，FISTA算法通过以下迭代求解：

$$\begin{cases}\boldsymbol{V}^{(t)}=\boldsymbol{Y}-\mathrm{RM}\left(\boldsymbol{Z}^{(t)}\right)\\ \boldsymbol{R}^{(t)}=\boldsymbol{Z}^{(t)}+\rho\mathrm{RM}^{\dagger}\left(\boldsymbol{V}^{(t)}\right)\\ \boldsymbol{X}^{(t)}=\mathrm{soft}\left(\boldsymbol{R}^{(t)},\eta\right)\\ c^{(t+1)}=\dfrac{1+\sqrt{1+4\left(c^{(t)}\right)^{2}}}{2}\\ \boldsymbol{Z}^{(t+1)}=\boldsymbol{X}^{(t)}+\left(\dfrac{c^{(t)}-1}{c^{(t+1)}}\right)\left(\boldsymbol{X}^{(t)}-\boldsymbol{X}^{(t-1)}\right)\end{cases} \tag{27}$$

其中，初始化$\boldsymbol{Z}^{(1)}=\boldsymbol{X}^{(0)}=\mathrm{RM}^{\dagger}(\boldsymbol{Y})$，动量修正系数$c^{(1)}=1$。相比于ISTA，FISTA通过引入动量修正项，有效地利用了历史迭代信息，克服了ISTA迭代后期收敛速度降低的缺点，能以远少于ISTA所需的迭代次数，达到相同的稀疏解精度，极大地提升了算法的整体收敛效率，尤其适用于对计算时效性要求高的非视距场景。算法1给出了基于RM核函数的FISTA稀疏成像算法流程。

3.2 基于RM核算子学习框架的NLOS三维成像网络表征

在NLOS场景下，将算法1迭代优化过程展开为深度迭代网络，命名为NLFIST-Net (Non-Line-Of-Sight Learned FISTA-Net)，网络结构如图2所示，每个迭代层由残差更新、梯度下降、软阈值收缩和动量修正4个模块组成。为提高成像效率，引入RM核算子，以二维矩阵的形式处理数据，此外，为了进一步提高网络的拟合能力，在式(21)的基础上将算法超参数松弛为层级可变。下文分别详细介绍各模块计算过程。

(1) 初始化

此阶段为成像网络的训练提供稀疏填充回波，并利用RM逆成像算子计算网络的初始化成像结果$\boldsymbol{X}^{(0)}$和动量修正量$\boldsymbol{Z}^{(1)}$。考虑脉压后距离门l对应的非视距二维回波矩阵$\boldsymbol{Y}\in\mathbb{C}^{N_x\times N_z}$和二维非视距目标图像$\boldsymbol{X}\in\mathbb{C}^{W\times H}$，通常情况下，目标图像维度大于回波矩阵，即$W>N_x$, $H>N_z$，因此需要将回波矩阵维度零填充至目标图像维度。定义零填充算子$P(\cdot):\mathbb{C}^{N_x\times N_z}\to\mathbb{C}^{W\times H}$则初始化阶段的输出为

$$\boldsymbol{X}^{(0)}=\boldsymbol{Z}^{(1)}=\mathrm{IFT}_{2\mathrm{D}}\left[\mathrm{FT}_{2\mathrm{D}}\left(P\left(\boldsymbol{Y}\right)\odot\boldsymbol{M}\right)\odot\boldsymbol{\Phi}\right] \tag{28}$$

其中，$\boldsymbol{M}$为稀疏采样矩阵，元素为0或1，分别表示未采样和采样回波元素。

算法 1 基于RM核算子的FISTA稀疏成像算法

Alg. 1 FISTA sparse imaging algorithm based on RM kernel operator

输入：稀疏降采样非视距回波$\boldsymbol{Y}$，迭代步长ρ，迭代次数T，正则化参数η，迭代误差ε

输出：非视距目标重构结果$\boldsymbol{X}^{(T)}\in\mathbb{C}^{W\times H}$

初始化：$t=1$，$\boldsymbol{Z}^{(1)}=\boldsymbol{X}^{(0)}=\mathrm{RM}^{\dagger}(\boldsymbol{Y})$，$c^{(1)}=1$；

循环开始

(1) 更新动量修正量残差：$\boldsymbol{V}^{(t)}=\boldsymbol{Y}-\mathrm{RM}\left(\boldsymbol{Z}^{(t)}\right)$；

(2) 梯度下降粗估计：$\boldsymbol{R}^{(t)}=\boldsymbol{Z}^{(t)}+\rho\mathrm{RM}^{\dagger}\left(\boldsymbol{V}^{(t)}\right)$；

(3) 软阈值收缩：$\boldsymbol{X}^{(t)}=\mathrm{soft}\left(\boldsymbol{R}^{(t)},\eta\right)$；

(4) 更新动量修正系数：$c^{(t+1)}=\dfrac{1+\sqrt{1+4\left(c^{(t)}\right)^{2}}}{2}$；

(5) 更新动量修正量：

$\boldsymbol{Z}^{(t+1)}=\boldsymbol{X}^{(t)}+\left(\dfrac{c^{(t)}-1}{c^{(t+1)}}\right)\left(\boldsymbol{X}^{(t)}-\boldsymbol{X}^{(t-1)}\right)$；

(6) 终止准则判定：若$\dfrac{||\boldsymbol{X}^{(t+1)}-\boldsymbol{X}^{(t)}||}{||\boldsymbol{X}^{(t+1)}||}>\varepsilon$则$t=t+1$；否则，结束循环；

(7) 迭代判定：若$t\le T$，则重复步骤(1)–步骤(7)；否则，结束循环。

循环结束

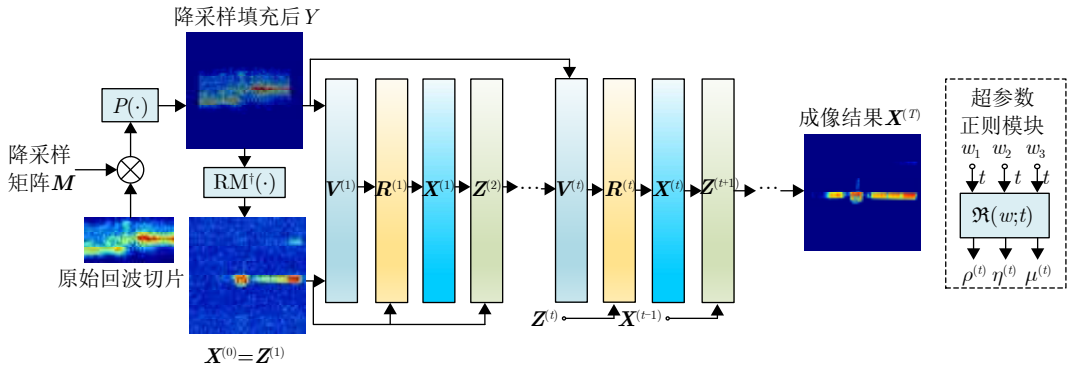


图 2 NLFIST-Net结构

Fig. 2 NLFIST-Net architecture

(2) 残差更新

根据式(21)中的第1步，更新残差，NLFIST-Net残差更新过程如图3所示：

输入上一层的动量修正量$\boldsymbol{Z}^{(t)}$和非视距回波$\boldsymbol{Y}$，动量修正量残差更新为

$$\boldsymbol{V}^{(t)}=P\left(\boldsymbol{Y}\right)\odot\boldsymbol{M}-\mathrm{IFT}_{2\mathrm{D}}\left[\mathrm{FT}_{2\mathrm{D}}\left(\boldsymbol{Z}^{(t)}\right)\odot\boldsymbol{\Phi}^{\dagger}\right] \tag{29}$$

(3) 梯度下降

如图4所示，梯度下降模块通过输入动量修正量残差$\boldsymbol{V}^{(t)}$、上一层的动量修正量$\boldsymbol{Z}^{(t)}$、迭代步长ρ输出Frobenius范数的线性梯度下降估计$\boldsymbol{R}^{(t)}$，其中迭代步长ρ随层级索引变化，即$\rho^{(t)}$。根据文献[47]，参数$\rho^{(t)}$保持正数，且随着迭代平滑衰减。为约束$\rho^{(t)}$，本文采用soft-plus函数进行正则化，并利用一个可学习的权重因子$w_1<0$控制$\rho^{(t)}$的更新，具体的表达式为

$$\rho^{(t)}=\Re\left(w_1;t\right)=\ln\left(1+\mathrm{e}^{w_1 t}\right) \tag{30}$$

则梯度下降模块的更新过程为

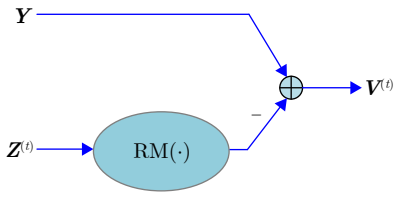


图 3 残差更新过程

Fig. 3 Residual update process

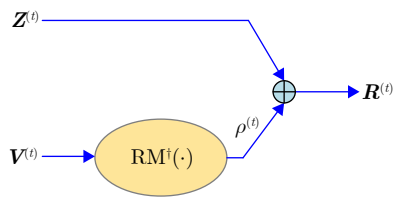


图 4 梯度下降过程

Fig. 4 Gradient descent process

$$\boldsymbol{R}^{(t)}=\boldsymbol{Z}^{(t)}+\tau^{(t)}\left\{\mathrm{IFT}_{2\mathrm{D}}\left[\mathrm{FT}_{2\mathrm{D}}\left(\boldsymbol{V}^{(t)}\right)\odot\boldsymbol{\Phi}\right]\right\} \tag{31}$$

(4) 软阈值收缩

梯度下降粗估计得到$\boldsymbol{R}^{(t)}$后，当前迭代层的目标二维重构图像$\boldsymbol{X}^{(t)}$的估计问题变为

$$\hat{\boldsymbol{X}}^{(t)}=\arg\min_{\boldsymbol{X}}\frac{1}{2}\left\|\boldsymbol{X}^{(t)}-\boldsymbol{R}^{(t)}\right\|_{\mathrm{F}}^{2}+\eta\left\|\mathrm{vec}\left(\boldsymbol{X}^{(t)}\right)\right\|_{1} \tag{32}$$

其解同式(19)、式(20)。标准梯度下降方法对加性噪声的抑制能力有限，而软阈值收缩算子利用阈值截断有效地抑制了加性噪声。在迭代优化框架下，噪声逐步衰减，方差持续缩小，因此将正则化参数λ松弛为层级可变且随着迭代单调下降，软阈值收缩过程如图5所示。

定义可学习负权重$w_2<0$，类似于式(24)，$\eta^{(t)}$的正则化函数为

$$\eta^{(t)}=\Re\left(w_2;t\right)=\ln\left(1+\mathrm{e}^{w_2 t}\right) \tag{33}$$

因此软阈值收缩模块的输出为

$$\boldsymbol{X}^{(t)}=\frac{\boldsymbol{R}^{(t)}}{\left|\boldsymbol{R}^{(t)}\right|}\odot\max\left(\left|\boldsymbol{R}^{(t)}\right|-\eta^{(t)},0\right) \tag{34}$$

其中，$\left|\boldsymbol{R}^{(t)}\right|$表示对$\boldsymbol{R}^{(t)}$中的每个元素取模值。

(5) 动量修正

如图6所示，动量修正模块由历史迭代估计值的线性组合计算动量校正量，保证算法的二次收敛特性。同时，算法1第4步更新过程设计为单个参数$\mu^{(t)}$，用网络权重表示，进而可以在迭代过程自学习优化，动量修正过程简化为

$$\begin{aligned}\boldsymbol{Z}^{(t+1)}&=\boldsymbol{X}^{(t)}+\mu^{(t)}\left(\boldsymbol{X}^{(t)}-\boldsymbol{X}^{(t-1)}\right)\\&=\left(1+\mu^{(t)}\right)\boldsymbol{X}^{(t)}-\mu^{(t)}\boldsymbol{X}^{(t-1)}\end{aligned} \tag{35}$$

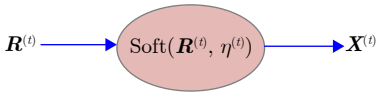


图 5 软阈值收缩过程

Fig. 5 Soft thresholding shrinkage procedure

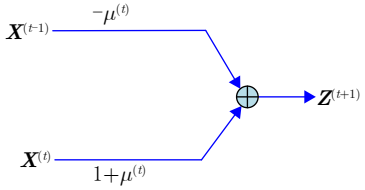


图 6 动量修正过程

Fig. 6 Momentum correction process

$\mu^{(t)}$的更新规则应满足非负性和单调递增性，因此定义可学习网络权值$w_3>0$，将$\mu^{(t)}$表示为w_3的函数来约束更新：

$$\begin{aligned}\mu^{(t)} &= \frac{\Re(w_3,t)-\Re(w_3,1)}{\Re(w_3,t+1)}\\ &= \frac{\ln\left(1+\mathrm{e}^{w_3 t}\right)-\ln\left(1+\mathrm{e}^{w_3}\right)}{\ln\left(1+\mathrm{e}^{w_3(t+1)}\right)}\end{aligned} \tag{36}$$

通过端到端的训练，让网络自己学习每一次迭代中应该施加多大的“惯性”，从而尽可能在更少的迭代次数内达到更稳定、更精确的收敛，避免手动调整超参数的困难。

3.3 网络训练策略与非视距3D成像处理

给定包含N_{train}个样本的训练数据集$(\boldsymbol{X}_{\text{label}},\boldsymbol{Y})_i^{N_{\text{train}}}\in\Upsilon$，$\boldsymbol{X}_{\text{label}}$表示标签重构图像，$\boldsymbol{Y}$表示标签重构图像对应的回波，定义归一化均方误差损失(Normalized Mean Square Error, NMSE)函数：

$$L_{\text{f}}(Q)=\frac{1}{N_{\text{train}}}\sum_{i=1}^{N_{\text{train}}}\left|\left|\text{Net}\left(\boldsymbol{Y}_i,Q\right)-\boldsymbol{X}_{\text{label}}^i\right|\right|_{\text{F}}^2 \tag{37}$$

其中，$Q=\{w_1^{(t)},w_2^{(t)},w_3^{(t)}\}_{t=1}^{\text{T}}$表示网络权重参数；$\text{Net}\left(\boldsymbol{Y}_i,Q\right)$表示成像网络基于权重$Q$和欠采样回波$\boldsymbol{Y}_i$的输出。除此之外，定义稀疏损失函数，用于约束重构信号的稀疏性：

$$L_{\text{s}}(Q)=\frac{1}{N_{\text{train}}}\sum_{\text{i}=1}^{N_{\text{train}}}\left|\left|\text{vec}\left(\text{Net}\left(\boldsymbol{Y}_i,Q\right)\right)\right|\right|_1 \tag{38}$$

则网络的全局损失函数定义为以上两种损失函数的加权和：

$$L(Q)=L_{\text{f}}(Q)+\alpha L_{\text{s}}(Q) \tag{39}$$

其中，α为权重参数，在本文后续试验中设置$\alpha=0.01$。

在非视距毫米波雷达三维成像领域，实测数据的获取难度较大，常难以满足训练样本量的需求。为此，本文依据非视距毫米波雷达成像模型参数，构建仿真训练数据集。借鉴文献[48]的方法，从MNIST数据集中随机选取手写数字图像作为原始目标，则训练集中的标签图像和回波可由式(40)生成：

$$\boldsymbol{X}_{\text{label}}=\boldsymbol{I}\odot\exp\left(2\pi\boldsymbol{I}\right) \tag{40}$$

其中，$\boldsymbol{I}$为归一化MNIST手写数字图像像素矩阵；$\boldsymbol{X}_{\text{label}}$为对应的复值标签图像。

$$\boldsymbol{Y}=\text{IFT}_{\text{2D}}\left[\text{FT}_{\text{2D}}\left(\boldsymbol{X}_{\text{label}}\right)\odot\boldsymbol{\Phi}^{\dagger}\right]\odot\boldsymbol{M}+\boldsymbol{N} \tag{41}$$

其中，$\boldsymbol{N}$表示噪声等外部干扰；$\boldsymbol{Y}$表示$\boldsymbol{I}$对应的回波矩阵。因此根据式(32)和式(33)，可以生成任意数量的训练样本对$(\boldsymbol{X}_{\text{label}},\boldsymbol{Y})$以训练NLFIST-Net。本文训练集中样本对数量为1500，信噪比均匀设置为0 dB, 5 dB和10 dB，采样率设置均为50%，欠采样规则为均匀随机欠采样。

本文针对非视距场景下遮蔽目标三维学习成像方法的框架如图7所示，该方法主要可以分为3个部分： NLFIST-Net训练、NLFIST-Net三维成像及非视距目标镜像投影重定位。针对NLOS目标散射系数的三维重构，本文提出的稀疏成像网络得益于其高度并行的前馈结构，能够直接处理脉压回波的三维张量数据。与传统三维稀疏重构算法不同的是，该网络可以并行处理所有二维非视距回波切片，无须逐片重建图像，显著提高成像效率。此外，由于目标位于非视距场景的特性，得到的目标三维重构图像实际上是真实目标关于反射面的镜像投影，所以利用成像场景中的反射面位置先验知识，可以通过镜像投影重定位得到真实目标的三维图像。

4 实测验证和分析

本节通过近场非视距毫米波三维实测实验论证所提NLFIST-Net的有效性。对比方法包括基于匹配滤波理论的BP及RMA、稀疏成像方法FISTA。本文所提的NLOS稀疏成像网络方法在Pytorch深度学习框架下训练和测试，学习率设置为0.01，批量大小(Batch Size)设置为8，采用Adam优化器，迭代层数固定为9层。所有实验均部署于同一PC平台，内存16 GB，配置Intel i7-13650HX CPU及NVIDIA RTX 4060 GPU(8 GB显存)。

由于在实测实验中，通常无法获得成像结果的真值图像作为参考，因此本文选取图像熵(Image Entropy, ENT)、图像对比度(Image Contrast, IC)等2个无参考图像质量评估指标来评价成像质量。

$$\text{ENT}=-\sum_{n=0}^{H-1}\sum_{m=0}^{W-1}\frac{\left|\boldsymbol{X}(m,n)\right|^2}{g}\ln\frac{\left|\boldsymbol{X}(m,n)\right|^2}{g} \tag{42}$$

$$\text{IC}=\sqrt{\frac{WH}{g^2}\sum_{n=0}^{H-1}\sum_{m=0}^{W-1}\left|\boldsymbol{X}(m,n)\right|^4-1} \tag{43}$$

其中，$W\times H$表示二维非视距重构图像$\boldsymbol{X}$的维度，

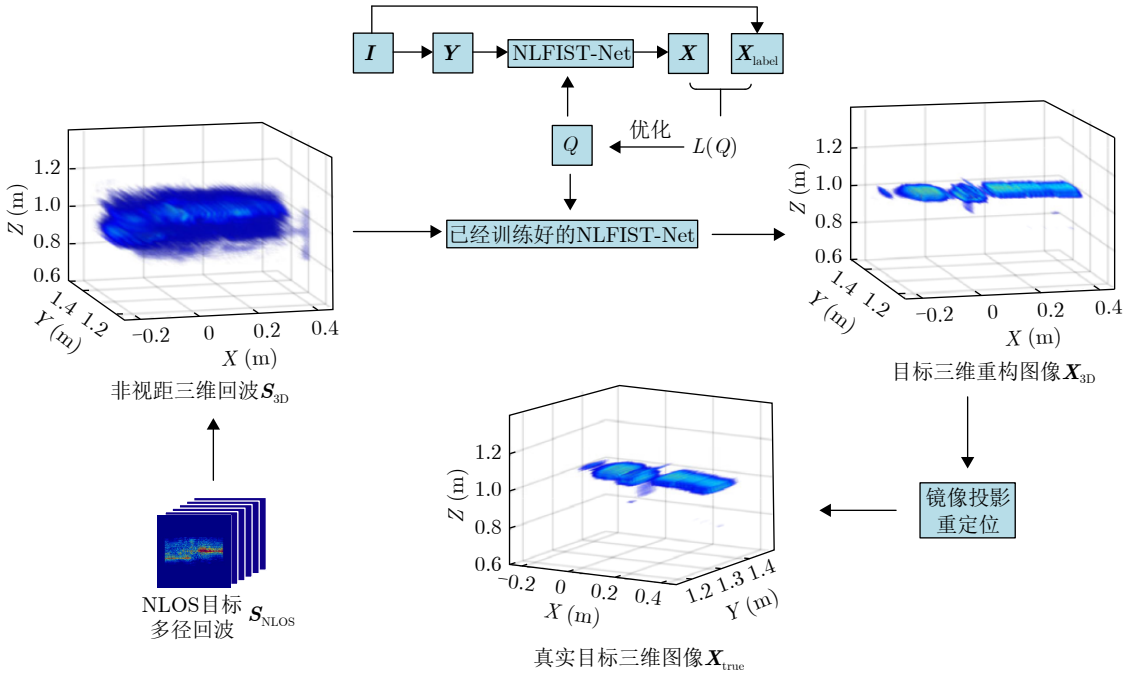


图 7 基于RM核算子学习驱动的NLOS毫米波雷达三维成像框架

Fig. 7 RM-operator Learning-driven framework for 3D NLOS imaging via millimeter wave radar

$g=\sum_{n=0}^{H-1}\sum_{m=0}^{W-1}|\boldsymbol{X}(m,n)|^2$表示图像的总能量。通常ENT值越低表明图像聚焦得越好，而IC值越高，说明图像中重构目标与背景区分度越高。

如图8所示，本文搭建了一个非视距毫米波雷达三维成像平台，其主要由高精度导轨、AWR2243毫米波雷达模块以及PC平台等3部分组成。高精度导轨控制毫米波雷达合成方位向和俯仰向虚拟孔径。设计多组非视距三维成像实验场景，采用墙面和金属板作为反射面，分别表征非理想与理想反射面；隐藏目标包括简单目标和复杂目标各两个，简单目标包括金属字母“O”和“S”，复杂目标包括埃菲尔铁塔模型和人造卫星模型，黄线和蓝线代表雷达电磁波探测隐匿目标的路径，天线阵列平面与反射面的夹角约为45°，非视距毫米波雷达试验系统主要参数设置如表1，其中在X轴方向上导轨合成方位向孔径长度为400 mm，天线阵元间距1 mm；Z轴方向上导轨合成俯仰向孔径长度为400 mm，天线阵元间距2 mm。

4.1 非视距目标二维定位

图9为X-Y平面二维非视距成像结果，以雷达天线阵列中心作为坐标原点。在金属字母“O”场景中，反射面位于$y=0.88x+0.08$平面，将目标场景分为视距区域和非视距区域。由成像结果可见，在反射面后面的非视距区域中，“O”的虚像清晰可见，距离雷达阵列平面1.35 m左右。真实金属字母“O”与虚像关于反射面对称，可以通过镜像投影的方式得到真实目标的坐标位置；在金属字母“S”场景中，反射面位于$y=1.04x$平面，“S”的虚像位于非视距区域中，距离雷达阵列1.25～1.40 m；在埃菲尔铁塔模型场景中，反射面位于$y=0.95x+0.02$平面，铁塔虚像距离雷达阵列平面1.2 m左右；卫星模型场景中，反射面位于$y=0.8x$平面，卫星虚像在距离雷达阵列平面1.30～1.45 m位置处，同时反射面、多径效应及环境干扰引入了虚假目标。

4.2 基于实测数据的算法性能分析

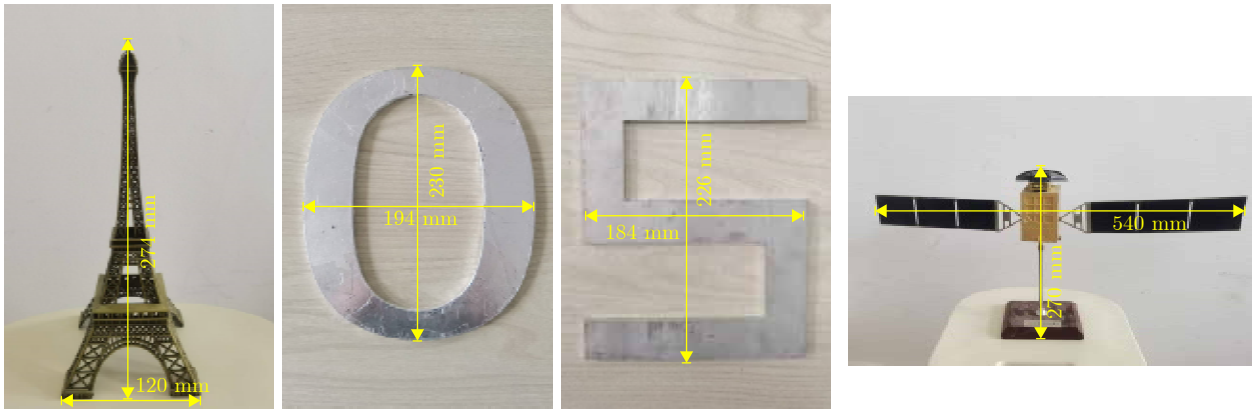
本节通过非视距毫米波雷达试验平台采集的实测数据对比验证所提方法的性能，分析理想与非理想反射面以及采样率对于简单目标和复杂目标成像效果的影响，对比方法包括BP, RMA和FISTA。对于所有成像方法，三维成像网格尺寸均为xyz: $512\times32\times512$；对于FISTA，其终止条件为最大迭代次数超过15次或历史估计的变化小于10^{-5}，迭代步长与软阈值均经过调整以达到精确的成像效果。首先，作为参照，图10给出了采样率为100%时，各隐匿目标在理想与非理想反射面下各算法的成像结果。

从图10中可以看出，相比于理想反射面金属铁板，非理想反射面墙面场景下隐匿目标成像质量更差，背景噪声、旁瓣更多，这是由于非理想反射面产生的漫反射分量更多，镜面反射分量更少，回波

(a) 正视图
(a) Front view

(b) 侧视图
(b) Side view

(c) 俯视图
(c) Top view



(d) 埃菲尔铁塔模型
(d) Eiffel Tower model

(e) 金属字母“O”
(e) Metal letter “O”

(f) 金属字母“S”
(f) Metal letter “S”

(g) 人造卫星模型
(g) Artificial satellite model

图 8 试验场景及实测目标

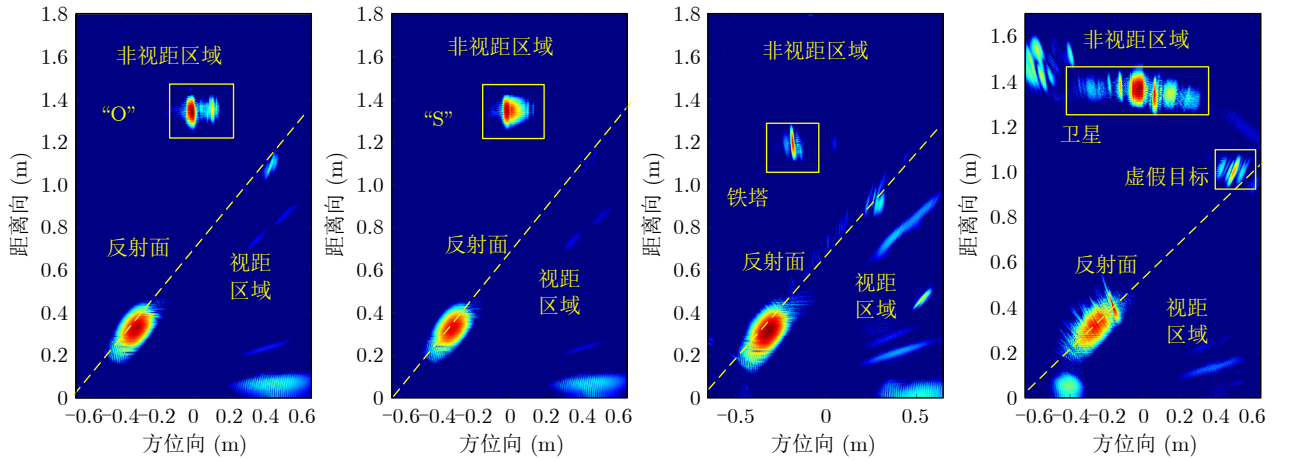
Fig. 8 Experimental scenes and measured targets

表 1 非视距毫米波雷达成像试验系统主要参数

Tab. 1 Main parameters of the experimental NLOS millimeter wave radar imaging system

参数	实测系统值
载频(GHz)	79
调频斜率(MHz/μs)	70.295
带宽(GHz)	3.998
X轴合成孔径长度(mm)	400
X轴天线阵元间距(mm)	1
Z轴合成孔径长度(mm)	400
Z轴天线阵元间距(mm)	2
脉冲发射间隔(ms)	25

中包含的目标回波分量减少，信噪比降低，成像质量恶化。当反射面为金属板时，各算法均能较精确地重构目标。尽管BP和RMA成像结果存在栅瓣及匹配滤波旁瓣引起的模糊，但重构结果仍完整地保留了目标几何结构特征。而当反射面为墙面时，由于信噪比降低，BP算法的旁瓣和噪声斑更明显；采用了近似算子的RMA算法成像质量下降更多，尤其是对于复杂目标铁塔和人造卫星模型，已经被背景噪声淹没，难以识别出目标。相对于BP和RMA，基于压缩感知理论的FISTA和NLFIST-Net均能够很好地抑制噪声干扰，降低目标旁瓣，图像背景更清晰，有效地改善成像质量。从图10(a)和图10(b)可以看出，对于简单目标字母“O”和“S”，稀疏成像算法得到的图像更干净，噪声斑抑制得更彻底，成像效果更好；而图10(c)和图10(d)中的复杂目标埃菲尔铁塔和人造卫星模型重构图像背景中仍残留一些噪声干扰。这是因为字母“O”和“S”为平面目标，结构简单，雷达回波信噪比更高，重构图像精度更高；而埃菲尔铁塔和人造卫星模型目标结构复杂，且具有立体结构，雷达回波中目标信号能量更低，重构图像中噪声干扰更多。同时本文所提的NLFIST-Net由于将迭代步长、软阈值和动量修正系数松弛为层级可变，并通过训练自动优化到最佳，因此相比于固定参数的FISTA，NLFIST-Net得到的目标图像在聚焦精度、噪声抑制方面表现得更好。



(a) 字母“O”场景2D结果
(a) 2D result of the letter “O” scene

(b) 字母“S”场景2D结果
(b) 2D result of the letter “S” scene

(c) 埃菲尔铁塔模型2D场景结果
(c) 2D result of the Eiffel Tower model scene

(d) 人造卫星模型2D场景结果
(d) 2D result of the artificial satellite model scene

图 9 试验场景2D成像

Fig. 9 2D imaging of experimental scenes

为了验证降采样对于成像质量的影响，图11、图12分别给出了在采样率为70%, 50%和30%下简单目标字母“O”和“S”的非视距三维成像结果，从中可以看出，随着采样率降低，传统匹配滤波算法得到的目标图像逐渐被强噪声背景淹没，成像质量大幅下降。相比之下，基于CS的稀疏成像方法产生了聚焦良好、背景干净的重构效果，即使在采样率仅有30%时，也可以很好地抑制噪声，重构出目标图像。而与FISTA相比，超参数自学习最优的NLFIST-Net对目标“O”和“S”的重构图像质量均更好，不仅在所有反射面场景下，而且对于所有采样率，NLFIST-Net都获得了背景最清晰、噪声干扰最少、聚焦度最佳的成像结果，直观地验证了所提方法的有效性。

为了贴近实际情况，验证NLFIST-Net对于结构复杂的目标的成像性能，本文分别在埃菲尔铁塔模型和人造卫星模型上进行了不同采样率下非视距三维重构实验，分别如图13和图14所示。结果表明，对于结构特征比较复杂的目标，随着采样率降低，BP和RMA的成像结果受到严重的旁瓣和噪声干扰，目标轮廓信息与背景噪声混杂在一起，难以区别。特别是在反射面为墙面的场景下，从图13(b)和图14(b)中可以看出，在稀疏采样时，BP和RMA的三维成像结果中，埃菲尔铁塔和人造卫星模型几乎被噪声斑完全淹没，难以辨认出目标的轮廓。相比之下，基于CS的稀疏成像算法FISTA和NLFIST-Net都有效地滤除了大量的背景噪声干扰，精确重建了目标轮廓信息，即使在反射面为墙面的场景下，也能从图像中辨别出隐匿目标，这是因为非视距回波采样率低于奈奎斯特采样率时，稀疏成像算法也能够精确恢复目标图像，证明了其从低维回波中恢复稀疏目标的鲁棒性。本文提出的NLFIST-Net通过端到端训练方式，自适应优化超参数，背景噪声功率相较于FISTA进一步降低，获得的图像轮廓更清晰明显；此外，还得益于深度展开网络对三维张量的并行优化，NLFIST-Net避免了FISTA逐距离切片成像，再拼接成三维图像结果时产生的伪影，进一步提高了成像质量。因此NLFIST-Net对应的图像重构精度最高，噪声抑制效果最好，背景最干净，进一步证明了所提的基于压缩感知理论的学习成像方法在贴近实际环境中的有效性。

表2给出了图10–图14中4个非视距目标成像结果的部分数值评估结果。其中数值评估最优者用黑体标出。结果表明，相较于BP, RMA和FISTA算法，所提的NLFIST-Net的成像结果的ENT值更低，表明其成像聚焦精度更佳；同时其IC值均优于其他方法，说明NLFIST-Net在抑制噪声、旁瓣和杂波等方面更有效，能获得背景更清晰的图像。值得注意的是，当采样率降低时，基于压缩感知的FISTA和NLFIST-Net的IC值上升，而基于匹配滤波的BP和RMA的IC值下降，这是因为采样率降低时，传统成像方法会引入更多背景噪声，导致IC降低。而CS方法仍能维持较清晰的背景，采样率下降主要造成幅值估计失真和目标散射点缺失，反而扩大了幅值的动态范围，致使IC上升。在埃菲尔铁塔模型成像实验中，FISTA算法未出现IC上升现象，原因是该模型本身具有较大的散射强度动态范围，幅值衰减和目标缺失反而缩小了动态范围，导致IC降低。

4.3 算法理论计算复杂度分析

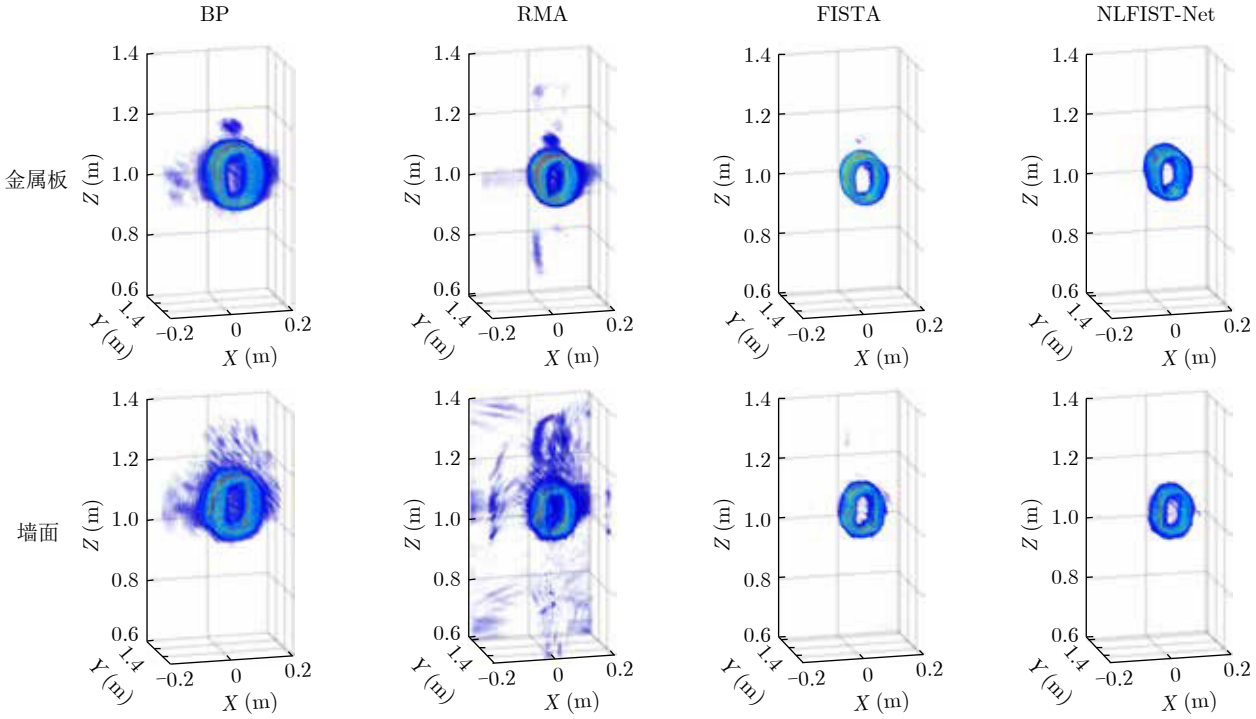
本文采用浮点运算次数(Floating-point Operations, FLOPs)评估各个算法的计算复杂度，首先考虑以下基本理论：

(1) 一次复数加法和复数乘法分别对应2FLOPs和6FLOPs；

(2) 一次N点FFT对应$N\log_2 N/2$次复数乘法运算和$N\log_2 N$次复数加法运算，总共$5N\log_2 N$FLOPs；

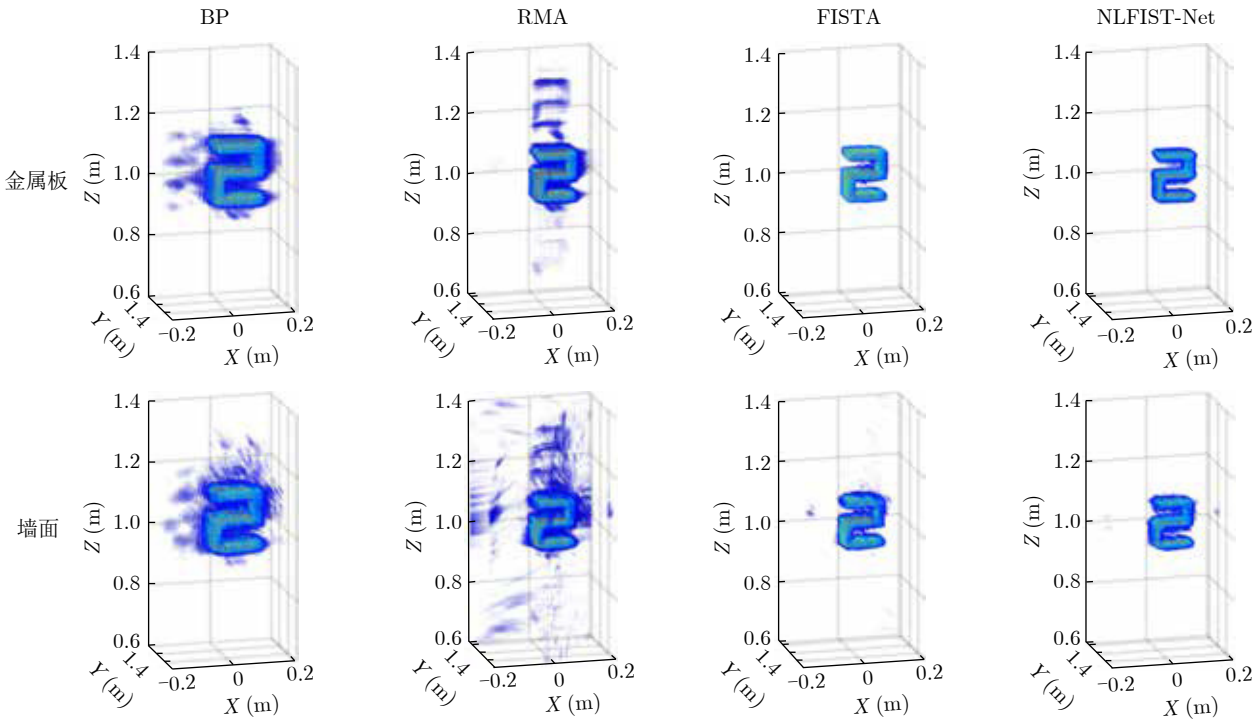
(3) 对于成像算子RM(·)，对应两次二维FFT和一次复数Hadamard乘积运算，总共$10N\log_2 N+6N$FLOPs。

设某一距离门回波矩阵$\boldsymbol{Y}\in\mathbb{C}^{N_x\times N_z}$，距离门



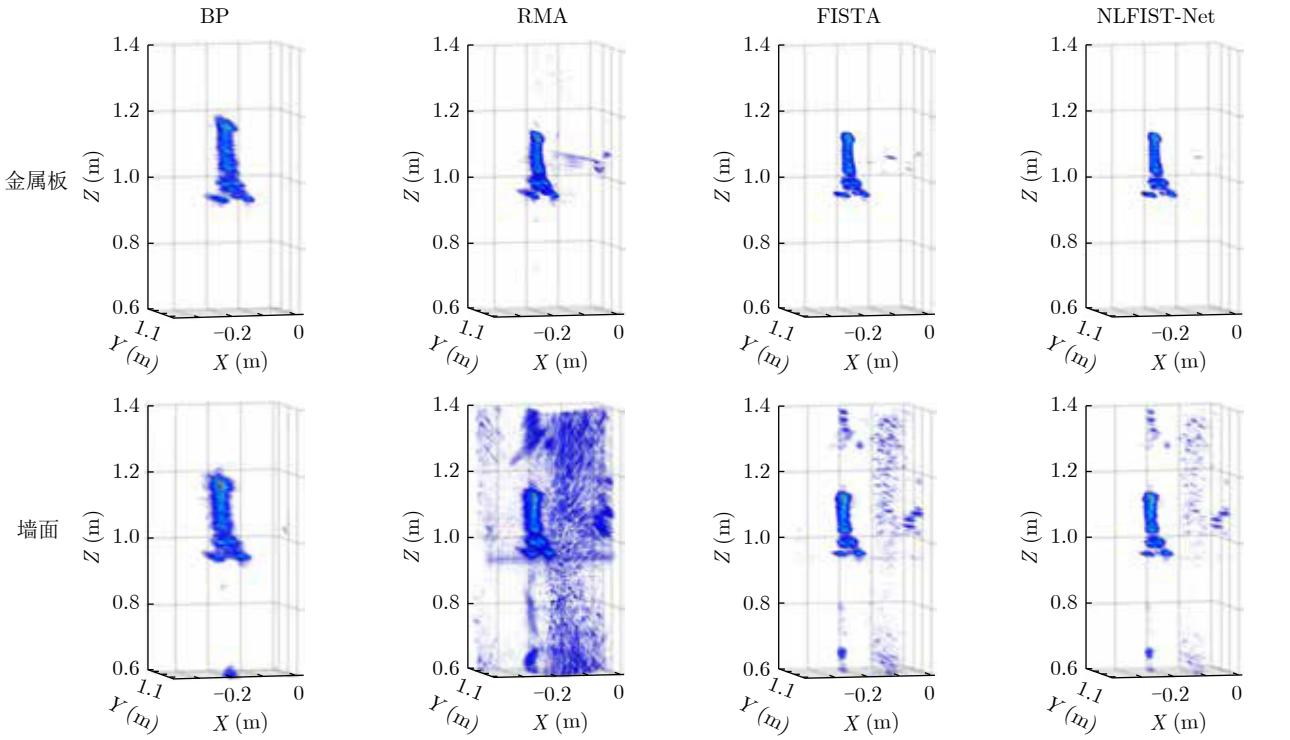
(a) 字母“O”成像结果

(a) Imaging results of the letter “O”

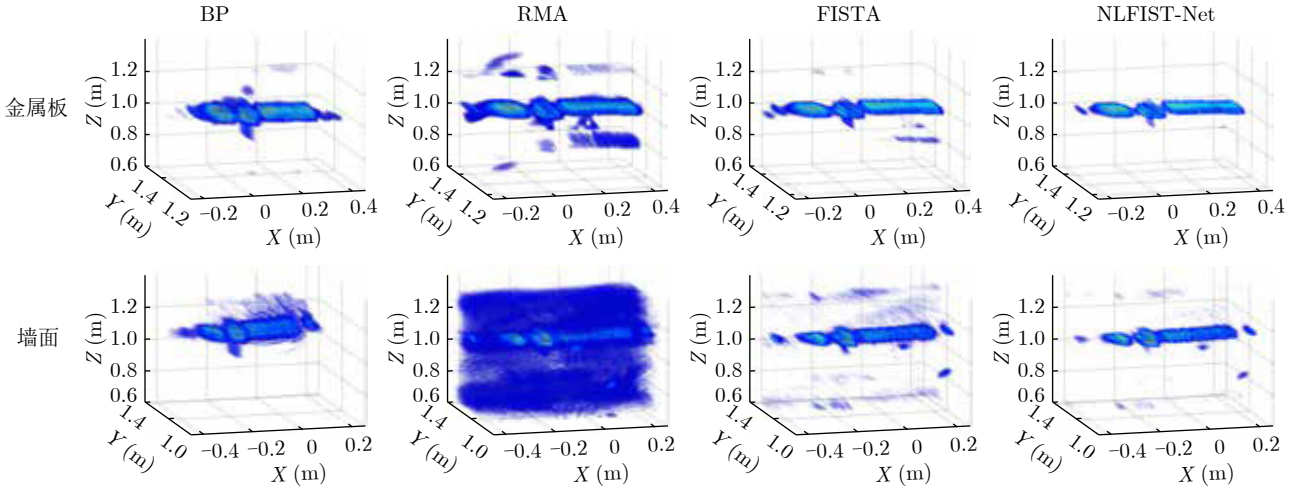


(b) 字母“S”成像结果

(b) Imaging results of the letter “S”



(c) 埃菲尔铁塔模型成像结果
(c) Imaging results of the Eiffel Tower model

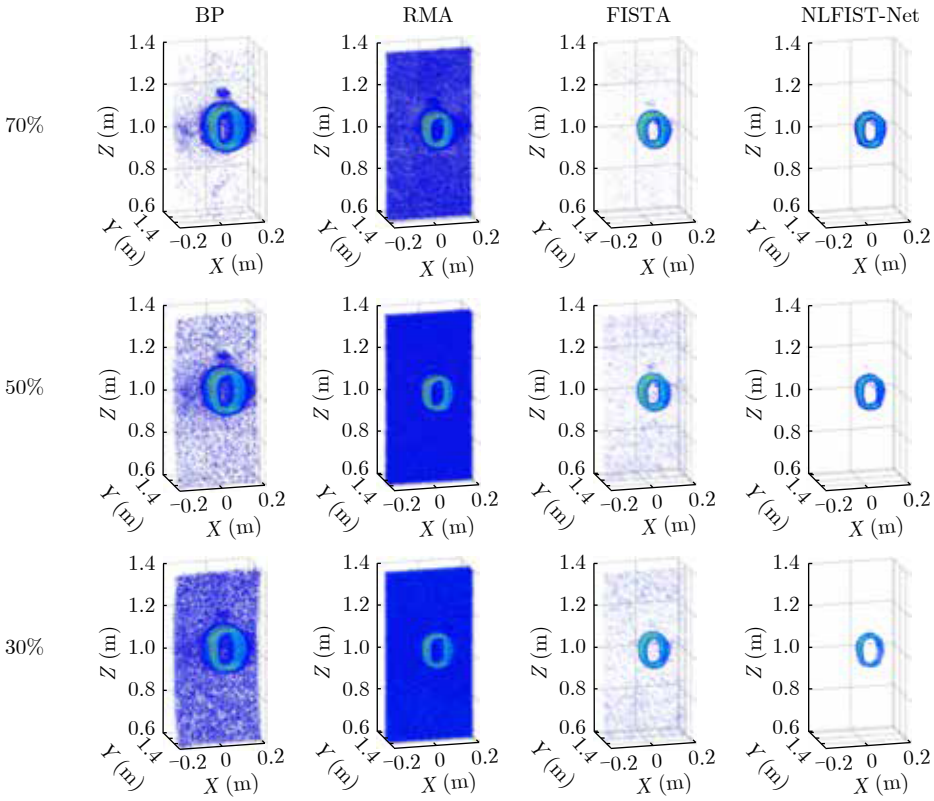


(d) 人造卫星模型成像结果
(d) Imaging results of the artificial satellite model

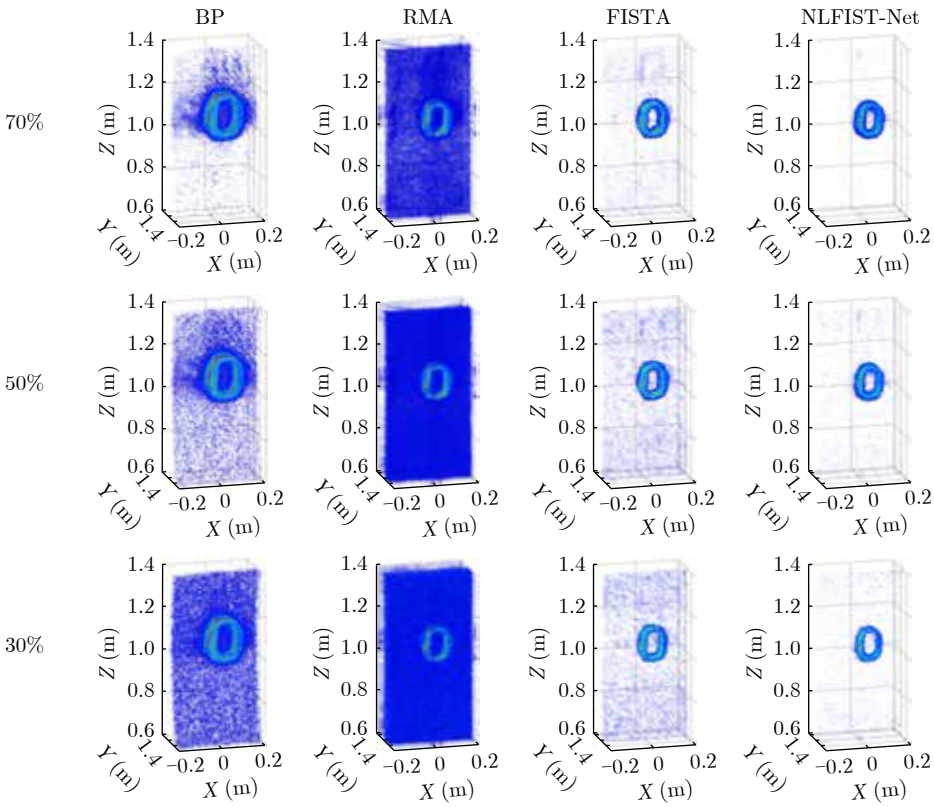
图 10 各算法在采样率100%时各个目标在不同反射面下的非视距三维成像结果

Fig. 10 NLOS 3D imaging results of various hidden targets under different reflective surfaces at 100% sampling rate

数量为$N_{\rm r}$，二维目标图像$\boldsymbol{X}\in\mathbb{C}^{W\times H}$，令$N_l=W\times H$。FISTA算法迭代$N_{\rm iter}$次，NLFIST-Net网络层数为$T$。首先BP算法要计算每一个阵元到图像每一个点的斜距，再进行相干积累，计算复杂度为$N_xN_zN_{\rm r}\times 17N_lN_{\rm r}$FLOPs；对于每一个距离切片，RMA算法进行两次二维FFT运算和一次Hard-mard积运算，计算复杂度为$N_{\rm r}N_l\,(10\log_2N_l+6)$ FLOPs；基于RM核算子的FISTA和NLFIST-Net每次迭代包括3次复矩阵相加，3次矩阵数乘以及两次RM成像算子运算，其计算复杂度分别为$N_{\rm iter}N_{\rm r}N_l\,(20\log_2N_l+24)$FLOPs和$TN_{\rm r}N_l\,(20\log_2N_l+24)$FLOPs。综上所述，各算法的计算复杂度如表 3 所示，并给出了当$N_x=400$，$N_z=200$，$N_l=512\times512$，$N_{\rm r}=32$，$N_{\rm iter}=15$，$T=9$时各算法的浮点运算次数。由表3可见，各算法计算复杂度排列为RMA<NLFIST-Net<FISTA<BP。反映在表2中，BP算法因极高的计算复杂度耗时最长；NLFIST-Net得益于其高度并行的前馈网络结构，



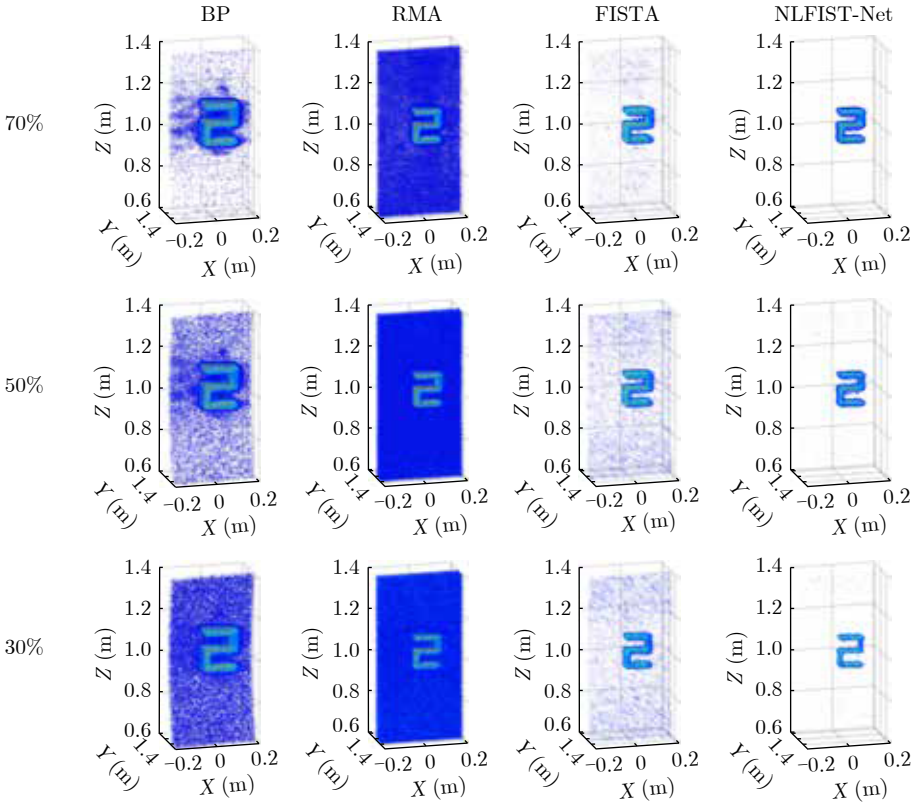
(a) 反射面为金属板
(a) Reflective surface: Metal plate



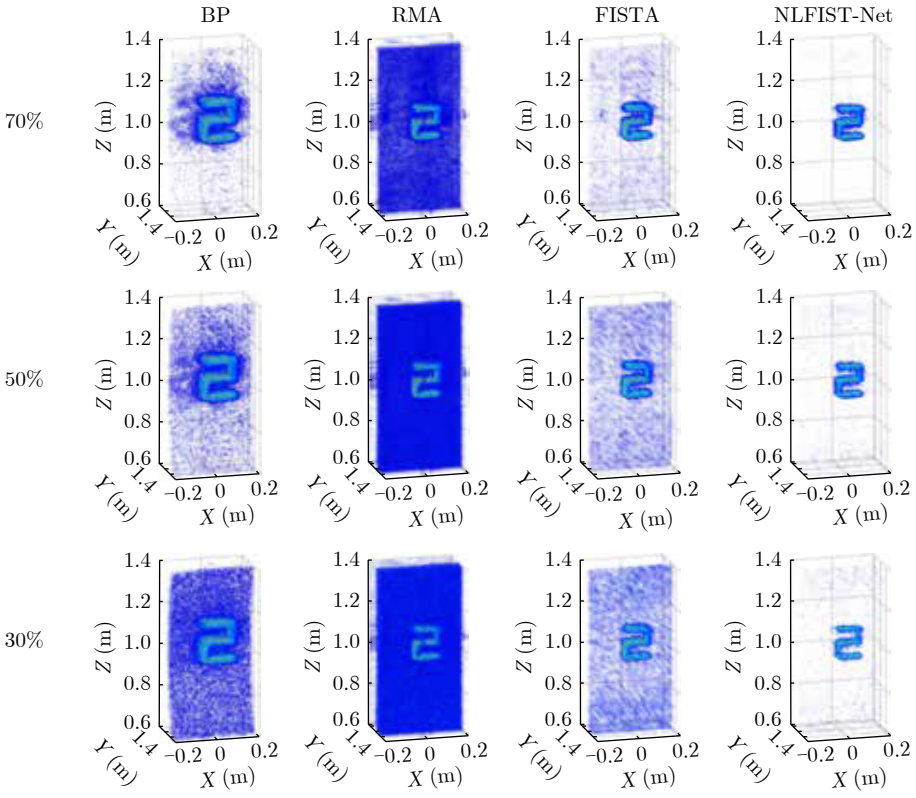
(b) 反射面为墙面
(b) Reflective surface: Wall

图 11 不同反射面场景下，各算法在采样率为70%, 50%, 30%时字母“O”非视距三维成像结果

Fig. 11 Under different reflective surface conditions, NLOS 3D imaging results of letter “O” by different algorithms when sampling ratio are 70%, 50% and 30%



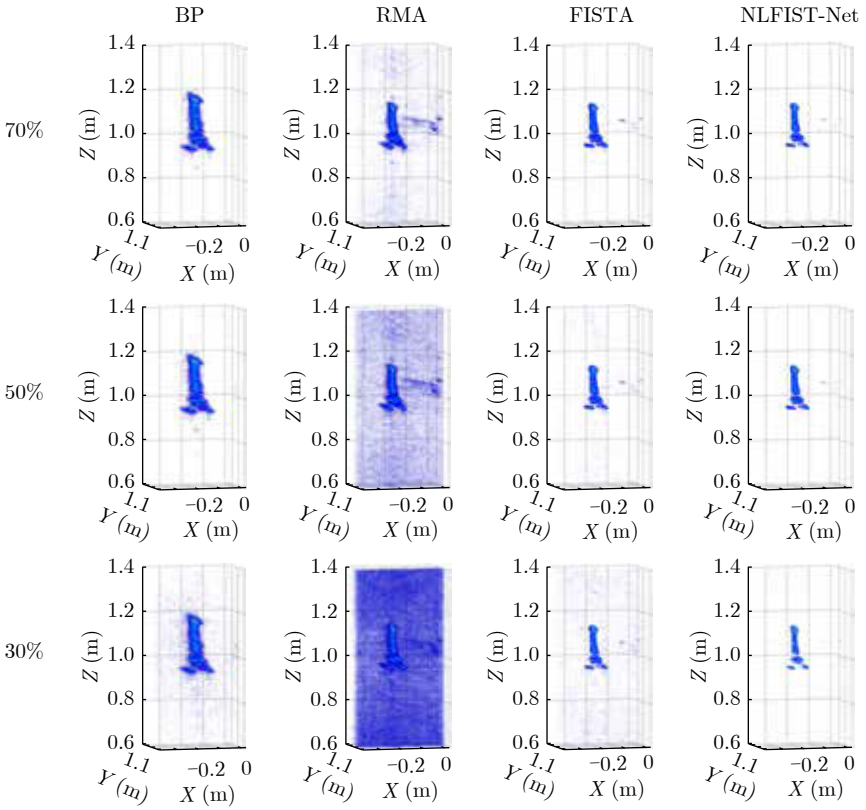
(a) 反射面为金属板
(a) Reflective surface: Metal plate



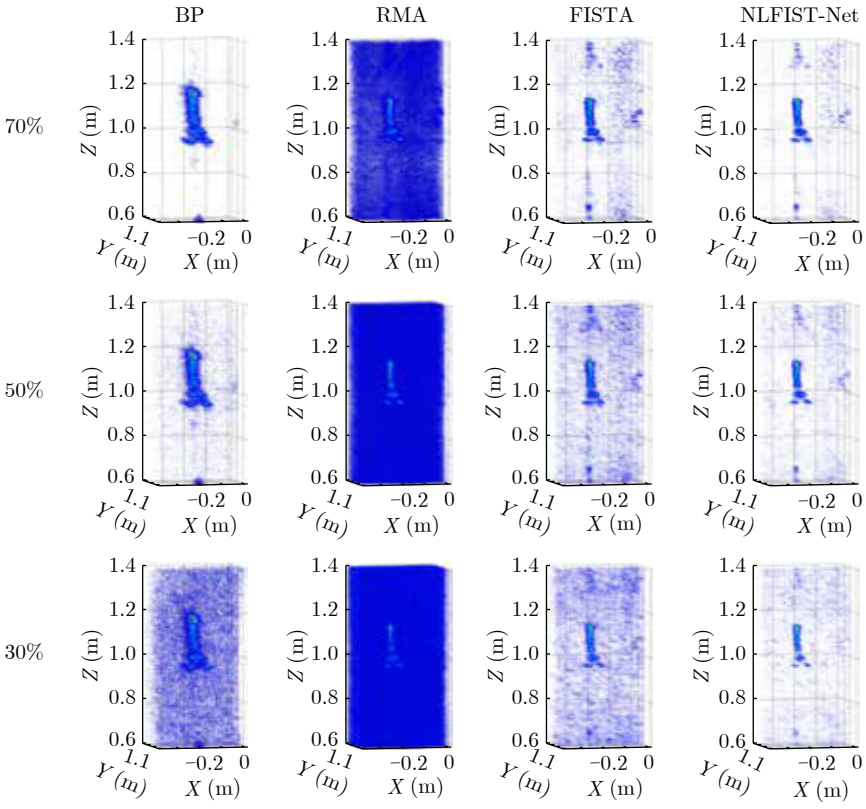
(b) 反射面为墙面
(b) Reflective surface: Wall

图 12 不同反射面场景下，各算法在采样率为70%, 50%, 30%时字母“S”非视距三维成像结果

Fig. 12 Under different reflective surface conditions, NLOS 3D imaging results of letter “S” by different algorithms when sampling ratio are 70%, 50% and 30%



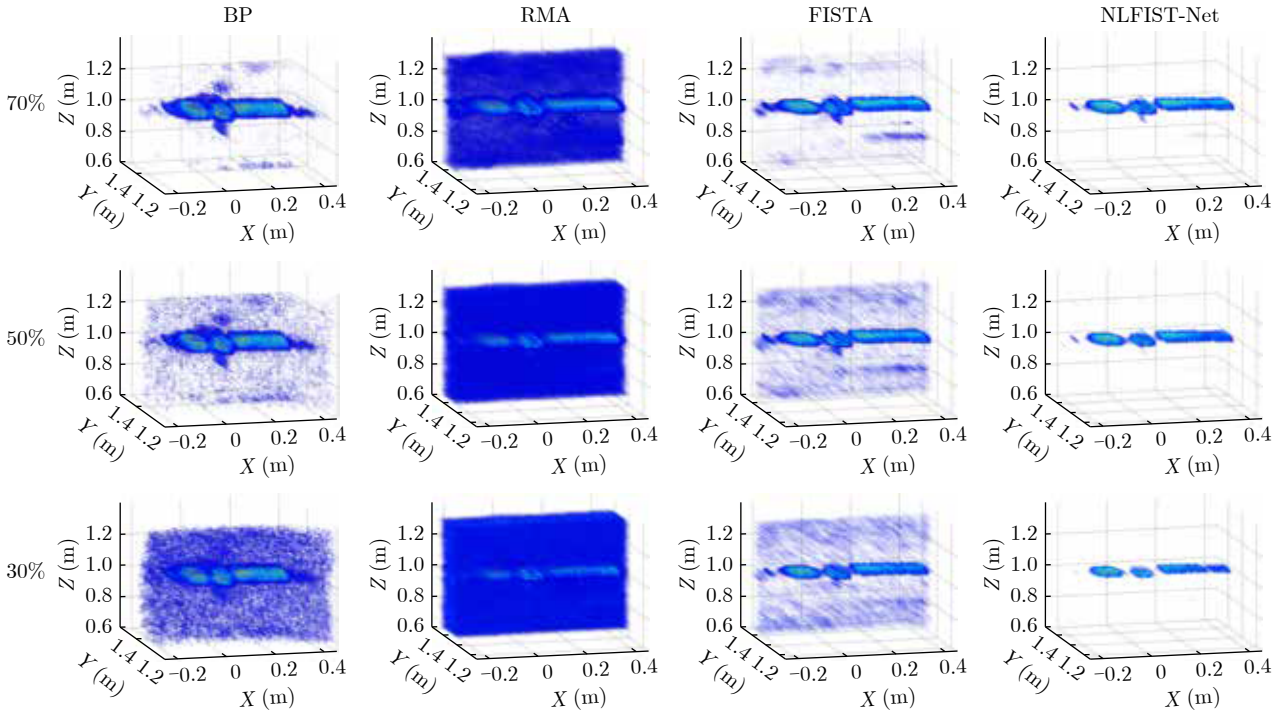
(a) 反射面为金属板
(a) Reflective surface: Metal plate



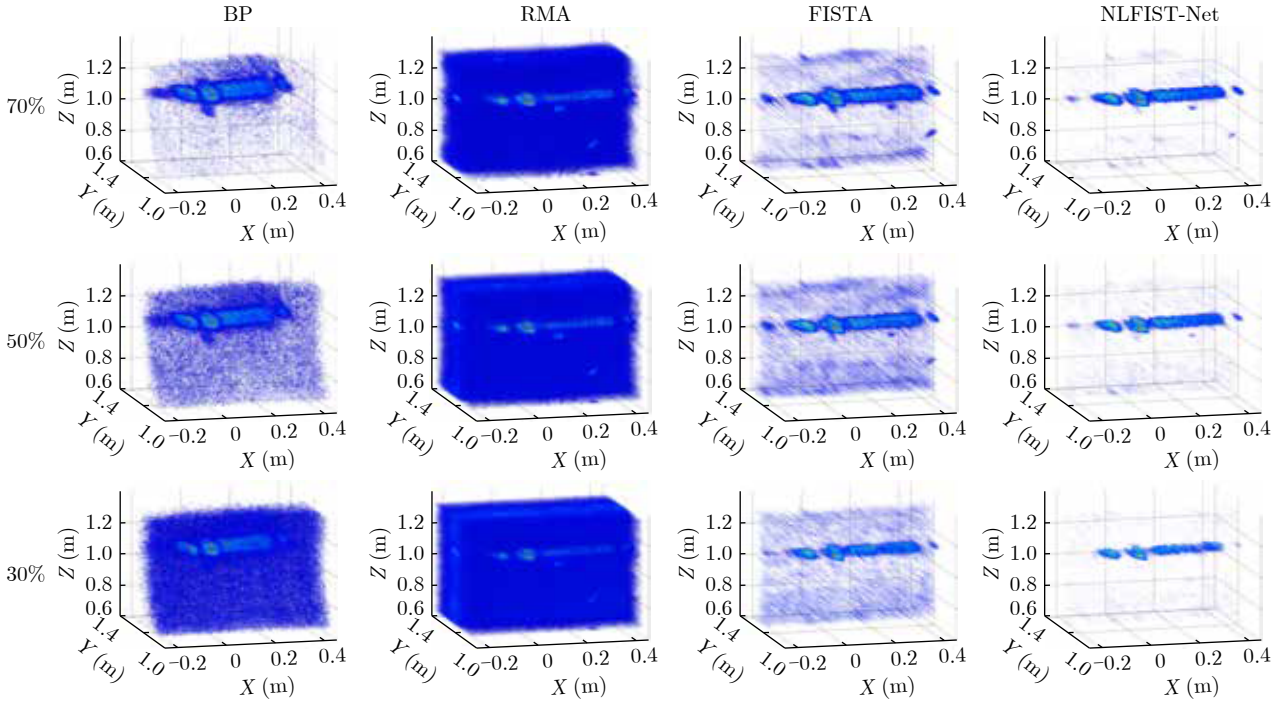
(b) 反射面为墙面
(b) Reflective surface: Wall

图 13 不同反射面场景下，各算法在采样率为70%, 50%, 30%时埃菲尔铁塔模型非视距三维成像结果

Fig. 13 Under different reflective surface conditions, NLOS 3D imaging results of the Eiffel Tower model by different algorithms when sampling ratio are 70%, 50% and 30%



(a) 反射面为金属板
(a) Reflective surface: Metal plate



(b) 反射面为墙面
(b) Reflective surface: Wall

图 14 不同反射面场景下，各算法在采样率为70%, 50%, 30%时人造卫星模型非视距三维成像结果

Fig. 14 Under different reflective surface conditions, NLOS 3D imaging results of the satellite model by different algorithms when sampling ratio are 70%, 50% and 30%

适合GPU加速处理，提高了重建效率；此外，与RMA和FISTA的逐片处理方式不同，在内存足够的前提下，NLFIST-Net直接对三维回波张量并行处理，进一步提高了计算效率，因此所提方法NLFIST-Net的三维重构时间最短，达到了十几毫秒的速度。

表 2 4个目标的非视距毫米波三维成像试验数据数值评估结果

Tab. 2 Numerical evaluation results of experimental four-target NLOS 3D imaging data using millimeter wave radar

目标	反射面	采样率	BP			RMA			FISTA			NLFIST-Net		
			ENT	IC	Time (s)	ENT	IC	Time (s)	ENT	IC	Time (s)	ENT	IC	Time (s)
O	金属板	70%	11.11	7.70	460.83	13.06	7.46	1.15	11.17	12.59	4.13	**10.79**	**15.68**	**0.017**
		30%	11.73	6.49	495.48	14.13	3.77	1.14	11.02	14.59	4.67	**9.86**	**25.09**	**0.016**
	墙面	70%	11.21	7.59	487.46	13.64	6.39	1.31	11.28	12.45	4.37	**11.03**	**14.35**	**0.017**
		30%	11.91	6.28	494.76	14.51	3.32	2.07	11.28	13.66	4.31	**10.40**	**20.20**	**0.015**
S	金属板	70%	11.21	7.04	488.84	13.15	6.94	1.14	11.36	11.43	4.27	**10.97**	**14.28**	**0.019**
		30%	11.84	5.90	495.43	14.15	3.66	1.14	11.36	12.61	3.68	**10.14**	**21.78**	**0.016**
	墙面	70%	11.24	7.26	498.36	13.52	6.59	1.20	11.86	10.63	4.14	**11.07**	**13.90**	**0.018**
		30%	11.92	6.00	490.90	14.42	3.42	1.21	11.39	11.50	4.62	**10.53**	**18.77**	**0.016**
铁塔	金属板	70%	10.68	15.91	543.18	13.93	9.90	0.74	10.90	22.83	4.03	**10.08**	**28.24**	**0.016**
		30%	11.93	11.26	540.94	14.89	4.26	0.74	11.09	23.24	4.19	**9.57**	**35.87**	**0.015**
	墙面	70%	12.03	10.84	458.58	15.03	3.49	0.82	12.04	16.58	4.24	**10.94**	**23.18**	**0.016**
		30%	13.39	4.89	469.50	15.32	1.57	0.74	12.42	12.50	4.29	**10.84**	**24.22**	**0.017**
卫星	金属板	70%	11.00	8.47	542.64	13.22	7.44	0.84	11.32	12.95	4.31	**10.79**	**15.95**	**0.018**
		30%	11.71	6.99	479.34	14.25	3.76	0.77	11.42	13.46	4.33	**9.92**	**25.19**	**0.016**
	墙面	70%	11.89	6.55	479.34	14.79	3.22	0.79	11.88	11.24	4.46	**11.08**	**14.61**	**0.018**
		30%	12.94	4.28	473.34	15.1	1.86	0.73	11.67	12.75	4.08	**9.99**	**25.55**	**0.017**

注：加粗数值代表数值评估最优的算法。

表 3 各成像算法计算复杂度

Tab. 3 Computational complexity of different imaging algorithms

算法	FLOPs	数值实例
BP	$N_xN_zN_{\rm r}\times 17N_lN_{\rm r}$	3.65×10^{14}
RMA	$N_{\rm r}N_l\left(10\log_2N_l+6\right)$	1.56×10^{9}
FISTA	$N_{\rm iter}N_{\rm r}N_l\left(20\log_2N_l+24\right)$	4.83×10^{10}
NLFIST-Net	$TN_{\rm r}N_l\left(20\log_2N_l+24\right)$	2.89×10^{10}

5 结语

本文针对拐角非视距场景下隐匿目标的毫米波雷达三维成像存在的虚假目标、图像模糊等问题，提出了一种基于RM核算子学习驱动的非视距毫米波三维成像方法NLFIST-Net，有效地提高了成像精度和成像效率。首先建立了非视距毫米波雷达的几何模型和信号模型；其次，将非视距成像问题建模为L_1正则化问题，采用FISTA稀疏重构迭代最优求解框架重构图像。针对传统矩阵-向量线性建模在非视距场景稀疏成像中测量矩阵维度爆炸的缺陷，引入RM频域快速成像算子，显著降低内存消耗并提高了成像效率。随后，针对稀疏重构迭代最优求解方法参数调试复杂、算法稳定性差等问题，基于深度展开理论构建了固定迭代次数的成像网络，通过端到端训练实现超参数自动优化，进一步提高成像效率。最后本文通过多组不同反射面实测实验验证了所提算法在非视距场景下三维成像的有效性。

本文初步验证了深度展开网络在非视距毫米波雷达三维成像领域的可行性。然而，本文研究的成像模型基于相对理想的非视距场景假设，即雷达回波信号由一次反射分量构成，忽略了多次反射与衍射分量。在此简化模型下，所提出的非视距学习成像算法本质上可视作现有的视距成像网络的延伸与扩展。未来研究亟须进一步探索多径信号建模、非理想反射面的相位误差补偿等非视距成像关键问题；此外，受限于AWR2243雷达模块的信号频段与发射功率，目前仅能在室内环境中开展非视距毫米波雷达成像实验。在室外或半室外多墙角复杂场景中，一方面，粗糙的墙体表面使得电磁波主要发生漫反射，镜面反射能量显著衰减；另一方面，环境中的外部电磁干扰加剧，导致回波信号质量进一步下降，因此在上述复杂环境中进行非视距成像实验仍面临着严峻挑战，未来需探索对漫反射及复杂干扰更具鲁棒性的成像方法，同时从硬件上升级雷达系统，在室外或半室外多墙角复杂环境中验证所提方法的有效性。

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] 杨建宇. 雷达技术发展规律和宏观趋势分析[J]. 雷达学报, 2012, 1(1): 19–27. doi: 10.3724/SP.J.1300.2012.20010.
YANG Jianyu. Development laws and macro trends analysis of radar technology[J]. *Journal of Radars*, 2012, 1(1): 19–27. doi: 10.3724/SP.J.1300.2012.20010.

[2] 丁赤飚, 仇晓兰, 吴一戎. 全息合成孔径雷达的概念、体制和方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(3): 399–408. doi: 10.12000/JR20063.
DING Chibiao, QIU Xiaolan, and WU Yirong. Concept, system, and method of holographic synthetic aperture radar[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(3): 399–408. doi: 10.12000/JR20063.

[3] 丁赤飚, 仇晓兰, 徐丰, 等. 合成孔径雷达三维成像——从层析、阵列到微波视觉[J]. 雷达学报, 2019, 8(6): 693–709. doi: 10.12000/JR19090.
DING Chibiao, QIU Xiaolan, XU Feng, *et al*. Synthetic aperture radar three-dimensional imaging—from TomoSAR and array InSAR to microwave vision[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(6): 693–709. doi: 10.12000/JR19090.

[4] 孔令讲, 郭世盛, 陈家辉, 等. 多径利用雷达目标探测技术综述与展望[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(1): 23–45. doi: 10.12000/JR23134.
KONG Lingjiang, GUO Shisheng, CHEN Jiahui, *et al*. Overview and prospects of multipath exploitation radar target detection technology[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(1): 23–45. doi: 10.12000/JR23134.

[5] SMITH G E and MOBASSERI B G. Multipath exploitation for radar target classification[C]. 2012 IEEE Radar Conference, Atlanta, USA, 2012: 623–628. doi: 10.1109/RADAR.2012.6212215.

[6] RASKAR R and DAVIS J. 5d time-light transport matrix: What can we reason about scene properties?[OL]. https://dspace.mit.edu/bitstream/handle/1721.1/67888/TransientLightReportRaskarDavis.pdf?sequence=1.

[7] KIRMANI A, HUTCHISON T, DAVIS J, *et al*. Looking around the corner using transient imaging[C]. 2009 IEEE 12th International Conference on Computer Vision, Kyoto, Japan, 2009: 159–166. doi: 10.1109/ICCV.2009.5459160.

[8] VELTEN A, WILLWACHER T, GUPTA O, *et al*. Recovering three-dimensional shape around a corner using ultrafast time-of-flight imaging[J]. *Nature communications*, 2012, 3(1): 745. doi: 10.1038/ncomms1747.

[9] KATZ O, HEIDMANN P, FINK M, *et al*. Non-invasive single-shot imaging through scattering layers and around corners via speckle correlations[J]. *Nature photonics*, 2014, 8(10): 784–790. doi: 10.1038/nphoton.2014.189.

[10] YEDIDIA A B, BARADAD M, THRAMPOULIDIS C, *et al*. Using unknown occluders to recover hidden scenes[C]. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Long Beach, USA, 2019: 12223–12231. doi: 10.1109/CVPR.2019.01251.

[11] LIU Xintong, WANG Jianyu, LI Zhupeng, *et al*. Non-line-of-sight reconstruction with signal-object collaborative regularization[J]. *Light*: *Science* & *Applications*, 2021, 10(1): 198. doi: 10.1038/s41377-021-00633-3.

[12] HAO Mingyang, NING Fangli, WANG Ke *et al*. Acoustic non-line-of-sight vehicle approaching and leaving detection[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2024, 25(8): 9979–9991. doi: 10.1109/TITS.2024.3353749.

[13] MAEDA T, WANG Yiqin, RASKAR R *et al*. Thermal non-line-of-sight imaging[C]. 2019 IEEE International Conference on Computational Photography (ICCP), Tokyo, Japan, 2019: 1–11. doi: 10.1109/ICCPHOT.2019.8747343.

[14] ZHOU Zimu, YANG Zheng, WU Chenshu *et al*. WiFi-based indoor line-of-sight identification[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2015, 14(11): 6125–6136. doi: 10.1109/TWC.2015.2448540.

[15] PAULI M, GÖTTEL B, SCHERR S, *et al*. Miniaturized millimeter-wave radar sensor for high-accuracy applications[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2017, 65(5): 1707–1715. doi: 10.1109/TMTT.2017.2677910.

[16] WANG Xiao, XU Linhai, SUN Hongbin, *et al*. On-road vehicle detection and tracking using MMW radar and monovision fusion[J]. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2016, 17(7): 2075–2084. doi: 10.1109/TITS.2016.2533542.

[17] GUO Shisheng, ZHAO Qingsong, CUI Guolong, *et al*. Behind corner targets location using small aperture millimeter wave radar in nlos urban environment[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 460–470. doi: 10.1109/JSTARS.2020.2963924.

[18] CHEN Jiahui, ZHANG Yang, GUO Shisheng, *et al*. Joint estimation of nlos building layout and targets via sparsity-driven approach[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5114513. doi: 10.1109/TGRS.2022.3182429.

[19] WEI Shunjun, WEI Jinshan, LIU Xinyuan, *et al*. Nonline-of-sight 3-D imaging using millimeter-wave radar[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5106518. doi: 10.1109/TGRS.2021.3112579.

[20] 林雨青, 仇晓兰, 彭凌霄, 等. 基于多径模型的建筑区SAR三维成像中非视距目标重定位方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(4): 777–790. doi: 10.12000/JR24057.
LIN Yuqing, QIU Xiaolan, PENG Lingxiao, *et al*. Non-line-

of-sight target relocation by multipath model in SAR 3D urban area imaging[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(4): 777–790. doi: 10.12000/JR24057.

[21] WEN Yanbo, WEI Shunjun, WEI Jinshan, *et al*. Non-line-of-sight imaging of hidden moving target using millimeter-wave inverse synthetic aperture radar[C]. IGARSS 2022 - 2022 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Kuala Lumpur, Malaysia, 2022: 555–558. doi: 10.1109/IGARSS46834.2022.9883939.

[22] TAN Xiaoheng, YANG Zhijun, LI Dong, *et al*. An efficient range-Doppler domain ISAR imaging approach for rapidly spinning targets[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(4): 2670–2681. doi: 10.1109/TGRS.2019.2953303.

[23] 邢孟道, 马鹏辉, 楼屹杉, 等. 合成孔径雷达快速后向投影算法综述[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(1): 1–22. doi: 10.12000/JR23183.
XING Mengdao, MA Penghui, LOU Yishan, *et al*. Review of fast back projection algorithms in synthetic aperture radar[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(1): 1–22. doi: 10.12000/JR23183.

[24] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306. doi: 10.1109/TIT.2006.871582.

[25] CETIN M and KARL W C. Feature-enhanced synthetic aperture radar image formation based on nonquadratic regularization[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(4): 623–631. doi: 10.1109/83.913596.

[26] ÁLVAREZ Y, RODRIGUEZ-VAQUEIRO Y, GONZALEZ-VALDES B, *et al*. Three-dimensional compressed sensing-based millimeter-wave imaging[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2015, 63(12): 5868–5873. doi: 10.1109/TAP.2015.2481487.

[27] BARANIUK R and STEEGHS P. Compressive radar imaging[C]. 2007 IEEE Radar Conference, Waltham, USA, 2007: 128–133. doi: 10.1109/RADAR.2007.374203.

[28] ZHU Xiaoxiang and BAMLER R. Tomographic SAR Inversion by L_1 -norm regularization—the compressive sensing approach[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(10): 3839–3846. doi: 10.1109/TGRS.2010.2048117.

[29] WEI Shunjun, ZHANG Xiaoling, SHI Jun, *et al*. Sparse reconstruction for SAR imaging based on compressed sensing[J]. *Progress in Electromagnetics Research*, 2010, 109: 63–81. doi: 10.2528/PIER10080805.

[30] LIU Xinyuan, WEI Shunjun, WEI Jinshan, *et al*. Non-line-of-sight millimeter-wave radar 3-D sparse reconstruct via MSSTV method[C]. 2022 IEEE 9th International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications (MAPE), Chengdu, China, 2022: 424–427. doi: 10.1109/MAPE53743.2022.9935195.

[31] 蔡响, 韦顺军, 文彦博, 等. 基于非视距雷达三维成像的隐藏目标精确重构方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(4): 791–806. doi: 10.12000/JR24060.
CAI Xiang, WEI Shunjun, WEN Yanbo, *et al*. Precise reconstruction method for hidden targets based on non-line-of-sight radar 3D imaging[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(4): 791–806. doi: 10.12000/JR24060.

[32] CAI Xiang, WEI Shunjun, WEN Yanbo, *et al*. Bayesian-based 3-D MMW radar imaging of non-line-of-sight environments[C]. 2023 Cross Strait Radio Science and Wireless Technology Conference (CSRSWTC), Guilin, China, 2023: 1–3. doi: 10.1109/CSRSWTC60855.2023.10427181.

[33] WEN Yanbo, WEI Shunjun, CAI Xiang, *et al*. NMTCS: Non-line-of-sight sparse reconstruct for hidden motion targets[C]. 2023 Cross Strait Radio Science and Wireless Technology Conference (CSRSWTC), Guilin, China, 2023: 1–3. doi: 10.1109/CSRSWTC 60855.2023.10426822.

[34] WEN Yanbo, WEI Shunjun, CAI xiang, *et al*. CMTI: Non-line-of-sight radar imaging for non-cooperative corner motion target[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2025, 74(1): 179–190. doi: 10.1109/TVT.2024.3398218.

[35] WEN Yanbo, WEI Shunjun, CAI xiang, *et al*. Non-line-of-sight sparse aperture ISAR imaging via a novel detail-aware regularization[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2024, 62: 5220218. doi: 10.1109/TGRS.2024.3447900.

[36] 董小舒, 朱伟, 刘羽, 等. 毫米波雷达与视觉融合的车辆目标检测系统[J]. 指挥信息系统与技术, 2021, 12(1): 91–96. doi: 10.15908/j.cnki.cist.2021.01.017.
DONG Xiaoshu, ZHU Wei, LIU Yu, *et al*. Vehicle object detection system combined of millimeter-wave radar and vision[J]. *Command Information System And Technology*, 2021, 12(1): 91–96. doi: 10.15908/j.cnki.cist.2021.01.017.

[37] 张春杰, 陈奇, 赵佳琦. 基于注意力机制CNN-LSTM的毫米波雷达点云特征数据预测生成[J]. 电讯技术, 2024, 64(11): 1718–1725. doi: 10.20079/j.issn.1001-893x.240118005.
ZHANG Chunjie, CHEN Qi, and ZHAO Jiaqi. Enhancement of mmwave radar point cloud feature data based on self-attention echanism CNN-LSTM[J]. *Telecommunication Engineering*, 2024, 64(11): 1718–1725. doi: 10.20079/j.issn.1001-893x.240118005.

[38] GREGOR K and LECUN Y. Learning fast approximations of sparse coding[C]. The 27th International Conference on International Conference on Machine Learning, Haifa, Israel, 2010: 399–406.

[39] LIU Risheng, ZHANG Yuxi, CHENG Shichao, *et al*. A deep

framework assembling principled modules for CS-MRI: Unrolling perspective, convergence behaviors, and practical modeling[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2020, 39(12): 4150–4163. doi: 10.1109/TMI.2020.3014193.

[40] 王谋, 韦顺军, 沈蓉, 等. 基于自学习稀疏先验的三维SAR成像方法[J]. 雷达学报, 2023, 12(1): 36–52. doi: 10.12000/JR22101.
WANG Mou, WEI Shunjun, SHEN Rong, *et al*. 3D SAR imaging method based on learned sparse prior[J]. *Journal of Radars*, 2023, 12(1): 36–52. doi: 10.12000/JR22101.

[41] WANG Mou, WEI Shunjun, LIANG Jiadian, *et al*. RMIST-Net: Joint range migration and sparse reconstruction network for 3-D mmW imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5205117. doi: 10.1109/TGRS.2021.3068405.

[42] WANG Mou, WEI Shunjun, ZHOU Zichen, *et al*. CTV-Net: Complex-valued TV-driven network with nested topology for 3-D SAR imaging[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems*, 2024, 35(4): 5588–5602. doi: 10.1109/TNNLS.2022.3208252.

[43] WANG Mou, WEI Shunjun, SHI Jun, *et al*. CSR-Net: A novel complex-valued network for fast and precise 3-D microwave sparse reconstruction[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2020, 13: 4476–4492. doi: 10.1109/JSTARS.2020.3014696.

[44] PU Wei. SAE-Net: A deep neural network for SAR autofocus[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5220714. doi: 10.1109/TGRS.2021.3139914.

[45] WANG Yingzhou, LI Lijun, and GONG Ke. Narrowband experimental study on millimeter-wave indoor propagation[C]. 1998 International Conference on Communication Technology. Proceedings (IEEE Cat. No.98EX243), Beijing, China, 1998: 5. doi: 10.1109/ICCT.1998.741269.

[46] BECK A and TEBOULLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. *SIAM Journal on Imaging Sciences*, 2009, 2(1): 183–202. doi: 10.1137/080716542.

[47] XIANG Jinxi, DONG Yonggui, and YANG Yunjie. FISTA-Net: Learning a fast iterative shrinkage thresholding network for inverse problems in imaging[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2021, 40(5): 1329–1339. doi: 10.1109/TMI.2021.3054167.

[48] ZHOU Yulong, ZHONG Yu, WEI Zhun, *et al*. An improved deep learning scheme for solving 2-D and 3-D inverse scattering problem[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2021, 69(5): 2853–2863. doi: 10.1109/TAP.2020.3027898.

作 者 简 介

陈　锟，硕士生，主要研究方向为非视距雷达成像、雷达三维成像、雷达信号处理等。

韦顺军，博士，教授，主要研究方向为雷达三维成像、新体制SAR成像、雷达稀疏成像、雷达信号处理等。

蔡　响，硕士生，主要研究方向为非视距雷达成像、雷达三维成像、雷达信号处理等。

王　谋，博士，副教授，主要研究方向为雷达三维成像、新体制SAR成像、雷达稀疏成像、雷达信号处理等。

张　浩，博士生，主要研究方向为雷达信号处理、雷达干扰抑制、机器学习等。

崔国龙，博士，教授，主要研究方向为最优化理论和算法、雷达目标检测理论、波形多样性以及城市环境目标探测等。

张晓玲，博士，教授，主要研究方向为雷达信号处理、SAR成像系统、SAR图像智能解译等。

陈思远，硕士，工程师，主要研究方向为雷达信号处理等。

(责任编辑：于青)