

基于 RM 核函数的毫米波雷达非视距目标稀疏成像方法

周意森 郭世盛 朱智豪 崔国龙

电子科技大学 信息与通信工程学院

DOI:10.12238/ast.v1i1.13700

[摘要] 毫米波雷达成像因具备波长短、分辨率高、功耗低等优势，在全天时全天候的复杂城市环境感知中有重要的应用前景。然而，毫米波雷达成像技术如将压缩感知稀疏成像方法直接应用于 NLOS 场景，会出现数据计算量大和硬件存储需求高等问题。针对非视距目标稀疏成像方法中时间和空间复杂度高的问题，该研究提出了一种基于 RM 核函数的毫米波雷达非视距目标稀疏成像方法。首先，通过非视距三维典型场景下成像几何模型，建立非视距回波信号模型，并推导了非视距成像的理论分辨率；其次，通过初步二维成像获取建筑布局先验信息，并利用基于 RM 核函数的快速迭代阈值收缩成像算法完成了非视距目标成像和位置校正；最后，介绍了 1 比特量化技术，并分析其对非视距成像带来的影响。实际实验分析了所提算法的成像性能，结果表明，所提算法相较于正交匹配追踪算法，在保证成像质量的同时可以大大缩短成像时间。此外，所提算法利用 1 比特量化的回波数据可实现对非视距目标的有效成像，显著降低数据存储和传输成本。

[关键词] 非视距成像；毫米波雷达；RM 核函数；压缩感知；1 比特量化

中图分类号：TN957.5 文献标识码：A

A Sparse Imaging Method for Non-Line-Of-Sight Targets of Millimeter Wave Radar Based on RM Kernel Function

Yisen Zhou, Shisheng Guo, Zhihao Zhu, Guolong Cui

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

[Abstract] Millimeter wave radar imaging has the advantages of short wavelength, high resolution and low power consumption, so it has an important application prospect in the perception of complex urban environment all day and all weather. However, when the compressed sensing sparse imaging method is applied to the NLOS scene directly by millimeter wave radar imaging technology, there are problems of large data computation and high hardware storage requirements. Aiming at the high time and space complexity of non-line-of-sight target imaging methods, this paper proposes a sparse imaging method based on RM kernel function for non-line-of-sight target with millimeter wave radar. Firstly, the non-line-of-sight echo signal model is established through the geometric model of non-line-of-sight 3D typical scenes, and the theoretical resolution of non-line-of-sight imaging is derived. Secondly, the prior information of building layout is obtained through preliminary two-dimensional imaging, and the non-line-of-sight target imaging and position correction are completed by using a fast iterative threshold contraction imaging algorithm based on RM kernel function. Finally, the 1-bit quantization technique is introduced and its influence on non-line-of-sight imaging is analyzed. The imaging performance of the proposed algorithm is analyzed in practical experiments, and the results show that compared with the orthogonal matching tracking algorithm, the proposed algorithm can greatly shorten the imaging time while ensuring the imaging quality. In addition, the proposed algorithm can effectively image non-line-of-sight targets by utilizing 1-bit quantized echo data, and significantly reduce the cost of data storage and transmission.

[Key words] non-line-of-sight imaging; millimeter wave radar; RM kernel function; compressed sensing; 1 bit quantization

1 概述

城市环境感知是现代感知任务的重要组成部分，近年来

在学术界和工业界备受关注。随着全球城市化的加速，城市环境感知技术在反恐、自动驾驶、灾害救援及智慧城市建设

等领域的重要性不断提升。在复杂的城市场景中，高价值目标常常被建筑物遮挡，导致传统探测方法无法有效获取信息，因此亟需一种新的信息获取手段来补充传统技术。非视距目标探测技术为解决复杂城市环境中的信息获取问题提供了有效的方案，该技术通过电磁波在介质表面的散射、衍射等非视距多路径传播来获取隐蔽目标的散射特性，极大地扩展了雷达的探测范围，并满足了城市感知的需求，具有重要的现实意义和研究价值^[1]。

瑞典国防研究局的 Sume 等人^[2]、荷兰国家应用科学研究院 Deiana 等人^[3]、法国航空航天实验室等人及法国航空航天实验室的 Rabaste 等人^[4]率先开展了城市环境非视距目标多径探测研究，构建了电磁波在非直视场景的多径传播模型，并借助距离像等信息佐证了所建模型的正确性，由此验证了利用墙面反射和墙角衍射信号实现非视距运动目标检测的可能性。为实现对目标的分类，日本电气通信大学的 He 等人^[5]提出了一种基于机器学习的人体衍射信号识别算法，该算法在支持向量机(Support Vector Machines, SVM)中引入原始回波、时间倒数、时间偏移以及短时傅里叶变换(Short Time Fourier Transform, STFT)这 4 类特征，实现了人体和金属物体的区分，证明了时变的特征向量在 LOS 和 NLOS 情况下对人体和人造物体都有较高识别率。为满足实际应用中建筑布局未知时获取目标确切位置的需求，电子科技大学的 Wu 等人^[6]基于不同类型多径信号成像结果的几何分布特征，提出了一种基于多假设检验理论的非视距目标定位方法，实现了对非视距建筑场景的墙体夹角和遮蔽目标位置的联合估计。更进一步地，该单位的 Chen 等人^[7]实现了非视距建筑场景的墙体夹角和目标二维位置信息的联合估计。具体而言，首先将建筑物布局简化为参数未知的组合线性方程组，根据多径传播模型，将其应用于图像重建与布局估计问题。然后提出形状重构稀疏约束算法，并结合粒子群优化方法，同时实现了场景布局和隐藏目标重建任务。

在实际应用中，除了需要知道目标在二维坐标系中的位置，往往还希望得到目标的高度信息，以获取目标的动作姿态等人体行为特征。为此，电子科技大学的 Liu 等人^[8]利用 MIMO 毫米波雷达，结合场景稀疏性和反射面的镜面散射特性，提出了一种基于贝叶斯压缩感知稀疏重建和反射面投影的 NLOS 三维雷达成像方法。Wei 等人^[9]则基于 MIMO 毫米波雷达，通过时域相干完整性消除非主路径回波的影响，在不依赖激光雷达等辅助手段的情况下，通过 LOS 信号感知反射面，并通过二维切片成像提取反射面，从镜像对称中获取盲区目标的三维信息。此外，美国亚利桑那州立大学的 Cui 等人^[10]提出了一种基于太赫兹雷达的 NLOS 目标三维重建技术，利用镜像折叠方法校正原始成像数据，实现了非视距目标的厘米级三维高精度重建。然而，现有的非视距目标

成像方法在应用压缩感知稀疏成像时面临数据计算量大和存储需求高的问题，因此需要研究适用于 NLOS 场景的高效率、高分辨率稀疏成像方法。

本文针对非视距目标稀疏成像方法中时间和空间复杂度高的问题，提出了一种基于 RM 核函数的毫米波雷达非视距目标稀疏成像方法。首先，通过非视距三维典型场景下成像几何模型，建立了非视距回波信号模型，并推导了非视距成像的理论分辨率；其次，通过初步二维成像获取了建筑布局先验信息，并利用基于 RM 核函数的快速迭代阈值收缩成像算法完成了非视距目标成像和位置校正；最后，介绍了 1 比特量化技术并分析其对非视距成像带来的影响。实际实验分析了所提算法的成像性能，结果表明，所提算法相较于正交匹配追踪算法在保证成像质量的同时可以大大缩短成像所需时间。此外，所提算法利用 1 比特量化回波数据便可实现对非视距目标的有效成像，显著降低数据存储和传输成本。

2 毫米波雷达非视距目标成像基本原理

利用毫米波雷达对于非视距目标进行三维成像时，需要确定非视距三维成像几何模型并建立非视距回波信号模型。当目标位于非视距盲区且处在多径可达区内时，非视距目标和雷达天线之间并不存在直接路径，但存在可能的多径路径，即信号经过障碍物的反射、衍射等到达非视距目标^[11]。因此，非视距目标和天线之间的多径利用是非视距目标成像的基础。然而，多径使得非视距目标和天线之间的距离发生改变，目标成像位置将偏离实际位置。为了正确理解多径成像效果并校正目标位置，首先需要建立成像几何模型并对非视距回波信号进行分析。

2.1 非视距三维成像几何模型

非视距条件下三维成像典型场景如图 1 所示， W_1 为反射面， W_2 为遮挡面。雷达 A 位于遮挡面 W_2 左侧的 LOS 区域，非视距目标 T 位于遮挡面 W_2 右侧的 NLOS 区域， T 与 T' 关于反射面 W_1 对称。

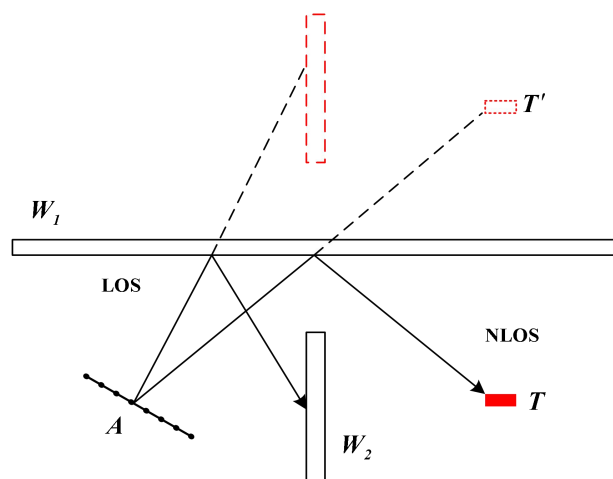


图 1 非视距三维成像典型场景

非视距目标的信息主要由三次反射路径 $A \rightarrow W_1 \rightarrow T \rightarrow W_1 \rightarrow A$ 获取, 如图 2(a) 所示, 其中红色和蓝色箭头分别表示发射路径和接收路径, 总路径 R_0 的距离历史可以表示为:

$$R_0 = R_{LOS} + R_{NLOS} + R'_{NLOS} + R'_{LOS} \quad (1)$$

其中, R_{LOS} 表示直视路径 $A \rightarrow W_1$ 的长度, R_{NLOS} 表示非视距路径 $W_1 \rightarrow T$ 的长度, R'_{NLOS} 表示非视距路径 $T \rightarrow W_1$ 的长度, R'_{LOS} 表示直视路径 $W_1 \rightarrow A$ 的长度。

除反射外, 雷达也可通过衍射效应接收到有用的回波信号。在此过程中, 雷达信号会因衍射偏离其直线传播的轨迹, 这类现象通常在遮挡面 W_2 的上边缘出现, 并能形成有效的

回波传播路径。在考虑毫米波的衍射效应时, 信号传播模型将不再局限于简单的三次反射原则, 而是涵盖了几种可能的衍射情形^[12]。

第一种可能的路径 $A \rightarrow W_2 \rightarrow T \rightarrow W_2 \rightarrow A$, 接收到的回波由一次反射和两次衍射组成, 图 2(b) 所示, 其中红色和蓝色箭头分别表示发射路径和接收路径, 则总路径 R_1 的距离历史可以表示为:

$$R_1 = 2(R_d + R'_d) \quad (2)$$

其中, R_d 表示衍射路径 $A \rightarrow W_2$ 的长度, R'_d 表示衍射路径 $W_2 \rightarrow T$ 的长度。

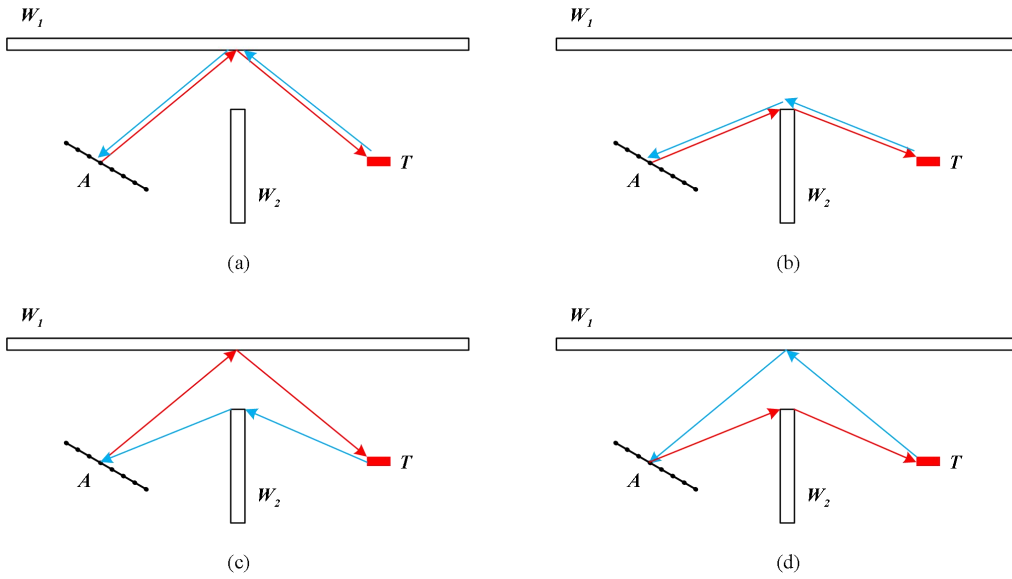


图2 信号传播路径: (a)三次反射路径; (b)一次反射+两次衍射路径; (c)两次反射+一次衍射路径; (d)一次衍射+两次反射路径

第二种可能的路径为 $A \rightarrow W_2 \rightarrow T \rightarrow W_1 \rightarrow A$, 接收到的回波由两次反射和一次衍射组成, 如图 2(c) 所示, 其中红色和蓝色箭头分别表示发射路径和接收路径, 则总路径 R_2 的距离历史可以表示为:

$$R_2 = R_d + R'_d + R'_{NLOS} + R'_{LOS} \quad (3)$$

第三种可能的路径为 $A \rightarrow W_1 \rightarrow T \rightarrow W_2 \rightarrow A$, 接收到的回波由一次衍射和两次反射组成, 如图 2(d) 所示, 其中红色和蓝色箭头分别表示发射路径和接收路径, 则总路径 R_3 的距离历史可以表示为:

$$R_3 = R_{LOS} + R_{NLOS} + R'_d + R_d \quad (4)$$

然而, 衍射的路径回波只占很少一部分, 主要的路径回波仍然是三次反射。上述的四种路径长度大小满足以下关系:

$$R_0 > R_2 \approx R_3 > R_1 \quad (5)$$

因此, 可将收到的三次反射回波以及衍射回波归入同一处理框架中。值得注意的是, 如果墙壁厚度与波长 λ 相当或小于波长 λ , 毫米波信号将部分穿透该壁, 进而造成能量上的损耗。为简化分析, 本文假定墙壁的厚度远超标长 λ 。

2.2 非视距回波信号模型

单个阵元发送的信号 $s(t) = e^{j2\pi(f_0 t + 0.5 K t^2)}$, 对于非视距

目标 T , 在理想的反射条件下, 单个阵元接收到的回波 $r(t)$ 可以表示为:

$$r(t) = \iiint_{\Omega_{NLOS}} \sigma p(x, y, z) \times e^{j2\pi f_0 (t - \tau(x, y, z) + 0.5 K (t - \tau(x, y, z))^2)} dx dy dz \quad (6)$$

其中, Ω_{NLOS} 是 NLOS 区域的集合, σ 为双向反射系数, 理想表面条件下 $\sigma = 1$, $p(x, y, z)$ 为非视距空间中对应点的散射系数。根据非视距条件下三维成像几何模型, $\tau(x, y, z)$ 可表示为:

$$\tau(x, y, z) = \frac{2[|\mathbf{P}_A - \mathbf{P}_W| + |\mathbf{P}_W - \mathbf{P}_{NLOS}|]}{c} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{P}_A$ 为阵元所在位置矢量, $\mathbf{P}_W$ 为回波在反射面上的反射点所在位置矢量, $\mathbf{P}_{NLOS}$ 为非视距区域上的点所在位置矢量。

与视距成像不同, 非视距成像的理论分辨率除了受到阵列扫描孔径的影响, 反射面 W_1 和遮挡面 W_2 的存在也会导致在某些条件下发射信号未能全部到达非视距目标, 从而使得非视距成像的分辨率降低。当雷达回波可以完全照射到非视距目标时, 其成像的分辨率与阵列 SAR 的理论分辨率相同; 当阵列受到遮挡时, 则要根据雷达 A 、反射面 W_1 、遮

挡面 W_2 三者间的几何关系计算有效阵列长度^[13]。一般情况下, 只会影响水平向的分辨率。若其二维有效阵列长度为 $\mu_1 L_x \times \mu_2 L_z$, 则其对应的分辨率为:

$$\begin{cases} \delta_x = \frac{\lambda R}{2\mu_1 L_x} \\ \delta_z = \frac{\lambda R}{2\mu_2 L_z} \\ \delta_r = \frac{c}{2B_w} \end{cases} \quad (8)$$

其中, μ_1 和 μ_2 分别为阵列在水平和垂直方向上的缩减比例。

3 毫米波雷达非视距目标成像算法

对非视距目标进行三维成像时, 首先需要通过初步成像来获取建筑布局信息。分析建筑布局后, 部分非视距目标位于多径可达区域内, 因此可利用多径实现非视距目标成像, 最后根据几何模型进行目标位置校正。

3.1 建筑布局信息获取

首先对水平面做二维成像: 第一步, 脉冲压缩, 从而得到脉冲压缩后的回波; 第二步, 计算二维场景中各个网格单元到天线各阵元的距离历史和回波时延, 具体可表示为:

$$\mathbf{R}_w = |\mathbf{P}_A - \mathbf{P}_G| \quad (9)$$

$$\tau(\mathbf{P}_A, \mathbf{P}_G) = \frac{2|\mathbf{P}_A - \mathbf{P}_G|}{c} \quad (10)$$

其中, $\mathbf{P}_A$ 为对应的天线阵元的位置矢量, $\mathbf{P}_G$ 为某个网格单元对应的位置矢量; 第三步, 相位补偿; 第四步, 相干积累。

然后根据二维成像结果获取建筑布局信息, 即反射面 W_1 和遮挡面 W_2 。假设反射面 W_1 和遮挡面 W_2 均与地面垂直, 则墙面在固定高度 $z = z_0$ 上可近似被看作一条直线。反射面 W_1 和遮挡面 W_2 所在直线可以通过霍夫变换检测。

3.2 基于 RM 核函数的快速迭代阈值收缩成像算法

为了方便讨论, 故只考虑回波在三维成像空间中的一个切片。若水平方向采样点数为 N_x , 垂直方向采样点数为 N_z , 则回波信号 $\mathbf{S}_r \in \mathbb{C}^{N_x \times N_z}$ 。矩阵 $\mathbf{S}_s \in \mathbb{C}^{w \times h}$ 是由 $\mathbf{S} = f(\mathbf{S}_r)$ 按采样率 κ ($0 < \kappa \leq 1$) 采样后得到, 其中 $f(\bullet): \mathbb{C}^{N_x \times N_z} \rightarrow \mathbb{C}^{w \times h}$, 是一种填充运算符。稀疏成像理论的目标是从采样后的回波 $\mathbf{S}_s$ 中恢复出表示雷达图像的矩阵 $\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{w \times h}$ 。在三维成像场景的距离切片中, $\mathbf{a}$ 总是满足稀疏的或可压缩的。传统方法先是建立一个关于 $\mathbf{S}_s$ 和 $\mathbf{a}$ 的线性测量模型, 并寻求最稀疏解, 其可表示为:

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{(w \times h) \times 1}} \frac{1}{2} \|\mathbf{S}_s - \mathbf{M}\mathbf{a}\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1 \quad (11)$$

其中, $\mathbf{M}$ 为测量矩阵, λ 是用来均衡稀疏度和测量保真度的可调参数。式(11)被称为 “ l_1 ” 问题, 该问题可以被

各种稀疏恢复算法求解, 快速迭代阈值收缩(Fast Iterative Shrinkage-Thresholding, FIST)算法^[14]是解决 “ l_1 ” 问题的一种简单方法。初始化 $\mathbf{a}_0 = \mathbf{M}^H \mathbf{S}_s$, $\xi_0 = 0$, $t = 1, 2, 3, \dots$, 则 FIST 算法迭代步骤如下:

$$\begin{cases} \xi_t = \frac{1 + \sqrt{1 + 4\xi_{t-1}^2}}{2}, \gamma_t = \frac{1 - \xi_{t-1}}{\xi_t} \\ \mathbf{v}_t = \mathbf{S}_s - \mathbf{M}\mathbf{a}_t \\ \mathbf{r}_t = \mathbf{a}_t + \tau \mathbf{M}^H \mathbf{v}_t \\ \mathbf{a}_{t+1} = (1 - \gamma_t) \mathbf{r}_t + \gamma_t \mathbf{r}_{t-1} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{M}^H$ 是 $\mathbf{M}$ 的共轭转置, τ 表示步长, $\mathbf{v}_t$ 和 $\mathbf{r}_t$ 分别是残差和 $\mathbf{a}_{t+1}$ 的粗略估计值。

利用 FIST 算法对不同的距离切片进行 2D 成像, 最终能够实现目标的 3D 重建, 但对于近场三维毫米波雷达稀疏成像, 基于向量化的压缩感知模型形成了一个非常大的测量矩阵 $\mathbf{M}$, 处理矩阵 $\mathbf{M}$ 需要耗费大量存储空间和运算时间, 普通计算机难以满足这样的硬件要求。若采用 “2D+1D” 分维处理的方式, 虽然测量矩阵 $\mathbf{M}$ 维数能够一定程度减小, 但这仍然给处理系统带来了巨大的计算量和很高的内存需求^[15]。

如果引入 RM 核函数^[16]来代替压缩感知算法中传统的测量矩阵, 嵌入的 RM 核函数仅由两次二维快速傅里叶变换和一次哈德曼乘法组成, 将大大提高计算效率。因此, 均衡成像质量以及处理计算量、运算时间和内存等因素, 受到文献^[17]的启发, 下面将 RM 核函数嵌入 FIST 算法中。

首先定义相位传播矩阵 Φ_r 及其逆 $\Phi_r^\dagger$, 可以表示为:

$$\begin{cases} \Phi_r = \mathbf{k}_y^{-1} e^{-j\mathbf{k}_y r} \\ \Phi_r^\dagger = \mathbf{k}_y e^{j\mathbf{k}_y r} \end{cases} \quad (13)$$

其中, $\mathbf{k}_y$ 表示频率波数变量矩阵, 其大小与 $\mathbf{a}$ 相同, $\mathbf{S}$ 与 $\mathbf{a}$ 的关系可表示为:

$$\mathbf{S} = \text{IFT}_{2D}(\text{FT}_{2D}(\mathbf{a}) \odot \Phi_r) \triangleq \text{RM}(\mathbf{a}) \quad (14)$$

$$\mathbf{a} = \text{IFT}_{2D}(\text{FT}_{2D}(\mathbf{S}) \odot \Phi_r^\dagger) \triangleq \text{RM}^\dagger(\mathbf{S}) \quad (15)$$

其中, $\odot$ 表示 Hadamard 乘法, $\text{RM}(\bullet)$ 和 $\text{RM}^\dagger(\bullet)$ 分别是 RM 核函数和它的逆操作。公式(14)是经典的近场成像通道, 但进行降采样或采样回波不均匀分布时, 其性能会有所下降。因此, 可以利用压缩感知理论和 RM 核函数, 建立一个基于 RM 核的无约束优化模型, 而不是采用传统的线性测量模型, 并寻求最稀疏解, 具体可表示为:

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{w \times h}} \frac{1}{2} \|\mathbf{S}_s - \text{RM}(\mathbf{a})\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1 \quad (16)$$

再结合式(12)可知, 基于 RM 核函数的快速迭代阈值收缩算法迭代步骤可总结如下:

$$\begin{cases} \xi_t = \frac{1 + \sqrt{1 + 4\xi_{t-1}^2}}{2}, \gamma_t = \frac{1 - \xi_{t-1}}{\xi_t} \\ \mathbf{v}_t = \mathbf{S}_s - \text{RM}(\mathbf{a}_t) \\ \mathbf{r}_t = \mathbf{a}_t + \tau \text{RM}^\dagger(\mathbf{v}_t) \\ \mathbf{a}_{t+1} = \mathbf{a}_t + (1 - \gamma_t)\mathbf{r}_t + \gamma_t \mathbf{r}_{t-1} \end{cases} \quad (17)$$

然而，当前的毫米波雷达成像技术主要是为高精度定量数据而设计的，高精度采样同时也带来了一系列困难和挑战。现有的毫米波雷达成像系统通常收集三维立方体的回波数据，而满足成像空间采样标准通常需要大量的回波数据，从而导致存储需求的增加和硬件费用的增加。为解决上述问题，可通过量化采样来简化接收信号的采集和处理，从而降低硬件成本和数据存储需求。

相比传统测量模型，1 bit 量化^[18]可以显著降低数据存储和传输成本，特别是对于传输存储或传输带宽有限的系统。分别对回波信号的实部和虚部进行单位量化，可以得到：

$$\mathbf{u} = \text{sign}(\mathbf{M}\mathbf{a} + \mathbf{n}) \quad (18)$$

其中， $\text{sign}(\cdot)$ 表示符号函数， $\mathbf{n}$ 为加性噪声。则 1 bit 量化后的优化问题可以表示如下：

$$\hat{\mathbf{a}} = \arg \min_{\mathbf{a} \in \mathbb{C}^{(w+h) \times 1}} \frac{1}{2} \|\mathbf{u} - \text{sign}(\mathbf{M}\mathbf{a})\|_2^2 + \lambda \|\mathbf{a}\|_1 \quad (19)$$

式(19)依然可以采用本文所提方法解决，此处不再赘述。

3.3 非视距目标位置校正

当目标位于非视距区域时，若仅利用直视条件下的成像方法对非视距目标进行三维成像，成像结果中会出现多径鬼影，并不能得到真实目标所在位置。因此，在获取到反射面 W_1 和遮挡面 W_2 的位置信息后，还应进一步处理三维成像

结果，即将墙后的图像关于墙体镜像对称。设 W_1 所在直线为 $y = kx + b$ ，真实目标和虚拟目标的坐标分别为 (x_r, y_r) 和 (x_v, y_v) ，由于真实目标和虚拟目标关于直线 $y = kx + b$ 对称，故它们满足以下关系：

$$\begin{cases} \frac{y_r + y_v}{2} = k \frac{x_r + x_v}{2} + b \\ \frac{y_r - y_v}{x_r - x_v} \cdot k = -1 \end{cases} \quad (20)$$

已知虚拟目标的位置，通过求解式(20)，即可得到真实目标位置。

4 非视距三维成像实验

本文通过搭建非视距条件下三维成像典型场景，并利用毫米波雷达扫描合成大孔径面阵来获取实测数据，以验证提出的基于 RM 核函数的快速迭代阈值收缩成像算法的有效性。为实现成像结果的定量分析，本文引入图像熵（Entropy, ENT）、图像对比度（Image Contrast, IC）和算法运行时间共三项指标来对算法进行评估。图像熵是一种反应图像平均信息量大小的统计学表征，对于同一成像场景，且不造成图像信息缺失的前提下，图像熵越低表示图像的聚焦结果越好，即成像质量效果越好；图像对比度是对可分辨亮度水平的估计，对比度越高表明成像质量越好；在雷达成像中，往往还需要满足实时性的需求，故将算法运行时间也纳入评价指标中。

4.1 实验场景与参数

实际实验中，非视距三维成像实验数据是在近场毫米波雷达上采集，该系统由双轴滑轨、STM32F407 单片机、HBS57 步进电机、IWR6843、DCA1000 数据采集板卡以及 PC 机组成，实验场景如图 3 所示，实验参数如表 1 所示。

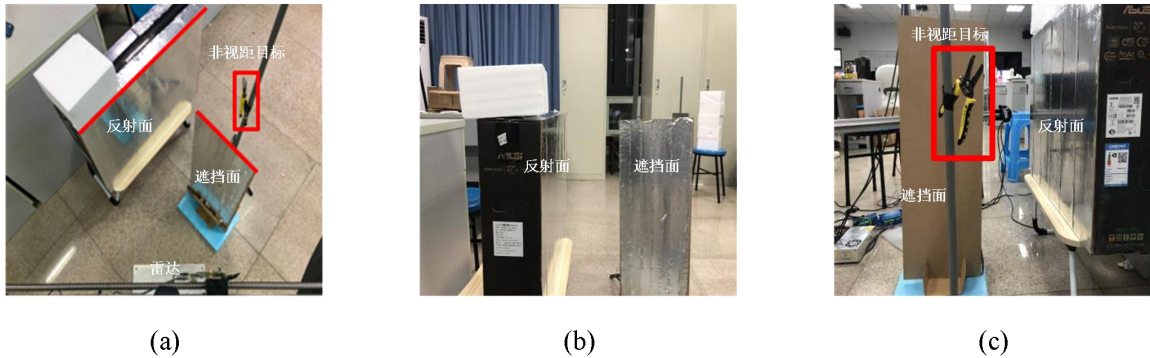


图 3 非视距三维成像实验场景：(a)视角 1；(b)视角 2；(c)视角 3

表 1 非视距三维成像实验参数

参数	数值
中心频率	61.85GHz
信号带宽	3.7GHz
调频斜率	61.991MHz/us
采样频率	5MHz
阵列大小	300mm*300mm

4.2 实验结果与分析

首先对水平面做二维成像，并根据图 4(a) 中二维成像结果提取出成像环境信息。成像结果表明，在反射面后方存在多径虚影，分析为遮挡面和目标的三次反射结果，初步验证了非视距目标利用多径可达成像的可能性。接下来，应用霍夫变换算法对反射面所在直线进行拟合，并将图 4(a) 中虚假遮挡面和虚拟目标关于反射面作镜像对称后得到图 4(b) 的成像结果。

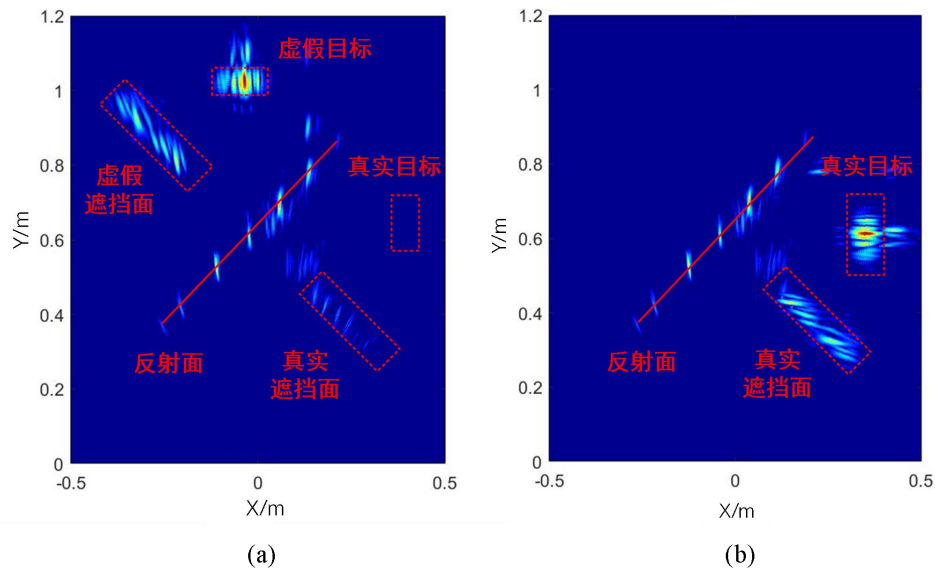
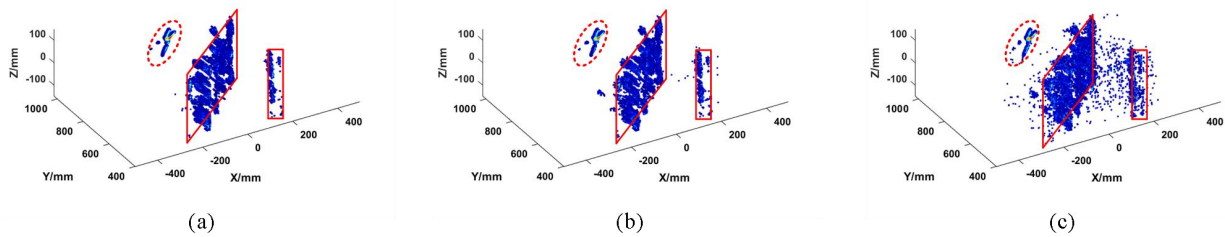
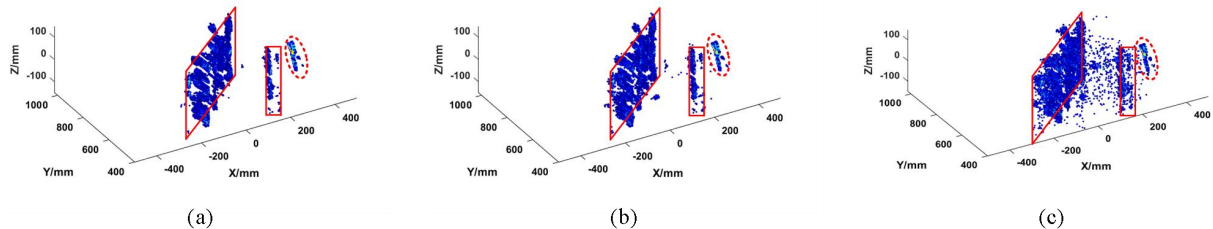


图4 水平面二维成像结果: (a)镜像对称前; (b)镜像对称后

利用基于RM核函数的快速迭代阈值收缩算法对非视距目标进行三维成像, 成像结果如图5所示, 红色虚线圈出来的部分为非视距目标, 红色直线框出来的部分为反射面和遮挡面。根据三维成像结果可知, 非视距目标的细节完好无缺, 轮廓鲜明, 验证了成像算法的有效性。图5中的反射面和遮挡面并非是光滑平面, 而是呈现出不同的凹凸状况并伴有一些缺损部分, 该现象可归因于实验设置。为确定反射面和遮挡面所在位置, 实验中在反射面和遮挡面上粘贴上了一层锡纸上并留下了一些小缝隙。此外, 比较分析图5(a)、图5(b)

和图5(c)可知, 成像结果与采样率 κ 之间也存在一定联系。随着采样率 κ 的降低, 回波信号信息部分丢失, 这对非视距目标的成像造成一定程度上的负面影响。对图5的三维成像结果作进一步处理, 即将反射面后的图像关于墙体镜像对称, 可以得到校正后的三维成像结果, 如图6所示。将成像结果与真实的实验场景对比后可以发现, 基于RM核函数的快速迭代阈值收缩算法能够充分利用多径信息, 实现对非视距目标的成像。

图5 校正前三维成像结果: (a) $\kappa=1$; (b) $\kappa=0.5$; (c) $\kappa=0.1$ 图6 校正后三维成像结果: (a) $\kappa=1$; (b) $\kappa=0.5$; (c) $\kappa=0.1$

接下来对非视距成像结果进行定量评估, 并比较所提算法与后向投影算法(Back Projection, BP)、距离迁徙(Range Migration, RM)算法以及正交匹配追踪(Orthogonal Matching

Pursuit, OMP)算法的性能, 如表2所示。在算法的运行时间方面, RM算法表现出最快的计算效率, 其次是本文采用的算法, 而BP算法和OMP算法计算复杂度较高, 难以满足

实时性需求；在成像质量方面，OMP 算法成像效果最佳，具体表现为图像熵最小且图像对比度最大，而本文采用的算法在成像质量上略逊于前者，RM 算法和 BP 算法的成像质量较差。综合考虑计算复杂度和成像质量等因素，所提算法性能最佳，定量验证了算法的有效性。

表 2 采样率为 0.1 时不同成像算法性能定量比较

指标 算法	图像熵	图像对比度	算法运行时间(s)
RM	5.22	28.48	0.165
BP	5.92	20.67	110.480
OMP	1.57	134.13	360.818

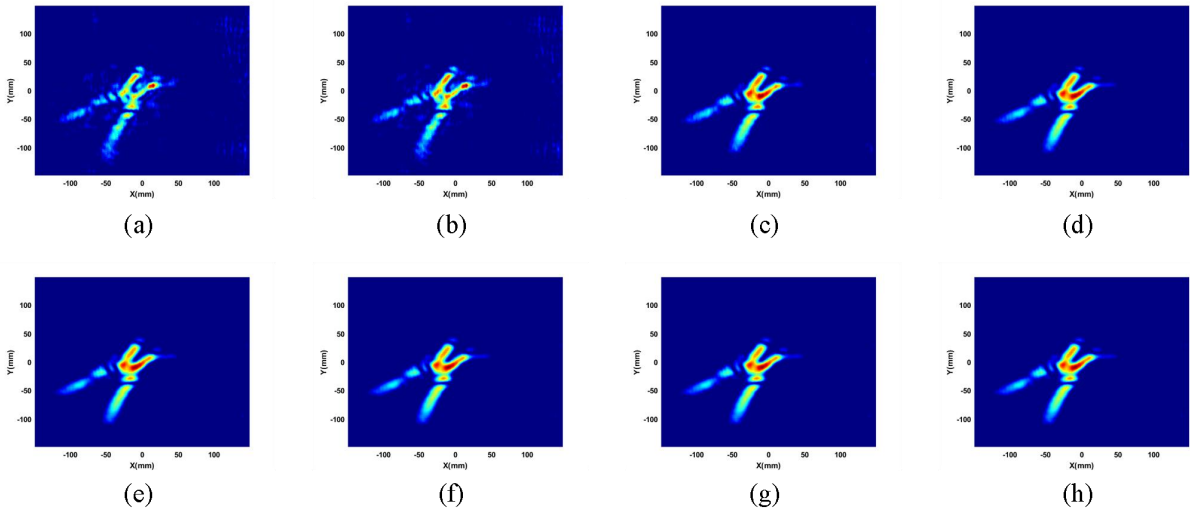


图 7 不同位数量化后成像结果：(a)1 bit 量化；(b)2 bit 量化；(c)3 bit 量化；(d)4 bit 量化；(e)5 bit 量化；(f)6 bit 量化 (g)7 bit 量化；(h)8 bit 量化

5 结语

本文针对非视距目标稀疏成像方法中时间和空间复杂度高的问题，提出了一种基于 RM 核函数的毫米波雷达非视距目标稀疏成像方法。首先，通过非视距三维典型场景下成像几何模型，建立了非视距回波信号模型，并推导了非视距成像的理论分辨率；其次，通过初步二维成像获取了建筑布局先验信息，并利用基于 RM 核函数的快速迭代阈值收缩成像算法完成了非视距目标成像和位置校正；最后，介绍了 1 比特量化技术并分析其对非视距成像带来的影响。实际实验分析了所提算法的成像性能，结果表明，所提算法相较于正交匹配追踪算法在保证成像质量的同时可以大大缩短成像时间。此外，所提算法利用 1 比特量化的回波数据便可实现对非视距目标的有效成像，显著降低数据存储和传输成本。

[参考文献]

[1] KONG L J, GUO S S, CHEN J H, et al. Review and prospect of multipath exploitation radar target detection technology[J]. Journal of Radars, 2023, 13(1): 23–45. (孔

RM+FIST	1.24	131.20	3.925
---------	------	--------	-------

最后探讨当采样率 K 为 1 时回波信号量化给成像带来的影响。量化是将接收到的信号与参考量化电平进行比较，并记录信号是高于还是低于参考电平，从而允许对信号进行测量。这种量化结果只包含简单的符号值，从而简化了数据采集过程，有效地减少了数据量。此外，这样的设计更直接，功耗更低，更易于集成。如图 7 所示，当量化位数为 1 时，采用本文所提算法可以较好地恢复出非视距目标的轮廓；随着量化位数的增大，目标的轮廓逐渐清晰且细节变得更为丰富；但当量化位数超过 4 后，量化位数的增加对成像质量的影响显著减小。因此，本文所提算法可以实现在简化数据采集的同时保证非视距目标的成像质量。

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, 2023, 13(1): 23–45.)

[2] SUME A, GUSTAFSSON M, JÄNIS A, et al. Radar detection of moving objects around corners[C]//Radar Sensor Technology XIII. SPIE, 2009, 7308: 282–299.

[3] DEIANA D, KOSSEN A S, VAN ROSSUM W L. Multipath exploitation in an urban environment using a MIMO surveillance radar[C]//11th International Radar Symposium. IEEE, 2010: 1–4.

[4] RABASTE O, COLIN-KOENIGUER E, POUILLIN D, et al. Around-the-corner radar: detection of a human being in non-line of sight[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2015, 9(6): 660–668.

[5] HE J, TERASHIMA S, YAMADA H, et al. Diffraction signal-based human recognition in non-line-of-sight (NLOS) situation for millimeter wave radar[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and

Remote Sensing, 2021, 14: 4370–4380.

[6] WU P, CHEN J, GUO S, et al. NLOS positioning for building layout and target based on association and hypothesis method[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1–13.

[7] CHEN J, ZHANG Y, GUO S, et al. Joint estimation of NLOS building layout and targets via sparsity-driven approach[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2022, 60: 1–13.

[8] LIU X, WEI S, WEI J, et al. Non-line-of-sight radar 3-D imaging via sparse reconstruction[C]//2021 7th Asia-Pacific Conference on Synthetic Aperture Radar (APSAR). IEEE, 2021: 1–4.

[9] WEI S, WEI J, LIU X, et al. Nonline-of-sight 3-D imaging using millimeter-wave radar[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1–18.

[10] CUI Y, TRICHOPOULOS G C. 3D non-line-of-sight terahertz imaging using mirror folding[C]//2022 United States National Committee of URSI National Radio Science Meeting (USNC-URSI NRS). IEEE, 2022: 89–90.

[11] YANIK M E, TORLAK M. Near-field MIMO-SAR millimeter-wave imaging with sparsely sampled aperture data[J]. IEEE Access, 2019, 7: 31801–31819.

[12] WEI J S. Research on high-precision 3D imaging technology for non-line-of-sight millimeter wave radar[D]. University of Electronic Science and Technology of China, 2022. (韦金杉. 非视距毫米波雷达高精度三维成像技术研究[D]. 电子科技大学, 2022.)

[13] LIU X Y. Research on high-precision 3D SAR imaging technology for non-line-of-sight[D]. University

of Electronic Science and Technology of China, 2023. (刘欣远. 非视距三维 SAR 高精度成像技术研究[D]. 电子科技大学, 2023.)

[14] BECK A, TEBoulLE M. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems[J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(1): 183–202.

[15] WEI S J. Research on sparse imaging technology for linear array 3D synthetic aperture radar[D]. University of Electronic Science and Technology of China, 2013. (韦顺军. 线阵三维合成孔径雷达稀疏成像技术研究[D]. 电子科技大学, 2013.)

[16] YANIK M E, TORLAK M. Near-field MIMO-SAR millimeter-wave imaging with sparsely sampled aperture data[J]. IEEE Access, 2019, 7: 31801–31819.

[17] WANG M, WEI S, LIANG J, et al. RMIST-Net: Joint range migration and sparse reconstruction network for 3-D mmW imaging[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2021, 60: 1–17.

[18] GE S, SONG S, FENG D, et al. Efficient near-field millimeter-wave sparse imaging technique utilizing one-bit measurements[J]. IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques, 2024.

作者简介：

周意森，男，硕士，主要研究方向为非视距雷达成像。

郭世盛，男，博士，研究员，研究方向包括城市环境目标探测、基于雷达的人体行为识别等。

朱智豪，男，博士，主要研究方向为超宽带雷达定位和城市环境目标探测。

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