

基于目标场景结构化稀疏重构的三维雷达成像方法

张 研^① 王保平^{*②} 方 阳^① 王佳慧^③ 宋祖勋^①

^①(西北工业大学电子信息学院 西安 710072)

^②(西北工业大学无人机特种技术重点实验室 西安 710065)

^③(国网陕西省电力公司经济技术研究院 西安 710065)

摘 要: 基于成像场景散射强度稀疏表示的3维雷达成像结果对目标的外形几何细节体现较差,不利于目标识别。该文首先分析了目标在成像场景内散射强度的结构化特征,然后以散射点梯度信息进行了结构化稀疏表示,构建了基于目标散射强度梯度变化的结构化稀疏重构模型,最后通过改进的联合正交匹配追踪算法重构出目标3维图像。实验结果表明,该方法具有较好的抗噪性能和成像质量,可以更好地反映目标外形几何特征。

关键词: 雷达成像; 3维成像; 目标散射强度; 结构化稀疏表示; 正交匹配追踪

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)04-1185-07

DOI: 10.11999/JEIT200071

3D Radar Imaging Based on Target Scenario Structer Sparse Reconstruction

ZHANG Yan^① WANG Baoping^② FANG Yang^①

WANG Jiahui^③ SONG Zuxun^①

^①(School of Electronic and Information, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

^②(Science and Technology on UAV Laboratory, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710065, China)

^③(State Grid Shaanxi Electric Power Economic Technology Research Institute, Xi'an 710065, China)

Abstract: The three-Dimensional (3D) radar imaging methods based on sparse representation by the scattering intensity of imaging scenen has a poor representation of geometric details on the shape of the target, which isn't conducive to target recognition. Firstly, the structural characteristics of scattering intensity in the imaging scenario are analyzed in this paper. Then, by the structured sparse representation with the gradient information of scattering points, a structured sparse reconstruction model is constructed. Finally, the 3D imaging result is reconstructed by a improved joint Orthogonal Matching Pursuit (OMP) algorithm. The experimental results show that the proposed method has good anti-noise and imaging quality, and can reflect the geometric details of the target.

Key words: Radar imaging; 3D imaging; Target scattering intensity; Structured sparse representation; Orthogonal Matching Pursuit (OMP)

1 引言

雷达3维成像技术通过发射宽带电磁波信号和孔径合成的方法对目标进行高分辨合成孔径(Synthetic Aperture Radar, SAR) 3维成像,因其具有高分辨、低辐射、非接触、3维立体成像等优点,在民用和军用领域开展了广泛的研究。在民用领域主要

可应用于安检、医学诊断、灾难救援、无损检测等领域;在军用和反恐领域主要可应用于战场隐匿物体探测、重要军事目标勘察、地雷探测等领域^[1-6]。

雷达3维成像分辨率取决于发射信号带宽、频率和合成孔径大小。目前常用的传统3维成像方法,如后向投影算法(Backward Projection Algorithm, BPA)及距离徙动算法(Range Migration Algorithm, RMA)等,受香农-奈奎斯特采样定律的限制,要求成像系统具有很高的采样率,且成像结果实际为目标散射强度分布的近似解^[3-7]。压缩感知(Compressed Sensing, CS)成像方法可以大大降低成像系统的采样率,以欠采样数据恢复出精确的目标图

收稿日期: 2020-01-17; 改回日期: 2020-11-05; 网络出版: 2020-11-11

*通信作者: 王保平 wbpluo@sina.com

基金项目: 国家自然科学基金(61472324)

Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China (61472324)

像^[8-12]。在重构算法中, ℓ_1 范数最小化方法重构结果较为精确, 但计算效率较低^[13]。正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法重构精度略低于 ℓ_1 范数最小化方法, 但可以快速收敛, 计算效率较高。近年来提出的 $\ell_{1/2}$ 范数约束和总差分(Total-Variation, TV)正则化等稀疏成像方法, 以目标场景散射系数之间的联系进行稀疏表示, 在一定程度上提高了成像质量和抗噪性, 但并没有注重目标轮廓细节重构, 且计算效率较低^[14-16]。

目前的CS成像方法主要基于成像场景散射强度的稀疏表示, 忽略了目标整体结构信息, 因此对目标的轮廓细节体现较差, 不利于目标识别。本文首先分析了目标在成像场景内散射强度的结构化特征, 然后以散射点梯度信息进行了结构化稀疏表示, 构建了基于目标散射强度梯度变化的结构化稀疏重构模型, 最后通过改进的联合正交匹配追踪算法重构出目标3维图像。计算机仿真目标实验和微波暗室真实目标实验验证了本文所提方法的有效性。

2 成像模型分析

本文所讨论的是平面扫描SAR 3维成像系统, 发射波为步进频率宽带信号, 采用单发单收方式进行信号采集。成像几何关系采用直角坐标系表示, 设扫描平面的坐标系为 $y'-z'$, 目标场景的坐标系为 $x-y-z$, 其中 x 轴位于扫描平面中心的法线方向上, 如图1所示。

设 $\mathbf{r}_t \in \mathbb{R}^3$ 为目标场景中心到某一目标点 p 的距离矢量, $\mathbf{r}_a \in \mathbb{R}^3$ 为雷达天线到目标场景中心的距离矢量, 则目标点与雷达天线之间的距离矢量为 $\mathbf{r}_p = \mathbf{r}_a - \mathbf{r}_t$ 。设雷达扫描平面中心与目标场景中心的距离为 r_0 , 则雷达与目标散射点的距离标量为

$$r_p = |\mathbf{r}_p| = \sqrt{(r_0 + x)^2 + (y' + y)^2 + (z' + z)^2} \quad (1)$$

假设成像系统处于自由空间中, 即电磁波传播介质为线性、各向同性、均匀和非色散的, 则由亥姆霍兹方程可知, 考虑成像系统中雷达波双程传播, 雷达接收到的回波信号可表示为

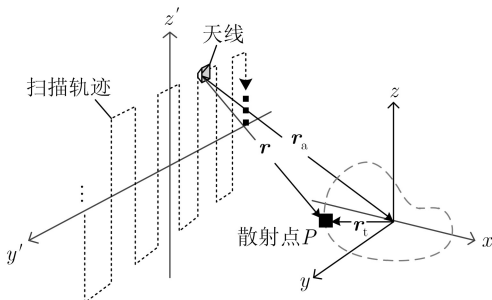


图1 成像几何关系图

$$s(p) = I_p e^{-j2k_r r_p} \quad (2)$$

其中, I_p 表示散射点的散射强度系数(也称为反射率), $k_r = 2\omega/c$ 为波数, ω 为发射信号的角频率, c 为光速。对于3维成像而言, 发射波为包含多个波数的宽带信号, 雷达沿 y' 方向和 z' 方向移动扫描, 因此目标的回波信号以自变量 k_r, y', z' 表示, 则整个目标场景空间的回波信号 $s(k_r, y', z')$ 可以表示为式(3)的积分形式

$$s(k_r, y', z') = \iiint I e^{-j2k_r r} dx dy dz \quad (3)$$

3 成像方法

3.1 目标场景稀疏表示

将包含目标的一定空间结构视作为成像场景, 对场景进行网格化, 则对目标的3维成像可以转化为网格点散射强度系数的估计。假设目标场景大小为 $L \times M \times N$, 目标所占网格点数为 K , 如果满足 $K \ll LMN$, 则成像场景所有网格点散射强度系数的估计可以转化为稀疏重构问题。

将式(3)表示为矩阵相乘的形式, 设 \mathbf{s} 为回波信号矩阵, I 为某一网格点散射强度系数, \mathbf{u} 为某一网格点回波相位矩阵。假设扫描平面横向和纵向数据采样点数分别为 m 和 n , 令 $r_{i,j}$ 表示扫描平面坐标为 (i, j) 的雷达传感器与该散射点的斜距, 则 \mathbf{u} 如式(4)所示

$$\mathbf{u} = \begin{bmatrix} e^{-j2k_r r_{1,1}} & e^{-j2k_r r_{1,2}} & \dots & e^{-j2k_r r_{1,n}} \\ e^{-j2k_r r_{2,1}} & e^{-j2k_r r_{2,2}} & \dots & e^{-j2k_r r_{2,n}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ e^{-j2k_r r_{m,1}} & e^{-j2k_r r_{m,2}} & \dots & e^{-j2k_r r_{m,n}} \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中, $\mathbf{k}_r = [k_{r1} \ k_{r2} \ \dots \ k_{rl}]_{1 \times l}$ 表示所有波数的集合, l 为波数采样点数。由于雷达成像系统是一个线性叠加系统, 目标的回波信号是由所有散射点回波信号线性叠加而成的。因此回波信号矩阵 \mathbf{s} 可以表示为

$$\mathbf{s} = \sum_{i=1}^L \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^N I_{i,j,k} \mathbf{u}_{i,j,k} \quad (5)$$

令 \mathbf{I} 表示成像场景散射强度系数矩阵, \mathbf{U} 表示成像场景内所有网格点回波相位矩阵。设回波矩阵 \mathbf{s} 的大小为 $R \times P \times Q$, 为了便于矩阵运算, 将 \mathbf{s}, \mathbf{U} 和 \mathbf{I} 拉伸成1维矩阵, 则式(5)可以重新表示为

$$\mathbf{s}_{RPQ} = \mathbf{U}_{RPQ \times LMN} \mathbf{I}_{LMN} \quad (6)$$

为了提高重构精度, \mathbf{U} 往往采用冗余化设计。根据式(7)的稀疏表示模型, 可以通过求解 ℓ_0 范数最小化问题对 \mathbf{I} 进行重构, 如式(7)所示

$$\hat{\mathbf{I}} = \min |\mathbf{I}|_0, \|\mathbf{s} - \mathbf{U}\mathbf{I}\|_2^2 < \eta \quad (7)$$

其中, $\hat{\mathbf{I}}$ 为 \mathbf{I} 的估计结果, $\eta = |\text{noise}|$ 为噪声电平, 一般作为估计迭代的终止门限。

3.2 梯度结构化稀疏表示

基于目标散射强度稀疏表示的3维成像方法虽然可以对强散射点的位置和幅度信息进行重构, 但是此方法存在两点不足: 一是强散射点附近的弱散射点在重构中容易被当作零值对待; 二是忽略了目标局部散射强度变化。这两点不足导致成像结果一般由孤立的散射点组成, 细节特征体现较差, 且容易受噪声干扰。

为了利用目标成像场景内散射强度的变化进行稀疏表示, 此处引入稀疏投影的概念, 式(7)的稀疏表示模型的最小二乘无偏估计结果为

$$\mathbf{I} = (\mathbf{U}^H \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U} \mathbf{s} \quad (8)$$

要直接利用式(8)估计成像场景的散射强度系数 \mathbf{I} , 一个必要的条件是矩阵 $\mathbf{U}^H \mathbf{U}$ 可逆, 但 $\mathbf{U}^H \mathbf{U}$ 通常是不可逆的, 因此式(8)是一个病态方程, 无法直接求解。由于 $(\mathbf{U}^H \mathbf{U})^{-1}$ 不存在, 为了近似求解式(8), 可以用 $\mathbf{U}^H \mathbf{U}$ 将该病态项抵消掉, 在式(8)的两边同时乘以 $\mathbf{U}^H \mathbf{U}$ ^[9], 如式(9)所示

$$\mathbf{U}^H \mathbf{U} \mathbf{I} = \mathbf{U}^H \mathbf{U} (\mathbf{U}^H \mathbf{U})^{-1} \mathbf{U} \mathbf{s} \quad (9)$$

此方法得到的解 $\hat{\mathbf{I}}$ 为

$$\hat{\mathbf{I}} = \mathbf{U}^H \mathbf{U} \mathbf{I} = \mathbf{U} \mathbf{s} \quad (10)$$

式(10)的求解过程是回波信号在字典矩阵下的投影。对于3维成像, 投影结果的散射强度变化与目标的局部几何特征和材质等均相关。为了以局部的结构特征对散射点进行表征, 计算散射点在3维空间内各个方向上的梯度, 用不同散射点之间的散射强度梯度代替散射强度系数进行稀疏表示, 如图2所示。

设 $\text{grad}(\cdot)$ 为3维稀疏投影矩阵中散射点某一方向上梯度的绝对值, 则该散射点所有方向的能量梯度和为

$$\begin{aligned} g_i = & \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_x) + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_y) + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_z) \\ & + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{xy}) + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{yz}) + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{xz}) \\ & + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{x-z}) + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{y-z}) \\ & + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{xyz}) + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{-xyz}) \\ & + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{x-yz}) + \text{grad}(I_i, \mathbf{e}_{xy-z}) \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $\text{grad}(I_i, \mathbf{e}) = |\partial I_i / \partial \mathbf{e}|$ 。在 $\hat{\mathbf{I}}$ 中, 主瓣峰值处的能量梯度和越大, 该峰值所在位置附近的散射点密度越大。基于此结构特征, 本文以结构梯度和的大小对稀疏重构模型进行修改, 联合散射强度稀疏表示和目标场景梯度结构化稀疏表示对目标进行重构, 新的联合稀疏重构模型如式(12)所示

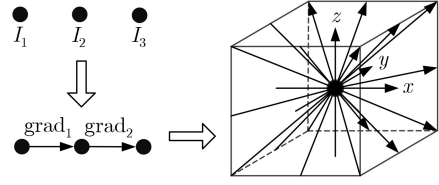


图2 基于散射强度梯度的结构化稀疏表示示意图

$$\hat{\mathbf{I}} = \min |\mathbf{I}|_0, \begin{cases} \|\mathbf{s} - \mathbf{U}\mathbf{I}\|_2^2 < \eta \\ \left\| \mathbf{s} - \sum_{i=1}^K \alpha_i \mathbf{u}_i \hat{\mathbf{I}}_i \right\|_2^2 < \eta \end{cases} \quad (12)$$

其中, α_i 为第 i 次迭代中根据散射强度梯度计算所得的信号相减系数

$$\alpha_i = \frac{g_i}{g_0}, i = 1, 2, \dots, K \quad (13)$$

其中, g_0 为根据成像参数计算的稀疏投影图像 $\hat{\mathbf{I}}$ 中理想孤立散射点主瓣峰值处的结构梯度之和。式(12)在一定程度上降低优化模型的收敛速度, 让成像结果的能量变化更加平滑, 细节特征体现更好。

3.3 改进的联合OMP重构算法

传统OMP算法只能求解基于目标场景稀疏的重构模型, 为了实现对式(12)的联合稀疏重构模型的求解, 需要对OMP算法进行改进。首先通过正交稀疏投影寻找散射强度最大的散射点, 用所有字典矩阵 \mathbf{U} 的列向量作为支撑向量, 用回波信号 \mathbf{s} 向所有支撑向量作投影得到投影矩阵 $\hat{\mathbf{I}}_t$, 并寻找 $|\hat{\mathbf{I}}_t|$ 最大值所对应支撑向量 \mathbf{u}_t 的位置 $\text{pos}_t = \max |\hat{\mathbf{I}}_t| = \max \langle |\mathbf{U}, \mathbf{s}_t^r| \rangle$ 。然后用最小二乘法估计成像场景位置 pos 处的散射强度系数并更新成像结果矩阵 $\mathbf{I}_{im} = \mathbf{I}_{im} + \mathbf{I}'_t$, 其中 $\mathbf{I}'_t = (\mathbf{u}_t)^H(\mathbf{s}) / (\mathbf{u}_t)^H(\mathbf{u}_t)$ 。根据稀疏投影矩阵 $\hat{\mathbf{I}}_t$, 计算 pos 处梯度和 g_t , 并通过 g_t 计算出信号相减系数 α_t , 并更新残余信号 $\mathbf{s}_t^r = \mathbf{s}_t^r - \alpha_t \mathbf{I}'_t \mathbf{u}_t$ 。最后进行迭代评判, 如果 $\varepsilon = (\mathbf{s}_t^r)^H(\mathbf{s}_t^r) < \text{Th}$, $t = t + 1$, 继续迭代; 否则, 停止迭代, 输出 \mathbf{I}_{im} 。将 \mathbf{I}_{im} 按距离向数据长度重组为3维矩阵, 即是求解得到的目标场景3维散射强度分布, 所提方法的整体流程如图3所示。

4 实验验证与分析

4.1 计算机仿真

为了验证所提方法对目标位置和散射强度系数的重构精度, 首先通过计算机模拟目标回波数据对所提方法进行验证, 实验频率为4~6 GHz, 扫描宽度为2 m×2 m, 扫描间隔为0.02 m, 目标场景大小为0.4 m×0.4 m×0.4 m。

实验采用随机稀疏采样数据, 数据量为理想仿

真参数数据量的25%。仿真目标设置如图4(a)所示，分别设置了一个单点目标和一个十字形的线目标，十字形目标由35个间隔为1/5分辨率的网格点

组成，以模拟连续目标。图4(b)为传统RMA成像结果，可以看出在随机稀疏采样条件下，图像已经完全散焦，说明传统RMA成像无法处理不满足香农-奈奎斯特采样定理的稀疏采样数据；图4(c)为基于目标场景稀疏的OMP重构结果，从图中可以看出成像结果为离散点，难以体现目标细节特征；图4(d)为基于目标场景稀疏的正则化 l_1 范数最小化重构结果，从图中可以看出成像结果虽然较OMP算法有所提升，但对十字形目标的几何外形特征体现仍不理想；图4(e)为本文所提方法的重构结果，单点目标位置估计准确，且十字形目标为连续的图像。

表1为几种稀疏成像重构方法的收敛性和成像质量分析，从表中可以看出，OMP重构算法的迭代次数最少，正则化 l_1 重构算法的迭代次数最大，本文所提方法的迭代次数介于以上两种算法之间。表1分别采用归一化处理后均方误差(Mean Square Error, MSE)、结构相似度(Structural SIMilarity, SSIM)以及空间分辨率评价成像质量。从表1数据可以看出OMP重构方法、正则化 l_1 重构方法与本文所提方法的空间分辨率略相差远小于1/4波长，可以忽略。对于连续分布目标，MSE和SSIM更加可以评判成像结果与目标在外形特征上的接近程度，从表1中可以看出本文所提方法的MSE和SSIM具有明显优势。

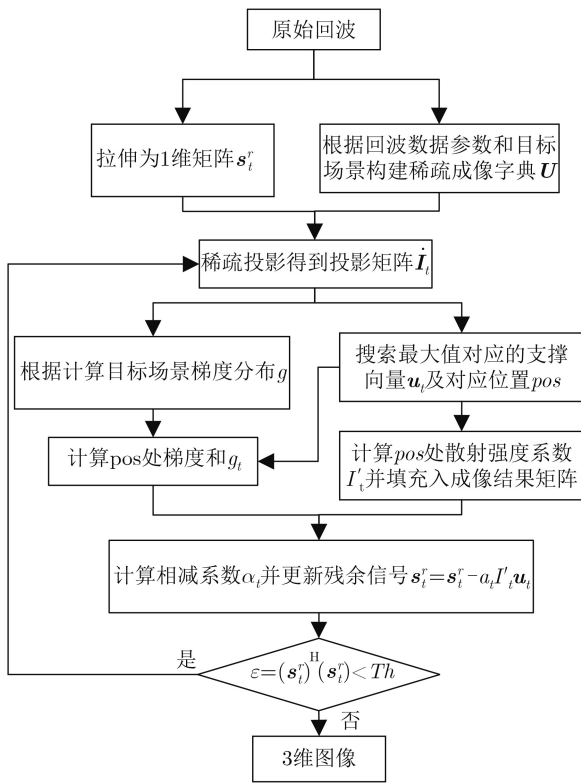


图3 结构化稀疏成像流程图

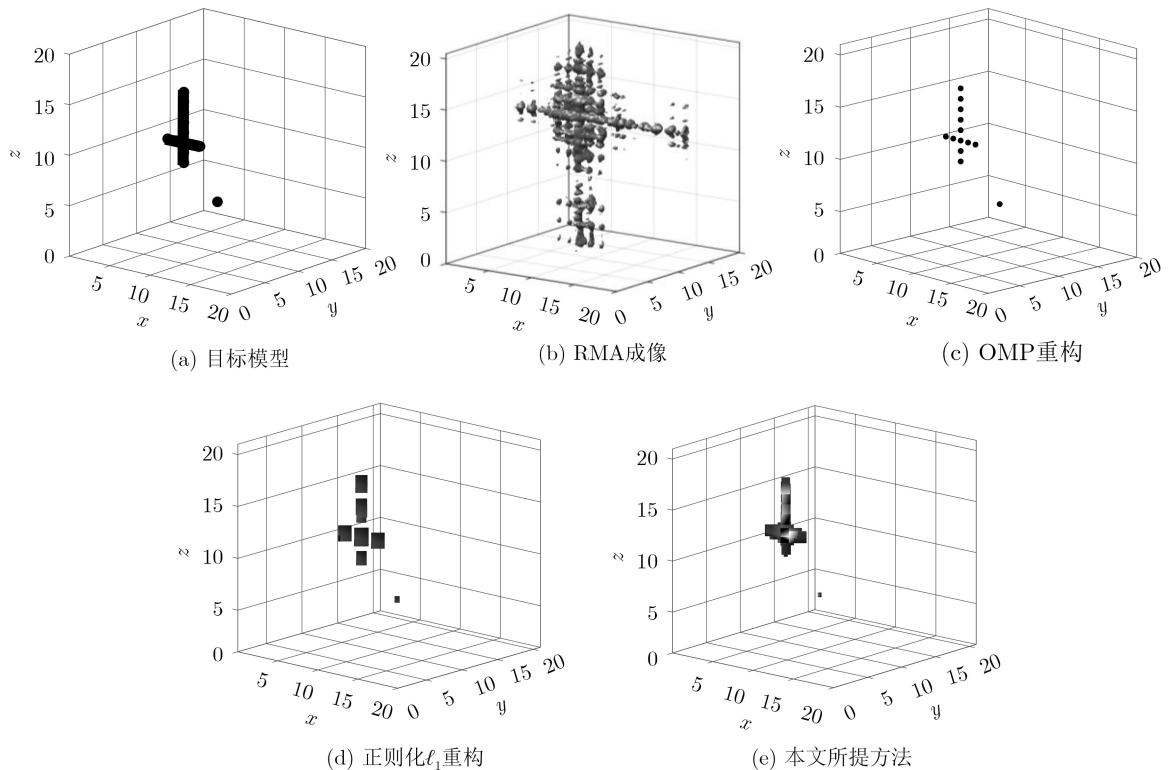


图4 仿真目标成像结果

4.2 微波暗室测试

为了验证所提方法对真实目标的成像效果，通过在微波暗室搭建测试平台对真实目标进行回波录取。微波暗室测试目标光学照片和几何示意如图5所示，目标由一个金属刀、两个装水的矿泉水瓶和两个空易拉罐组成，其中一个矿泉水瓶装满水，另一个装了约3/4瓶水。测试频率为8~12 GHz，扫描宽度为1 m×1 m，扫描间隔为0.02 m，目标场景大小为0.5 m×0.5 m×0.5 m。

对获取的回波数据在3个方向上分别进行50%的随机抽样模拟随机稀疏测量，则成像结果如图6所示，绘图采用峰值能量30%门限过滤。图6(a)为未添加噪声的回波数据成像结果，可以看出相比于OMP重构结果和正则化 l_1 重构结果，本文所提方法可以较为清晰第表征目标外形结构，尤其是对刀的形状，以及对两个矿泉水装水量的不同具有很好

的体现。图6(b)为人为添加了-10 dB随机高斯噪声的回波信号重构结果，可以看出OMP重构结果对噪声的鲁棒性最差，正则化 l_1 重构结果具有明显变形和杂散点；本文所提方法重构结果的杂散点明显少于OMP重构结果和正则化 l_1 重构结果，且仍然可以较好地重构出目标外形特征。

图7为OMP重构方法、正则化 l_1 重构方法和本文所提方法分别在不同稀疏采样率下的归一化SSIM对比。从中可以看出在不同稀疏采样率下，本文所提方法的SSIM值均高于OMP重构方法和正则化 l_1 重构方法，由于SSIM值可以表征成像结果与真实目标之间结构的相似程度，因此说明本文所提方法对目标的重构最接近于真实目标。

表 1 算法性能对比

	OMP	正则化 l_1	本文所提方法
迭代次数	12	120	74
距离分辨率(m)	0.162	0.158	0.164
方位/高度分辨率(m)	0.142	0.140	0.146
MSE	2.87e-4	8.36e-5	4.76e-6
SSIM	0.673	0.831	0.912

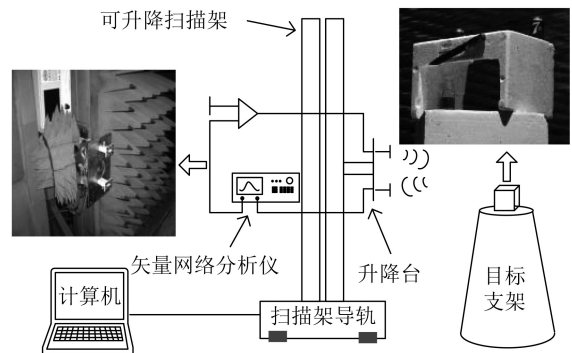


图 5 暗室测试方案图

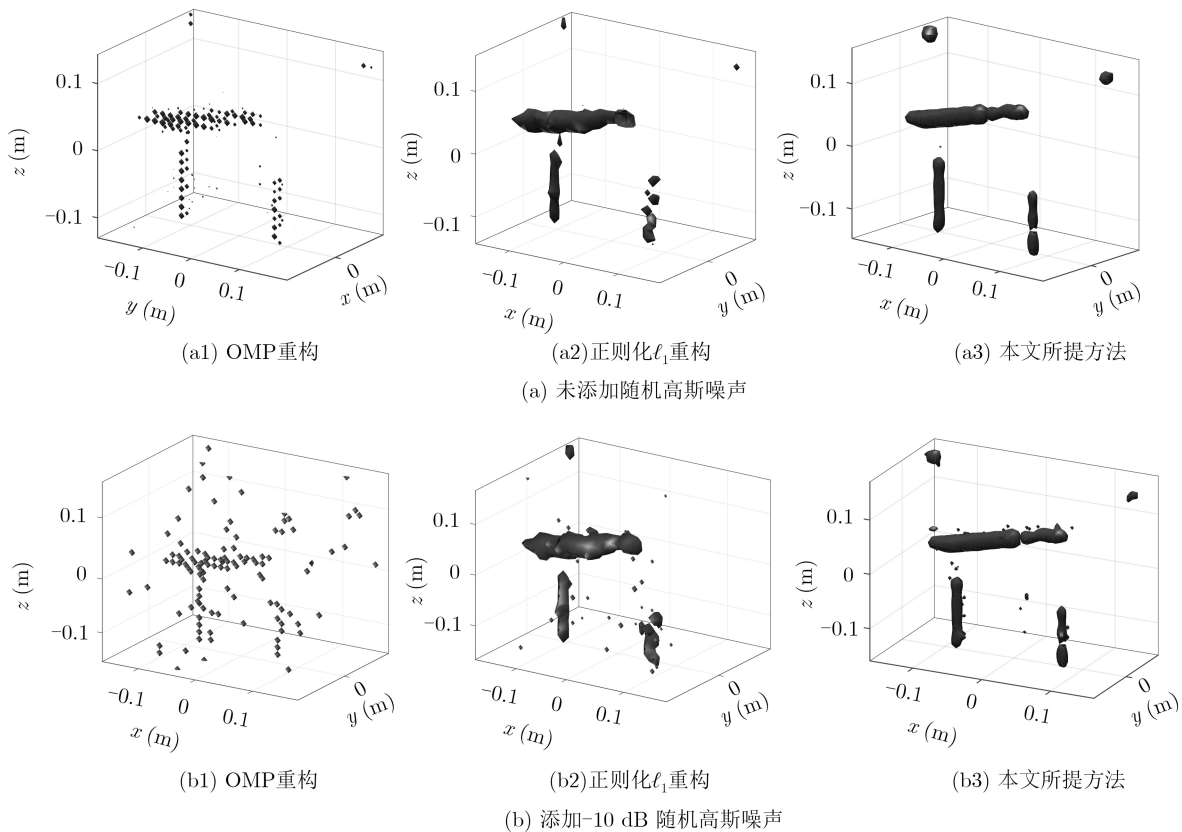


图 6 真实目标成像结果

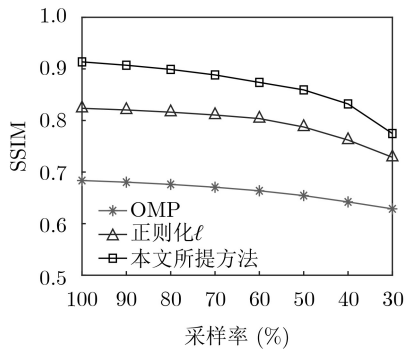


图7 不同稀疏采样率下的SSIM曲线

5 结论

针对目前雷达3维成像稀疏重构方法对真实目标细节特征重构效果不好的问题, 本文提出了一种基于目标场景结构化稀疏表征的成像方法。该方法在成像场景内的目标散射强度的结构化特性分析的基础上, 构建了基于目标散射强度梯度变化的结构化稀疏重构模型, 并通过改进的联合正交匹配追踪算法重构出目标3维图像。通过计算机仿真目标和微波暗室真实目标成像实验表明, 本文所提方法在稀疏测量条件下对目标外形具有较好的重构效果, 并具有良好的收敛性和噪声鲁棒性。

参考文献

- [1] 洪文, 王彦平, 林赞, 等. 新体制SAR三维成像技术研究进展[J]. 雷达学报, 2018, 7(6): 633–654. doi: [10.12000/JR18109](https://doi.org/10.12000/JR18109).
HONG Wen, WANG Yanping, LIN Yun, *et al.* Research progress on three-dimensional SAR imaging techniques[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(6): 633–654. doi: [10.12000/JR18109](https://doi.org/10.12000/JR18109).
- [2] 张晓玲, 师君, 韦顺君, 等. 三维合成孔径雷达[M]. 北京: 国防工业出版社, 2017: 1–17, 81–148.
ZHANG Xiaoling, SHI Jun, WEI Shunjun, *et al.* Three Dimensional Synthetic Aperture Radar[M] Beijing: National Defense Industry Press, 2017: 1–17, 81–148.
- [3] 刘新, 阎焜, 杨光耀, 等. UWB-MIMO穿墙雷达三维成像与运动补偿算法研究[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(9): 2253–2260. doi: [10.11999/JEIT190356](https://doi.org/10.11999/JEIT190356).
LIU Xin, YAN Kun, YANG Guangyao, *et al.* Study on 3D imaging and motion compensation algorithm for UWB-MIMO through-wall radar[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(9): 2253–2260. doi: [10.11999/JEIT190356](https://doi.org/10.11999/JEIT190356).
- [4] 王伟, 胡子英, 龚琳舒. MIMO雷达三维成像自适应Off-grid校正方法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(6): 1294–1301. doi: [10.11999/JEIT180145](https://doi.org/10.11999/JEIT180145).
WANG Wei, HU Ziyang, and GONG Linshu. Adaptive off-grid calibration method for MIMO radar 3D imaging[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(6): 1294–1301. doi: [10.11999/JEIT180145](https://doi.org/10.11999/JEIT180145).
- [5] 杨俊刚, 黄晓涛, 金添. 压缩感知雷达成像[M]. 北京: 科学出版社, 2014: 1–29.
YANG Jungang, HUANG Xiaotao, and JIN Tian. Compressed Sensing Radar Imaging[M]. Beijing: Science Press, 2014: 1–29.
- [6] 田鹤, 于海锋, 朱宇, 等. 基于频域稀疏压缩感知的星载SAR稀疏重航过3维成像[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(8): 2021–2028. doi: [10.11999/JEIT190638](https://doi.org/10.11999/JEIT190638).
TIAN He, YU Haifeng, ZHU Yu, *et al.* Sparse flight 3-D imaging of spaceborne SAR based on frequency domain sparse compressed sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(8): 2021–2028. doi: [10.11999/JEIT190638](https://doi.org/10.11999/JEIT190638).
- [7] LOPEZ-SANCHEZ J M and FORTUNY-GUASCH J. 3-D radar imaging using range migration techniques[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2000, 48(5): 728–737. doi: [10.1109/8.855491](https://doi.org/10.1109/8.855491).
- [8] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306. doi: [10.1109/TIT.2006.871582](https://doi.org/10.1109/TIT.2006.871582).
- [9] BARANIUK R and STEEGHS P. Compressive radar imaging[C]. Proceedings of 2007 IEEE Radar Conference, Boston, USA, 2007: 128–133. doi: [10.1109/RADAR.2007.374203](https://doi.org/10.1109/RADAR.2007.374203).
- [10] ZHANG Siqian, DONG Ganggang, and KUANG Gangyao. Matrix completion for downward-looking 3-D SAR imaging with a random sparse linear array[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(4): 1994–2006. doi: [10.1109/TGRS.2017.2771826](https://doi.org/10.1109/TGRS.2017.2771826).
- [11] HU Xiaowei, TONG Ningning, GUO Yiduo, *et al.* MIMO radar 3-D imaging based on multi-dimensional sparse recovery and signal support prior information[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(8): 3152–3162. doi: [10.1109/JSEN.2018.2810705](https://doi.org/10.1109/JSEN.2018.2810705).
- [12] YANIK M E and TORLAK M. Near-field MIMO-SAR millimeter-wave imaging with sparsely sampled aperture data[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 31801–31819. doi: [10.1109/ACCESS.2019.2902859](https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2902859).
- [13] CHU Y J and MAK C M. A new QR decomposition-based RLS algorithm using the split Bregman method for L_1 -regularized problems[J]. *Signal Processing*, 2016, 128: 303–308. doi: [10.1016/j.sigpro.2016.04.013](https://doi.org/10.1016/j.sigpro.2016.04.013).
- [14] 徐宗本, 吴一戎, 张冰尘, 等. 基于 $L_{1/2}$ 正则化理论的稀疏雷达成像[J]. 科学通报, 2018, 63(14): 1307–1319. doi: [10.1360/N972018-00372](https://doi.org/10.1360/N972018-00372).
XU Zongben, WU Yirong, ZHANG Bingchen, *et al.* Sparse radar imaging based on $L_{1/2}$ regularization theory[J]. *Chinese Science Bulletin*, 2018, 63(14): 1307–1319. doi: [10.1360/N972018-00372](https://doi.org/10.1360/N972018-00372).

- [15] YANG Zengli and ZHENG Y R. A comparative study of compressed sensing approaches for 3-D synthetic aperture radar image reconstruction[J]. *Digital Signal Processing*, 2014, 32: 24–33. doi: [10.1016/j.dsp.2014.05.016](https://doi.org/10.1016/j.dsp.2014.05.016).
- [16] ZAMANI H and FAKHARZADEH M. 1.5-D sparse array for millimeter-wave imaging based on compressive sensing techniques[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2018, 66(4): 2008–2015. doi: [10.1109/TAP.2018.2800531](https://doi.org/10.1109/TAP.2018.2800531).

张 研：男，1991年生，博士生，研究方向为雷达信号处理和高分

辨雷达成像。

王保平：男，1964年生，研究员，研究方向为图像处理，雷达信号处理和高分辨雷达成像。

方 阳：男，1988年生，博士生，研究方向为天线测量和微波近场成像。

王佳慧：女，1992年生，工程师，研究方向为电磁场计算和电网设计。

宋祖勋：男，1964年生，研究员，研究方向为信号信息采集与处理、微波通信链路整体设计。

责任编辑：余 蓉