

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2615184

IAA 与 TV 正则化联合优化的 MIMO 雷达料面轮廓成像方法^{*}

晋良念, 符博奋

(桂林电子科技大学信息与通信学院 桂林 541004)

摘 要:料位测量是工业自动化管理的核心需求,而毫米波雷达成像技术作为实现精确测量的关键手段,其料面轮廓的成像质量直接决定了监测的可靠性与精度。针对现有超分辨率方法难以有效恢复清晰的料面轮廓且在低信噪比(SNR)下性能恶化的问题,提出一种基于迭代自适应方法(IAA)与全变差(TV)正则化联合优化的料面轮廓成像方法。首先,采用角反射器标定法补偿实际阵列通道的增益/相位不一致性,确保回波数据的可靠性。其次,采用 IAA 引导的迭代重加权最小二乘(IRLS)稳健求解算法,以解决传统 IRLS 算法求解 TV 正则项时因受噪声干扰易产生虚假轮廓的问题,即通过 IRLS 框架将非平滑正则化问题转化为可迭代求解的加权最小二乘问题,并利用 IAA 估计的角度功率谱的梯度信息作为空间先验信息,可获取各角度位置存在料面边缘的可能性,以此自适应调整 TV 正则化权重中各位置的惩罚强度,从而有效消除低信噪比环境下的虚假轮廓。进一步地,采用回波残差与协方差矩阵残差的反馈机制来更新正则化参数,解决超参数人工调节带来的不稳定性。仿真与实测结果表明,所提方法能够提升料面轮廓的成像质量,且在低信噪比条件下也具有鲁棒性。与 IAA 相比,均方根误差约降低 76%,图像交叉熵约降低 7.8%;与 TV-Sparse 相比,均方根误差约降低 6%,图像交叉熵约降低 3%。

关键词: MIMO 雷达;料面测量;轮廓重建;TV 正则化;低信噪比

中图分类号: TH89 TN957.51 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

IAA and TV regularization jointly optimized MIMO radar imaging method for material surface profile reconstruction

Jin Liangnian, Fu Bofen

(School of Information and Communication Engineering, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Material level measurement is a core requirement in industrial automation management, and millimeter-wave radar imaging technology serves as a key approach for achieving precise measurement. The imaging quality of the material surface profile directly determines the reliability and accuracy of monitoring. However, existing super-resolution methods struggle to effectively reconstruct clear material surface profiles and their performance deteriorates significantly under low signal-to-noise ratio (SNR) conditions. This paper proposes an imaging method for material surface profiles based on the joint optimization of iterative adaptive approach (IAA) and total variation (TV) regularization. First, a corner reflector calibration method is employed to compensate for gain and phase inconsistencies across the actual array channels, thereby ensuring the reliability of the echo data. Secondly, an IAA-guided Iteratively reweighted least squares (IRLS) robust algorithm is employed to mitigate the generation of false contours—a common defect of conventional IRLS-based TV regularization solutions caused by noise interference. Within the IRLS framework, the non-smooth regularization problem is converted into a series of weighted least squares problems that can be solved iteratively. The gradient information derived from the IAA-estimated angular power spectrum is then utilized as spatial prior information to assess the probability of material edge presence at different angular positions. This enables the adaptive adjustment of the penalty intensity within the TV weights, effectively eliminating false contours in low SNR environments. Furthermore, a feedback mechanism based on echo residuals and covariance matrix residuals is introduced to update the regularization parameters, overcoming the instability associated with manual hyperparameter tuning. Simulation and

收稿日期: 2026-04-23 Received Date: 2026-04-23

^{*} 基金项目: 广西重点研发项目(桂科 FN2600640261, 桂科 AB23075161)资助

experimental results demonstrate that the proposed method enhances the imaging quality of material surface profiles and remains robust under low signal-to-noise ratio conditions. Compared with the IAA, the root mean square error is reduced by approximately 76%, and the image cross-entropy is reduced by about 7.8%; compared with TV-Sparse, the root mean square error is reduced by approximately 6%, and the image cross-entropy is reduced by about 3%.

Keywords: MIMO radar; material surface measurement; contour reconstruction; TV regularization; low SNR

0 引 言

料位测量技术广泛应用于工业、化工、食品、制药和水处理等领域,对保障生产安全与优化工艺控制流程具有重要价值。以钢铁行业为例,高炉料面形貌能够直接反映工况状态,准确获取料面形貌对于优化布料和实现智能高炉具有重要意义^[1]。毫米波雷达凭借其穿透性强、抗干扰能力好、可非接触连续监测、适合高温高压环境等优势,已成为复杂环境下料面测量的有效手段^[2]。然而,受阵列物理孔径限制,传统方法角度分辨率与旁瓣水平往往难以满足高精度料位估计与形貌重建需求,因此有必要研究更高分辨的角度谱估计与重建方法。

多发多收(multiple input multiple output, MIMO)雷达通过发射/接收阵列组合形成虚拟孔径扩展,可在有限硬件规模下扩展等效孔径来提升角度分辨能力^[3]。此外,从信号模型角度看,雷达角超分辨成像本质上也是一个逆问题,即从有限、含噪的阵列观测数据中去反演连续的角度功率分布。但由于阵列孔径有限、观测数据不完整以及噪声污染,该逆问题通常呈现病态特性,导致直接求解极不稳定。而且,在低信噪比条件下,这种病态性更加恶化,微小的噪声扰动都会被大幅放大,使得直接求解会产生严重的振荡和伪影,无法反映真实的目标分布。因此,为获得稳定且有意义的解,必须在逆问题求解中引入合适的正则化约束^[4]。早期的 Tikhonov 正则化虽能利用 ℓ_2 范数惩罚项约束解的光滑性,有效抑制噪声放大,但往往导致成像结果过度平滑,难以准确刻画料面边缘梯度和稀疏结构特征^[5]。为促进解的稀疏性,文献[6]采用 ℓ_1 范数稀疏正则通过稀疏惩罚保留关键分量并改善分辨率。然而,在实际应用中,料仓等场景的料位通常呈现扩展目标特性,其角度散射往往呈现连续分布而非离散点目标。因此在面对这类目标时,不仅需要关注分辨率提升,更要注意的是稳定恢复目标轮廓结构与边缘信息。

传统高分辨谱估计方法通常隐含点目标假设,文献[7]提出了经典的迭代自适应谱估计方法(iterative adaptive approach, IAA),其基于加权最小二乘准则并迭代更新功率谱,能够实现角超分辨并具有一定抗噪能力,在阵列信号处理与雷达成像中表现出较好的分辨率和估计精度。此类谱估计方法虽能提高分辨率,但直接应用时易将连续的料面轮廓强行离散化为孤立散射点,容易

导致料面轮廓信息丢失,且在低信噪比条件下性能进一步恶化。由此看来,如何设计适合扩展目标特性的正则化策略,在病态逆问题求解中既保持高分辨能力,又有效恢复目标轮廓与边界结构,是料仓料面角超分辨成像的关键问题。由此,全变差(total variation, TV)正则化方法应运而生^[8-9],其通过约束角度谱梯度的稀疏性,能够保持目标的边缘特征,已被广泛用于扩展目标成像与轮廓保持。尽管 TV 正则化具有边缘保持优势,但在实际应用面临两个关键挑战:1)该方法需要通过引入超参数来平衡模型数据拟合残差项与 TV 约束之间的权重;2)在低信噪比条件下噪声会在梯度域产生大量虚假跳变,可能会误将噪声当作是目标边缘处,干扰真实目标边缘的识别,使得目标重建稳定性下降。文献[10]提出的 L 曲线方法虽可进行数据驱动的参数选取,但在低信噪比与模型失配条件下,其拐点判定往往表现出较差的鲁棒性,且复杂的迭代搜索过程显著增加了计算开销。文献[11]提出的交叉验证法可对超参数进行选取,但其主要基于最小拟合残差准则,忽略了正则化约束对目标结构重建的影响,实际应用中难以达到最有分辨且计算复杂度低。因此,如何在低信噪比条件下提取稳定可信的料面边缘线索,并降低 TV 超参数对不同场景以及信噪比(signal-to-noise ratio, SNR)变化的敏感性,是实现稳定料面轮廓恢复的关键。

此外,毫米波 MIMO 雷达硬件系统固有的阵列通道间幅相误差与天线互耦合会引起阵列流形失配,导致波束形成性能下降、成像出现伪影,进一步降低分辨率与鲁棒性。因此,为提高角度功率谱估计的可靠性,需要在角超分辨处理前对阵列通道误差进行校准。现有阵列校准工作通常由误差建模、参数估计、补偿应用这 3 步展开。文献[12]针对阵列通道复增益不一致,建立了由理想阵列流形与通道复增益误差共同决定观测数据的模型,并在多源观测条件下提出了联合估计各通道复增益的校准框架。近年来出现了端到端的数字域校准流程^[13],可在数字域联合补偿同相正交(in-phase and quadrature, IQ)通道不平衡与角度相关的增益/相位失配,并将校准结果直接应用于波达方向(direction of arrival estimation, DOA)估计与波束形成。然而该类方法基于空间角度网格测量并对环境耦合敏感,当环境或相对位置发生变化时往往需要重新标定,工程部署成本较高。

针对以上问题,在现有 IAA 方法的基础上,提出一种

$$\min_s \|Y - AS\|_F^2 \quad (8)$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数, 其闭式解可表示为:

$$\hat{S} = A^\dagger Y \quad (9)$$

其中, $A^\dagger$ 为矩阵 A 的伪逆。由于导向矩阵 A 的列向量高度相关, 矩阵常处于病态, 直接求解易引起噪声放大, 难以获得稳定的高分辨估计结果。为提高算法稳健性以及角度分辨率, 针对点目标在空间上的稀疏分布特性, 常见的做法是在 LS 基础上引入 ℓ_1 范数作为正则化约束项^[17]:

$$\min_s \|Y - AS\|_F^2 + \lambda \|S\|_1 \quad (10)$$

其中, λ 为引入的超参数, $\|\cdot\|_1$ 为 ℓ_1 范数。此式在点目标场景下能够有效抑制噪声并获得高分辨效果。但本文关注的料面成像场景是属于典型的高密度扩展目标, 其角度谱形态往往呈现连续分布且边缘轮廓清晰的特征, 若仍采用传统的点目标稀疏模型, 容易造成谱失真而导致料面轮廓信息丢失。因此, 为了保持料面边缘信息并提取连续轮廓, TV 正则化被广泛应用于此类成像问题。TV 正则化通过约束角度谱梯度的稀疏性来保持目标轮廓的连续性特征^[8]。定义一阶梯度算子 $D \in \mathbf{R}^{(K-1) \times K}$:

$$D = \begin{bmatrix} -1 & 1 & & & \\ & -1 & 1 & & \\ & & \ddots & \ddots & \\ & & & -1 & 1 \\ & & & & -1 \end{bmatrix} \quad (11)$$

由于料面目标在短时间内可视为静态, 为获得可靠的角度散射谱, 对于 L 个快拍数据, 其统计平均后的观测数据为 $\bar{y} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L y(l)$, 则引入 TV 惩罚项之后的稀疏正则化优化问题可表示为:

$$\min_s \|\bar{y} - As\|_2^2 + \lambda \|Ds\|_1 \quad (12)$$

其中, λ 为平衡观测数据拟合残差与 TV 正则化项强度的超参数。虽然式(12)在理论上能够较好的保持料面边缘结构, 但是在复杂的低信噪比工业环境下仍面临3点急需解决的问题:

1) 在实际的雷达系统中, 各通道存在幅度误差 α_m 和相位误差 φ_m , 则实际观测模型变为 $\bar{y} = \Gamma As + n$, 其中 $\Gamma = \text{diag}(\alpha_m e^{j\varphi_m}, \dots, \alpha_M e^{j\varphi_M})$ 表示阵列幅相误差矩阵。由于 $\Gamma A \neq A$, 直接求解将导致散射系数估计产生系统性偏差, 影响数据的一致性。

2) TV 项 $\|Ds\|_1$ 是对所有角度位置施加均匀且无差别的稀疏约束, 它无法区分真实的料面边缘梯度与噪声引起的随机局部波动。尤其是在低信噪比条件下, 噪声项 n 经差分后的响应 $\|Dn\|_1$ 可能与真实料面边缘的梯度 $\|Ds\|_1$ 处于同一量级, 这就会导致在求解过程中,

将噪声起伏误判为料面边缘, 从而产生虚假轮廓。

3) 式(12)的求解效果高度依赖超参数 λ 的选取。由于料面探测环境复杂, 固定的超参数难以在不同信噪比环境下均保持良好性能。具体地, 当 λ 过小时, 数据拟合过强, 重建结果中噪声残留严重; 当 λ 过大时, TV 约束过强, 目标边缘会被过度平滑, 导致关键的料面形貌特征被抹除。因此, 依赖人工调节 λ 的方法缺乏鲁棒性与工程实用性。

3 提出方法

3.1 增益/相位误差估计与补偿

在实际的 MIMO 雷达系统中, 阵列通道间存在增益/相位不一致性, 即幅相误差。该误差会改变阵列观测数据的幅相关系, 进而影响后续算法中样本协方差矩阵 $\hat{R}$ 的估计精度。为此, 利用多角度标定数据对通道误差进行估计, 然后对观测数据进行校准补偿, 从而获得更好的观测矩阵 Y 。

在已知位置 $\theta_{\text{cal}} = \{\theta_1, \dots, \theta_Q\}$ 部署角反射器并采集回波。对第 q 个标定角度 θ_q , 选取中心通道作为参考通道, 记为第 i 通道, 则第 m 通道的复增益误差估计为^[12]:

$$E_m(\theta_q) = \frac{y_m(\theta_q) a_i(\theta_q)}{a_m(\theta_q) y_i(\theta_q)} \quad (13)$$

其中, $y_m(\theta_q)$ 为第 m 通道接收信号, $a_m(\theta_q)$ 为第 m 通道的理想导向响应。遍历 Q 个标定角度得到误差矩阵为:

$$E = [E_m(\theta_q)] \in \mathbf{C}^{M \times Q} \quad (14)$$

为抑制噪声并提升鲁棒性, 对多角度估计进行统计聚合, 取中值^[18]可得幅度:

$$\alpha_m = \text{median}(|E_m(\theta_1)|, \dots, |E_m(\theta_Q)|) \quad (15)$$

复数求和取相角^[19]可得相位:

$$\phi_m = \angle \left(\sum_{q=1}^Q E_m(\theta_q) \right) \quad (16)$$

从而得到第 m 通道的常数校准系数为:

$$c_m = \alpha_m e^{j\phi_m} \quad (17)$$

将所有通道的校准系数组成向量 $c = [c_1, \dots, c_M]^T$, 并以此构造阵列通道校准矩阵为:

$$C = \text{diag}(c) \quad (18)$$

令 Y_{raw} 为未校准的观测数据矩阵, Y_{ideal} 为理想阵列条件下的观测数据矩阵, N 为噪声矩阵, 则:

$$Y_{\text{raw}} = CY_{\text{ideal}} + N \quad (19)$$

利用前面的式(18)和(19), 则校准补偿结果为:

$$Y_c = C^{-1} Y_{\text{raw}} \quad (20)$$

为验证校准效果, 将角反射器与雷达之间的安装角度为 0° 的实验对比波束形成校准前后的情况, 如图2所示。从图2(b)可知, 校准前受通道幅相误差影响, 测试

角度的波束形成结果均表现出旁瓣较高的现象,主瓣峰值出现偏移,从而引起角度估计偏差。校准后通道一致性改善,主瓣峰值更接近真实目标位置,验证了所提校准方法的有效性。在校准提升通道相干性的同时,实测环境中多径干扰(如灯反射)亦被相干叠加所致,此系环境固有影响。

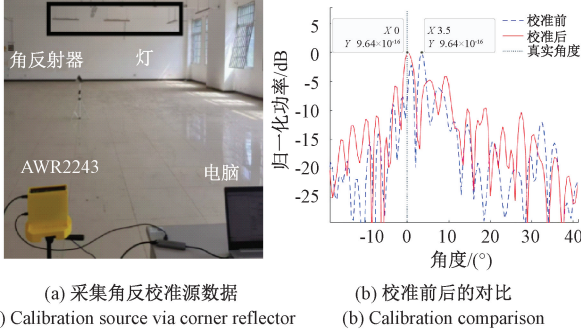


图2 校准前后波束形成对比

Fig. 2 Beamforming comparisons before and after calibration

3.2 基于 IAA 的料面边缘先验提取

将 3.1 节补偿后的回波信号 $\mathbf{Y}_c$ 用于构造多快拍样本协方差矩阵,并进一步进行 IAA 功率谱估计^[7]。构造样本协方差矩阵为:

$$\hat{\mathbf{R}} = \frac{1}{L} \sum_{l=1}^L \mathbf{y}(l) \mathbf{y}^H(l) \quad (21)$$

假设不同角度单元的散射系数互不相关,则理论协方差矩阵可表示为:

$$\mathbf{R}_m(\mathbf{P}) = \mathbf{A} \mathbf{P} \mathbf{A}^H + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (22)$$

其中, $\mathbf{P} = \text{diag}(p_1, p_2, \dots, p_K)$ 为功率谱矩阵, σ^2 为高斯分布下的噪声功率, $p_k = \mathbb{E}[|s_k|^2]$ 表示第 k 个角度栅格的平均功率, $\mathbf{I}$ 为 $M \times M$ 单位阵。

IAA 谱估计方法通过交替更新 p_k 实现超分辨率谱估计。对第 k 个角度单元应用最小方差无失真响应 (minimum variance distortionless response, MVDR) 准则,定义去除第 k 个角度单元后的干扰加噪声协方差矩阵。由式(22)可得:

$$\mathbf{R}_{-k} = \sum_{j \neq k} p_j \mathbf{a}(\theta_j) \mathbf{a}^H(\theta_j) + \sigma^2 \mathbf{I} \quad (23)$$

其中, $\mathbf{a}(\theta_j)$ 为第 j 个角度单元的导向矢量,其对应的 MVDR 波束形成权向量为:

$$\mathbf{w}_k = \frac{\mathbf{R}_{-k}^{-1} \mathbf{a}(\theta_k)}{\mathbf{a}^H(\theta_k) \mathbf{R}_{-k}^{-1} \mathbf{a}(\theta_k)} \quad (24)$$

其中, $\mathbf{a}(\theta_k)$ 为第 k 个角度单元的导向矢量,则第 k 个角度网格的功率更新为:

$$\hat{p}_k = \mathbf{w}_k^H \hat{\mathbf{R}} \mathbf{w}_k = \frac{\mathbf{a}^H(\theta_k) \hat{\mathbf{R}} \mathbf{R}_{-k}^{-1} \mathbf{a}(\theta_k)}{(\mathbf{a}^H(\theta_k) \mathbf{R}_{-k}^{-1} \mathbf{a}(\theta_k))^2} \quad (25)$$

遍历 $k = 1, \dots, K$ 得到第 t 次迭代功率谱向量为 $\mathbf{P}^{(t)} = [p_1^{(t)}, \dots, p_K^{(t)}]^T$ 。该功率谱具有超分辨能力,且通过多快拍统计平均能有效抑制噪声。

3.3 IAA 引导 TV 约束求解料面散射系数

1) 求 TV 正则化项的加权二次近似形式

由于式(12)中的 TV 项 $\|\mathbf{D}\mathbf{s}\|_1$ 为非平滑 ℓ_1 范数,无法直接求导,故采用 IRLS 框架^[20]对其进行迭代求解。在每次迭代中,用一个加权的二次项来近似该 ℓ_1 范数,从而将原问题转化为一个可以迭代求解的加权最小二乘问题。具体求解步骤如下:

首先定义梯度向量:

$$\mathbf{v} = \mathbf{D}\mathbf{s} = [\mathbf{v}_1, \mathbf{v}_2, \dots, \mathbf{v}_{K-1}]^T \quad (26)$$

其中, $\mathbf{v}_k = \mathbf{s}_{k+1} - \mathbf{s}_k$ 表示相邻角度单元间的散射系数差分, $\mathbf{D}$ 为一阶差分算子。则 TV 正则化项可写为:

$$\|\mathbf{D}\mathbf{s}\|_1 = \sum_{k=1}^{K-1} |\mathbf{v}_k| \quad (27)$$

对于任意实数 v_k , 根据数学恒等式 $v_k^2 = |v_k|^2$ 有:

$$|v_k| = \frac{|v_k|^2}{|v_k|} = \frac{v_k^2}{|v_k|} \quad (28)$$

根据 IRLS 算法原理,在第 t 次迭代中,将分母中的 $|v_k|$ 用第 $t-1$ 次迭代已经算出来的结果 $|v_k^{(t-1)}|$ 代替当前的未知数 $|v_k|$ 。这样,当前第 t 次迭代中,分母变成了一个已知常数,式(28)就变成了当前 v_k 的二次函数:

$$|v_k| \approx \frac{1}{|v_k^{(t-1)}| + \sigma} \cdot v_k^2 \quad (29)$$

其中的 $\sigma > 0$ 为防止分母为 0 而设置的极小常数。定义第 t 次迭代的 IRLS 权重为:

$$w_k^{(t)} = \frac{1}{|v_k^{(t-1)}| + \sigma} \quad (30)$$

则式(30)的近似关系就可写为:

$$|v_k| \approx w_k^{(t)} \cdot v_k^2 \quad (31)$$

对式(31)中的所有 k 求和,TV 项在第 t 次迭代中就可以近似为式(32)的加权二次形式:

$$\|\mathbf{D}\mathbf{s}\|_1 = \sum_{k=1}^{K-1} |v_k| \approx \sum_{k=1}^{K-1} w_k^{(t)} v_k^2 = \mathbf{v}^H \mathbf{W}^{(t)} \mathbf{v} = \mathbf{s}^H \mathbf{D}^H \mathbf{W}^{(t)} \mathbf{D} \mathbf{s} \quad (32)$$

其中, $\mathbf{W}^{(t)}$ 为由 K 个权重构成的对角矩阵:

$$\mathbf{W}^{(t)} = \text{diag}(w_1^{(t)}, w_2^{(t)}, \dots, w_{K-1}^{(t)}) \quad (33)$$

2) 求第 t 次迭代的料面散射系数闭式解

将式(27)代入式(12),原 TV 正则化问题在第 t 次迭代中的优化问题可表示为:

$$\min_{\mathbf{s}} \{ \lambda^{(t)} \|\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{A}\mathbf{s}\|_2^2 + M^{-1/2} \mathbf{s}^H \mathbf{D}^H \mathbf{W}^{(t)} \mathbf{D} \mathbf{s} \} \quad (34)$$

其中, $M^{-1/2}$ 为与观测维度相关的尺度因子,用于对正则项进行统一标度^[21], M 为观测数据向量 $\bar{\mathbf{y}}$ 的维度。 $\mathbf{W}^{(t)}$ 为 TV 项权重矩阵,用于控制 TV 在不同角度位置的惩罚强弱。 $\lambda^{(t)}$ 为正则化参数,用于平衡数据拟合与 TV

惩罚的强度。

对 $\mathbf{s}$ 求导并令其为 0:

$$-2\lambda^{(t)}\mathbf{A}^H(\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{A}\mathbf{s}) + 2M^{-1/2}\mathbf{D}^H\mathbf{W}^{(t)}\mathbf{D}\mathbf{s} = \mathbf{0} \quad (35)$$

整理得到本轮迭代中的料面散射系数的闭式解为:

$$\mathbf{s}^{(t)} = (\lambda^{(t)}\mathbf{A}^H\mathbf{A} + M^{-1/2}\mathbf{D}^H\mathbf{W}^{(t)}\mathbf{D})^{-1}\lambda^{(t)}\mathbf{A}^H\bar{\mathbf{y}} \quad (36)$$

由式(36)可知,要精确求解 $\mathbf{s}^{(t)}$,关键在于如何合理构造 $\mathbf{W}^{(t)}$ 以及如何设定 $\lambda^{(t)}$ 。以下是这两个关键权重的求解步骤。

3) 求闭式解中的 TV 权重项 $\mathbf{W}^{(t)}$

由式(30)可知,IRLS 框架给出的基础权重 $w_k^{(t)}$ 仅依赖于上一轮迭代的梯度信息。由式(30)可知,IRLS 框架给出的基础权重 $w_k^{(t)}$ 仅依赖于上一轮迭代的梯度信息。从物理散射机制来看,料面散射功率谱在角度域具有分段平滑特性;料面内部连续区域散射功率随角度缓慢变化,梯度较小;而料堆轮廓等物理边缘处散射功率急剧跳变,梯度较大。在低信噪比情况下,仅依靠传统 IRLS 算法求解 TV 正则化问题时极易把噪声起伏误判为目标边缘,导致虚假轮廓。而 IAA 功率谱梯度在料面物理边缘处响应显著,在内部连续区域响应微弱,与料面真实的空间散射结构高度一致,可为权重修正提供可靠的空间先验。故利用 3.2 节 IAA 迭代获得的功率谱信息 $P^{(t)}$ 的空间梯度来为 TV 权重进行边缘引导修正,使权重能够在真正的料面边缘处进行约束。

由于边缘信息主要体现在能量的变化率上,首先将功率谱转换为表示信号强度的幅度谱:

$$\boldsymbol{\mu} = \sqrt{\mathbf{P}^{(t)}} = [\sqrt{p_1^{(t)}}, \sqrt{p_2^{(t)}}, \dots, \sqrt{p_K^{(t)}}]^T \quad (37)$$

对其做一阶差分,得到信号强度沿角度维的梯度信息为:

$$\boldsymbol{\delta} = \mathbf{D}\boldsymbol{\mu} \quad (38)$$

为使不同迭代之间的梯度具有可比性,对其进行归一化,定义第 k 点处料面边缘指示因子:

$$\eta_k = \frac{|\delta_k|}{\max_j |\delta_j| + o}, \quad k = 1, 2, \dots, K-1 \quad (39)$$

其中, δ_k 为第 k 点处的梯度信息, $\max_j |\delta_j|$ 为当前幅度谱梯度最大值,该因子用于表征某个角度位置存在料面边缘的可能性,其值越大表明该位置幅度变化越剧烈,越可能是真实料面边缘。

然而, $P^{(t)}$ 本身的估计精度随迭代过程而变化,若直接以 η_k 对权重进行调制,在 IAA 收敛较差的早期迭代中可能引入错误的边缘引导。因此,需要进一步衡量当前 $P^{(t)}$ 的可信程度。考虑到 IAA 的估计质量可通过理论协方差矩阵与样本协方差矩阵的接近程度来反映,为此定义协方差矩阵残差:

$$\varepsilon_{\text{cov}}^{(t)} = \frac{\|\hat{\mathbf{R}} - \mathbf{R}_m^{(t)}\|_F}{\|\hat{\mathbf{R}}\|_F} \quad (40)$$

其中, $\hat{\mathbf{R}}$ 为由观测数据估计的样本协方差矩阵, $\mathbf{R}_m^{(t)}$ 为第 t 次迭代的理论协方差矩阵。 $\varepsilon_{\text{cov}}^{(t)}$ 越小说明当前功率谱估计越可靠,据此将其转化为引导系数:

$$\xi^{(t)} = \frac{1}{1 + \varepsilon_{\text{cov}}^{(t)}} \quad (41)$$

式(41)表明当 $\varepsilon_{\text{cov}}^{(t)}$ 较小时, $\xi^{(t)}$ 接近 1,则当前 $P^{(t)}$ 可信度高,增强目标边缘引导作用;反之 $\xi^{(t)}$ 接近 0,则减弱其引导作用。

在此基础上,最终的 TV 权重 $w_k^{(t)}$ 由两部分构成。第 1 部分为式(30)求出的 IRLS 基础权重:

$$w_{k,\text{base}}^{(t)} = \frac{1}{|v_k^{(t-1)}| + o} \quad (42)$$

第 2 部分为基于 IAA 引导的调制因子,其设计思路为:由于 η_k 越大说明该位置越可能是真实边缘,应降低该处的 TV 惩罚,因此定义一个随 η_k 增大而减小的调制因子,同时引入 $\xi^{(t)}$ 控制调制幅度随功率谱可信度的自适应变化,具体定义为:

$$w_{k,\text{cov}}^{(t)} = 1 - \xi^{(t)} \cdot \rho \cdot \eta_k \quad (43)$$

其中,为防止正则化失效并保证目标函数的严格凸性,要求总体权重严格大于某正实数下界,即 $w_{k,\text{cov}}^{(t)} \geq \varepsilon_{\min} > 0$,可得 $w_{k,\text{cov}}^{(t)} \geq 1 - \rho > 0$,则引导强度系数需满足理论约束 $\rho \in (0, 1]$ 。如图 3 所示,参数敏感性实验表明该范围内算法误差保持稳定,证明其具有优异的参数稳健性,无需针对不同场景精细调参。

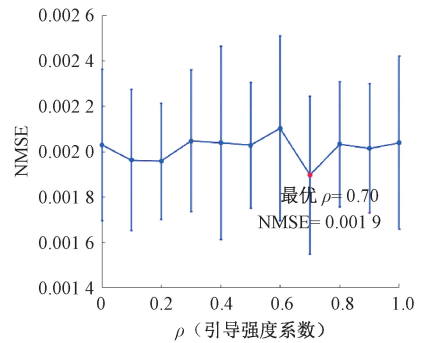


图 3 ρ 参数敏感性分析结果

Fig. 3 Results of sensitivity analysis for parameter ρ

则最终用于式(36)的 TV 权重矩阵对角元素为:

$$w_k^{(t)} = w_{k,\text{base}}^{(t)} w_{k,\text{cov}}^{(t)} \quad (44)$$

由式(44)可知,当 η_k 较大且 $\xi^{(t)}$ 高时,判断为目标边缘位置,则 w_k 减小,降低该位置的 TV 惩罚,避免该位置被过度平滑,从而更好保护真实边缘;当 η_k 较小或 $\xi^{(t)}$ 较低时, w_k 减小保持较大值,增强 TV 约束以抑制噪声。将上述对角元素 $w_k^{(t)}$ 代入式(33),即可构造得到第 t 次迭代所需的 TV 权重矩阵 $\mathbf{W}^{(t)}$ 。

4) 求闭式解中的正则化超参数 λ

在低信噪比的料面探测环境中,合理设定观测数据与 TV 约束之间的平衡权重 λ 至关重要。若过度依赖数据拟合,噪声起伏容易被误判为目标位置;弱 TV 正则化约束国强,虽能有效平滑噪声,但也会导致目标真实的边缘细节被抹平。因此, λ 不应作为固定参数,而是应该在迭代过程中根据当前拟合质量动态调整。 λ 的调整可从以下两个方面入手:

一方面,为衡量当前数据拟合的质量,利用当前散射系数 $\mathbf{s}^{(t)}$ 所对应的预测回波与实测回波之间的接近程度,定义归一化回波残差:

$$\varepsilon_{\text{signal}}^{(t)} = \frac{\|\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{A}\mathbf{s}^{(t)}\|_2^2}{\|\bar{\mathbf{y}}\|_2^2} \quad (45)$$

其中, $\|\bar{\mathbf{y}} - \mathbf{A}\mathbf{s}^{(t)}\|_2^2$ 表示当前迭代所得散射系数 $\mathbf{s}^{(t)}$ 对应的预测回波 $\mathbf{A}\mathbf{s}^{(t)}$ 与实测回波 $\bar{\mathbf{y}}$ 之间的误差平方和。式(45)表明, $\varepsilon_{\text{signal}}^{(t)}$ 越小说明预测回波与实测回波越吻合,数据拟合项的权重应相应增大。

另一方面,TV 约束项的有效性依赖于 TV 权重矩阵 $\mathbf{W}^{(t)}$ 的构造质量,而 $\mathbf{W}^{(t)}$ 是由 IAA 功率谱信息 $P^{(t)}$ 进行边缘引导的。因此,IAA 功率谱的估计精度间接决定了 TV 约束项能否准确刻画真实边缘,而式(35)正是衡量 IAA 功率谱估计精度的指标,故可将其作为调整 TV 约束权重的依据。

将上述两种残差分别转化为权重,残差越小说明对应项越可靠,权重相应的增大,故采用残差倒数的形式:

$$\lambda_{\text{signal}}^{(t)} = \frac{1}{\varepsilon_{\text{signal}}^{(t)} + \mathbf{o}} \quad (46)$$

$$\lambda_{\text{cov}}^{(t)} = \frac{1}{\varepsilon_{\text{cov}}^{(t)} + \mathbf{o}} \quad (47)$$

由于 $\lambda_{\text{signal}}^{(t)}$ 与 $\lambda_{\text{cov}}^{(t)}$ 分别反映了数据拟合项与 TV 约束项各自的可靠程度,最终的 $\lambda^{(t)}$ 应向两者中更可靠的一项倾斜,故定义如式(48)、(49)所示的两个系数:

$$\alpha^{(t)} = \frac{\lambda_{\text{signal}}^{(t)}}{\lambda_{\text{cov}}^{(t)} + \lambda_{\text{signal}}^{(t)}} \quad (48)$$

$$\beta^{(t)} = \frac{\lambda_{\text{cov}}^{(t)}}{\lambda_{\text{cov}}^{(t)} + \lambda_{\text{signal}}^{(t)}} \quad (49)$$

从而得到最终的 $\lambda^{(t)}$ 为:

$$\lambda^{(t)} = \alpha^{(t)} \lambda_{\text{signal}}^{(t)} + \beta^{(t)} \lambda_{\text{cov}}^{(t)} \quad (50)$$

这样,通过式(50), λ 在每次迭代中根据数据拟合质量与 IAA 估计质量的相对高低自动调整,当数据拟合质量更高时倾向于增强数据拟合项,当 IAA 估计更可靠时倾向于增强 TV 约束,从而在迭代过程中动态平衡两者的贡献,避免了固定参数设置带来的不稳定性。

在完成上述 $\mathbf{W}^{(t)}$ 和 $\lambda^{(t)}$ 的构造后,将其代入式(36)即可求出第 t 次迭代的料面散射系数 $\mathbf{s}^{(t)}$ 。随后,该 $\mathbf{s}^{(t)}$ 将

再次用于更新下一次迭代的理论协方差矩阵,从而进行新一轮的 IAA 功率谱估计,进而得到 $\mathbf{W}^{(t+1)}$ 和 $\lambda^{(t+1)}$ 。如此循环,功率谱估计与散射系数重构之间形成迭代过程,逐步收敛,输出最终的料面散射系数 $\mathbf{s}^{(t)}$,进而得到最终的料面轮廓图像。

根据文献[4]中迭代正则化算法的收敛性分析,当相邻两次迭代的相对误差降至系统噪声扰动水平时,继续迭代已无实质改善。据此设置收敛判定条件为 $\|\mathbf{s}^{(t)} - \mathbf{s}^{(t-1)}\|_2 / \|\mathbf{s}^{(t-1)}\|_2 < \tau$,如图4所示,算法相对误差在 $\tau = 10^{-3}$ 处进入平缓区,表明有效信息已充分提取,故取 $\tau = 10^{-3}$,实现了计算复杂度与估计性能的最优折中。

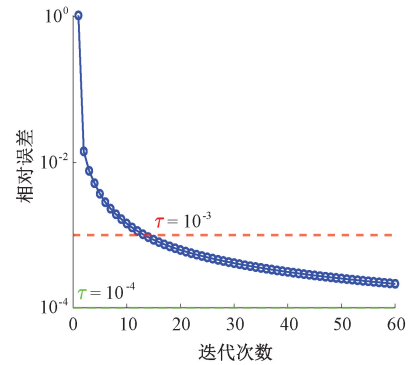


图4 算法收敛曲线结果

Fig. 4 Results of algorithm convergence curves

3.4 算法流程及计算复杂度分析

结合 3.1~3.3 节,算法的完整流程如算法 1 所示。步骤 1) 和步骤 2) 中的导向矩阵 $\mathbf{A}$ 、差分算子 $\mathbf{D}$ 以及 $\mathbf{A}^H \mathbf{A}$ 等可在迭代开始前预先构造并缓存,因此其计算开销在算法中可忽略不计。算法的计算量主要集中在两个环节:其一是步骤 3) 的 $P^{(t)}$ 迭代更新,即每次外迭代通常包含 Q 次内迭代,每次内迭代需遍历 K 个角度单元,其计算复杂度可近似为 $O(QKM^2)$;其二是步骤 3) 中求解散射系数时需要进行 K 维矩阵求逆的运算,其计算复杂度为 $O(K^3)$ 。因此,当外循环迭代次数为 I 时,算法的总计算复杂度为 $O(I(QKM^2 + K^3))$ 。

算法 1 IAA-TV 成像算法流程

输入

方位向回波 $\mathbf{y}$

导向矩阵 $\mathbf{A}$

输出

料面目标散射系数 $\mathbf{s}$

算法流程

1) 预处理与校准:对阵列通道进行校准,得到观测矩阵 $\mathbf{Y}$,计算样本协方差 $\hat{\mathbf{R}}$ 以及快拍均值 $\bar{\mathbf{y}}$

2) 初始化:构造差分算子 $\mathbf{D}$, 初始化 $s^{(0)}$ 、功率谱 $P^{(0)}$ 、TV 权重 $\mathbf{W}^{(0)}$ 以及正则化参数 $\lambda^{(0)}$

3) 交替迭代求解 (进入第 t 次迭代):

(1) IAA 功率谱估计:利用当前观测信息与上一轮散射系数估计值,通过式 (21) ~ (25) 计算得到第 t 次迭代的高分辨率功率谱 $P^{(t)}$

(2) 构造 TV 权重矩阵:根据式 (39) 所得 $P^{(t)}$ 的梯度计算料面边缘指示因子 η_k 与式 (41) 计算引导系数 $\xi^{(t)}$ 之后,再通过式 (41) ~ (44) 以及式 (33) 构造当前 TV 权重矩阵 $\mathbf{W}^{(t)}$

(3) 更新正则化参数:根据当前回波残差与协方差矩阵残差,通过式 (45) ~ (50) 自适应更新正则化参数 $\lambda^{(t)}$

(4) 求解目标散射系数:在已知当前权重 $\mathbf{W}^{(t)}$ 和 $\lambda^{(t)}$ 的基础上,通过式 (36) 求解闭式解,得到更新后的第 t 次迭代的散射系数 $s^{(t)}$

4) 收敛判定:当小于设定阈值 τ 时,则停止迭代并输出最终料面轮廓结果;否则带着更新后的变量返回步骤 3) 继续循环

文献 [8] 中提出的全变分-稀疏 (total variation-sparse, TV-Sparse) 基于 Split Bregman 框架,每次外迭代的计算主要集中在两处:其一为求解 $K \times K$ 线性方程组以更新散射系数,复杂度为 $O(K^3)$;由于其在每次迭代中需对惩罚参数 μ, γ_1, γ_2 执行 L-curve 扫描,每次扫描次扫描含 N_u 个候选点且每点均需一次 $K \times K$ 求解,复杂度为 $O(N_u K^3)$,共执行 N_s 次。设外迭代次数为 N ,则算法总计

算复杂度为 $O(N + N_u \cdot N_s) \cdot K^3$ 。而本文方法无需 L-curve 扫描,且 IAA 模块计算代价中的虚拟阵元数 $M \ll K$,与 TV-Sparse 相比,本文算法复杂度计算开销更低。

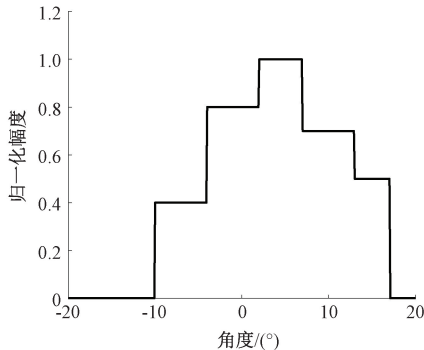
4 仿真与实测数据验证

本章首先通过一维和二维仿真场景验证所提方法的角度超分辨率能力和扩展目标轮廓保持性能,并通过蒙特卡洛实验进行定量评估,然后采用毫米波雷达实测数据验证方法在实际应用中的有效性。仿真部分将本文所提方法与常规波束形成 (conventional beamforming, CBF)、IAA 和 TV-Sparse 方法进行对比。

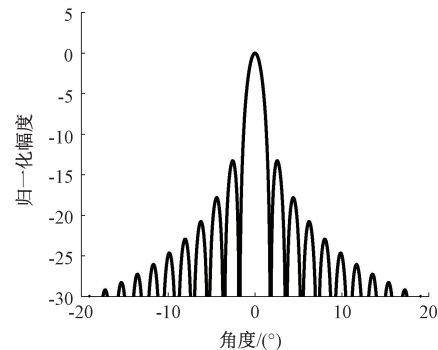
4.1 仿真验证

1) 一维场景仿真

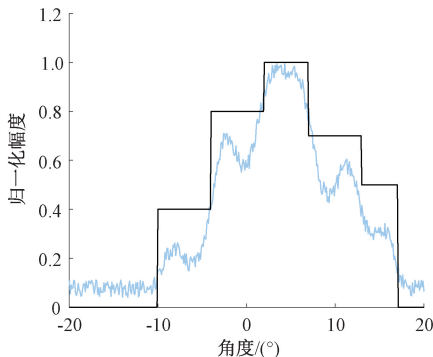
为验证所提方法的方位角超分辨和轮廓保持能力,设计一维扩展目标场景:在同一距离单元内,沿方位角构建 5 个不同幅度的分段连续区域,如图 5(a) 所示,模拟目标的水平边界特征。图 5(b) 为天线双程方向图。为模拟实际工作环境,在回波信号中加入高斯白噪声,主要仿真参数如表 1 所示,所有方法结果基于 5 次蒙特卡洛实验统计。图 5(c) ~ (h) 为 SNR = 10 dB 下不同方法的成像结果。如图 5(c) 所示,实波束成像受主瓣宽度限制,目标轮廓严重模糊,无法区分相邻区域,阶梯形轮廓信息基本丢失。图 5(d) 中的 IAA 方法虽在分辨率上



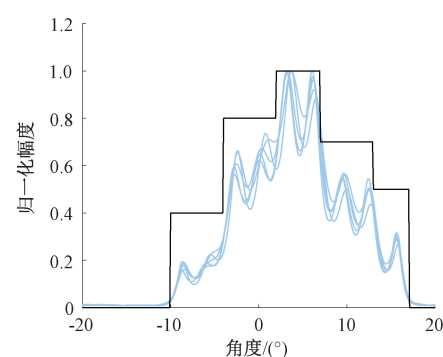
(a) Target distributions



(b) Antenna pattern



(c) Real beam echo



(d) Results of the IAA method

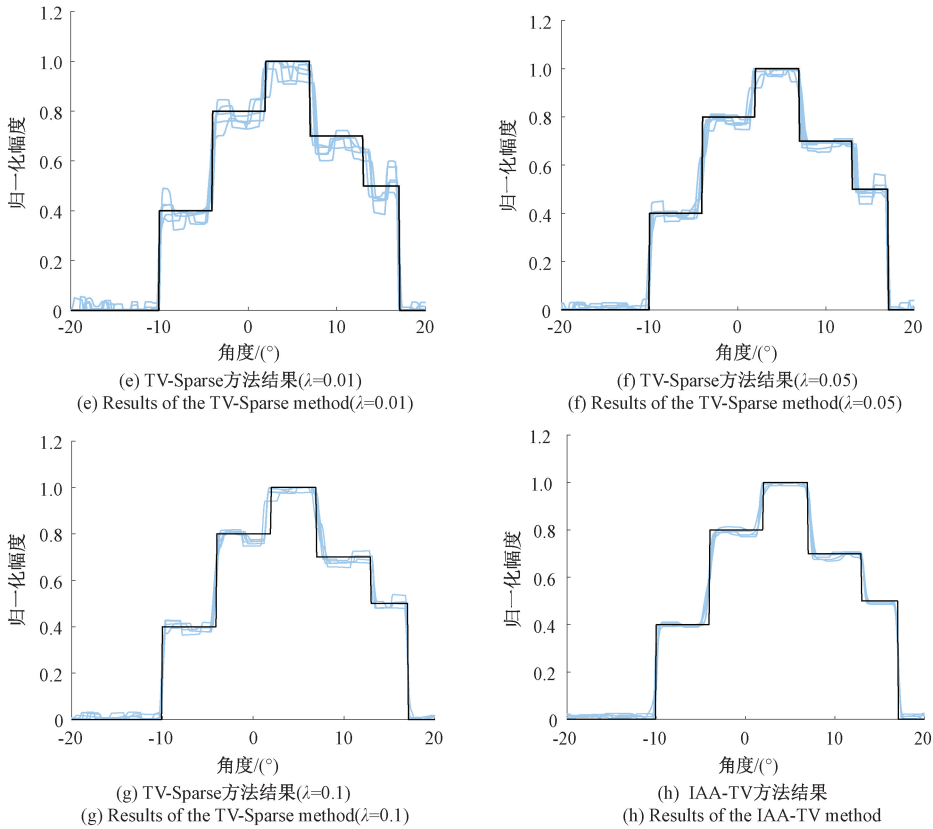


图 5 一维扩展目标仿真结果

Fig. 5 Simulation results for a one-dimensional extended target

有所改善,大致反映出目标的整体高低趋势,但不具备目标轮廓的重建能力。图 5(e) ~ (g) 给出了 TV-Sparse 方法在不同超参数情况下的分辨结果,此方法虽引入稀疏正则化,但其性能高度依赖超参数设置,不同参数的结果性能不一样,经人工精细调优至 $\lambda = 0.1$ 时在取得较好的效果,分辨率显著提升且轮廓保持较好,但调参过程复杂,泛化能力有限。相比之下,IAA-TV 优化方法在抑制噪声的同时保持了目标边界锐利性,准确完整的恢复了目标轮廓,阶梯形结构还原清晰,多次仿真结果一致性较好,如图 5(h) 所示。

为了定量评价各方法性能,引入归一化均方误差 (normalized mean square error, NMSE) 为:

$$\text{NMSE} = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N \frac{1}{K} \|\hat{x}_n - x_n\|_2^2 \quad (51)$$

其中, N 为蒙特卡罗实验次数, K 为角度网格点数, x 为真实值, $\hat{x}_n$ 为第 n 次实验的估计值。图 6 给出了 $N=200$ 时蒙特卡洛实验在不同 SNR 下的 NMSE 曲线。可以看出,所有方法的 NMSE 均随 SNR 下降而增大。TV-Sparse 方法 $\lambda = 0.1$ 时的性能最优。相比之下,本文方法在全 SNR 范围内获得最低 NMSE。

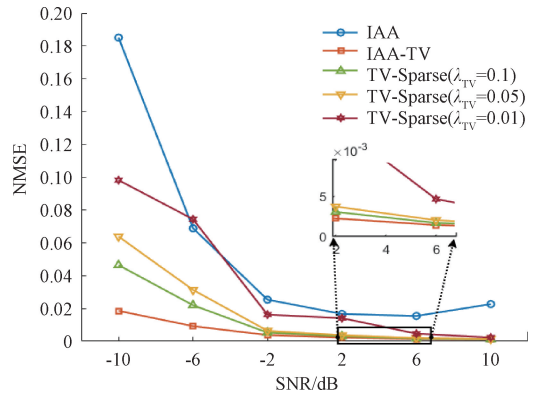


图 6 各方法在不同信噪比下的 NMSE 对比结果

Fig. 6 NMSE comparison of various methods under different SNRs

2) 二维场景仿真

为验证方法对真实复杂目标的适用性,建立如图 7 所示的料仓物料堆积场景模型。物料表面呈不规则起伏形态,包含多个峰谷区域和复杂边界,用于测试方法在二维几何重建中的性能。仿真参数与表 1 相同,其中 SNR 设为 0 以考验低信噪比下的鲁棒性。

图 8 给出了不同方法的成像结果,图 8(a) 的实波束

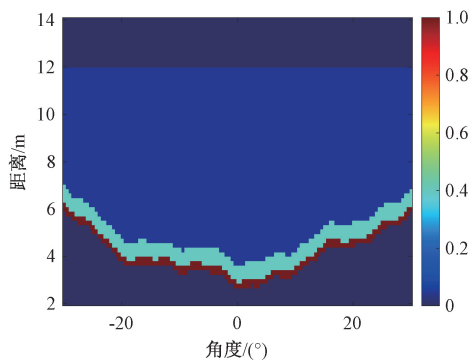


图 7 二维料面仿真场景

Fig. 7 Two-dimensional material surface simulation scenario

的成像结果整体模糊,无法分辨目标的表面形态,成像质量较差;图 8(b) 的 IAA 成像结果虽识别出料位的大致所在,但料面形貌无法有效辨别,边缘严重模糊;图 8(c)~(e) 的 TV-Sparse 方法分辨率有一定的改善,目标轮廓初步显现,但料位边缘仍比较模糊,难以反映目标的真实轮廓,主要因为其超参数需手动设定,在不同场景下难以调整到最优参数,导致算法的不稳定;图 8(f) 是本文所提方法,准确重建了料位形态和起伏特征,与真实分布高度一致,实现了高分辨率料面成像。

为定量比较不同方法的重建性能,这里采用交叉熵作为评价指标^[22]。交叉熵用于衡量估计结果分布与真实目标分布之间的差异,其数值能够反映重建结果对

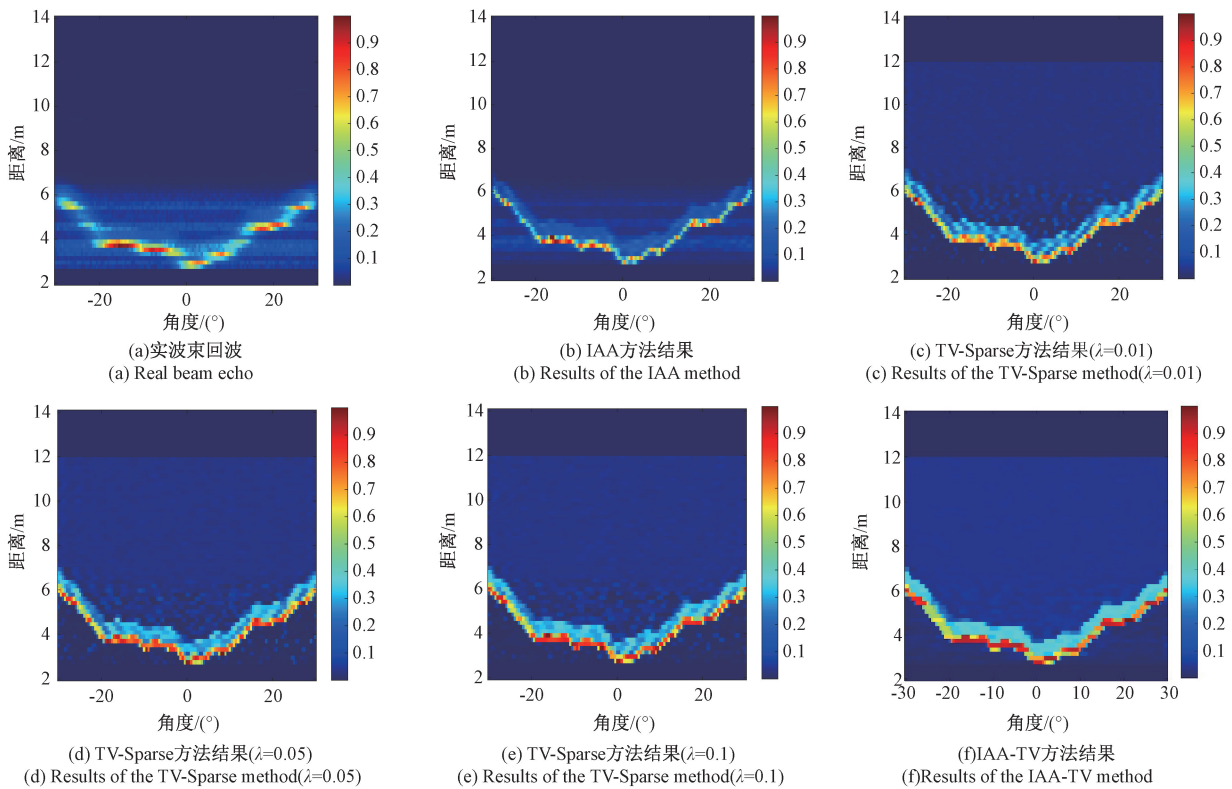


图 8 二维扩展目标仿真结果

Fig. 8 Simulation results for a two-dimensional extended target

表 1 仿真参数

Table 1 Simulation parameters

参数	数值
载波频率/GHz	77
发射阵元数量	8
接收阵元数量	8
信号带宽/GHz	3.8
快拍数量	64
虚拟阵元间距	$\lambda/2$
角度网格范围/(°)	-30~30
网格划分精度/(°)	0.5

真实场景的逼近程度。交叉熵越小,说明估计分布与真实分布越接近,算法的重建效果越好。不同方法处理结果的交叉熵对比如表 2 所示。

表 2 不同算法图像交叉熵结果对比

Table 2 Comparison of image cross-entropy of different algorithms

超分辨率方法	图像交叉熵
IAA	12.322
TV-Sparse($\lambda=0.1$)	11.387
本文方法(IAA-TV)	11.057

4.2 实测数据验证

1) 模拟场景验证

为验证所提方法在实际应用中的有效性,使用德州仪器(TI)公司的 AWR2243 毫米波雷达级联开发板进行了料位成像实验,其主要参数如表 3 所示。实验中采用砂盆容器模拟料仓环境,如图 9 所示。砂面顶端与雷达传感器距离约 1.15 m,在容器内铺设砂石以形成具有一定起伏特征的不规则料面。

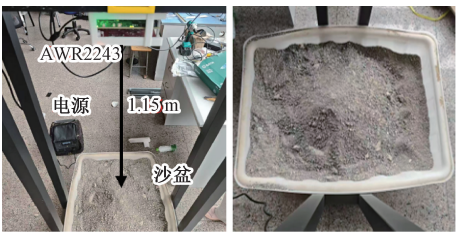


图 9 砂盆式料仓模拟环境
Fig. 9 Sandpit-based simulated silo environment

表 3 2243 开发板实验参数

Table 3 Experimental parameters for the AWR2243	
参数	数值
载波频率/GHz	77
发射阵元数量	12
接收阵元数量	16
距离分辨率/cm	3.9
信号带宽/GHz	3.8
快拍数量	64
角度网格范围/(°)	-50~50
网格划分精度/(°)	1

图 10 给出了不同方法的成像结果,图 10(a)和(b)是采用激光雷达(LiDAR)测量结果作为料位真值参考。如图 10(c)所示,实波束图像受限于角分辨率且受噪声影响严重,图像整体模糊,无法准确获取砂面形貌。图 10(d)是 IAA 方法处理结果,可以看出分辨率有明显提升,但结果呈现离散的点状,料面出现大量断裂和缺失,无法重建连续的料面轮廓。图 10(e)是 TV-Sparse 方法的处理结果,这里的 $\lambda = 0.1$,可见连续性相比 IAA 有所改善,但料面边缘仍较模糊且存在较多伪影,这是因为其稀疏约束难以完全适应连续起伏结构,导致局部能量缺失,目标轮廓连续性不足。相比之下,图 10(f)是本文方法的处理结果,可以看出料面轮

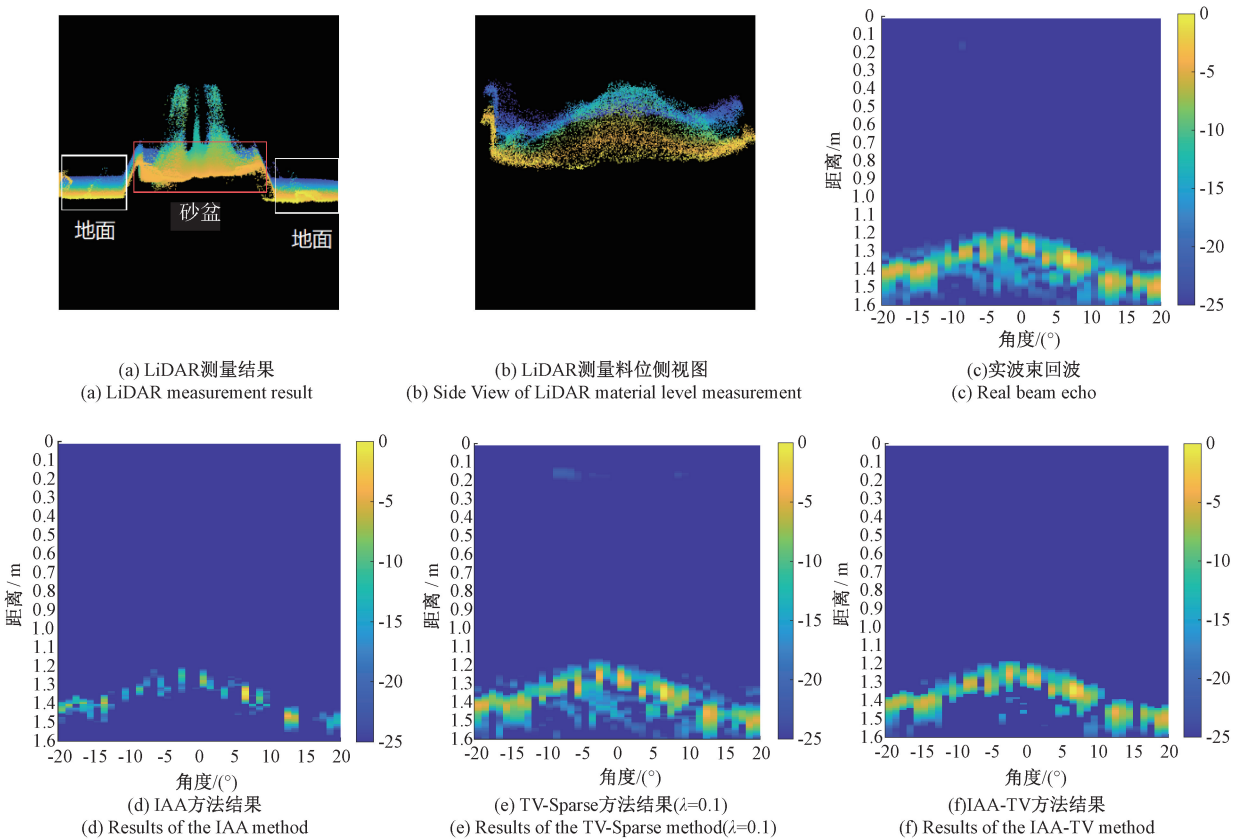


图 10 砂盆容器内料面轮廓重建结果

Fig. 10 Reconstructed material surface profile inside the sand container

廓清晰连续,回波能量集中,有效恢复了砂面真实起伏形态,整体成像结果较好。

为定量比较不同方法的重建性能,这里采用图像熵作为评价指标^[23]。图像熵用于衡量成像结果能量分布的集中程度,图像熵越小,说明图像越有序,处理结果越清晰。不同方法处理结果对比如表 4 所示,相比于传统的超分辨方法,所提方法能获得更小的图像熵数值,成像结果更清晰。

表 4 不同算法图像熵结果对比

Table 4 Comparison of image entropy of different algorithms

超分辨方法	图像熵
TV-Sparse($\lambda=0.1$)	6.530 3
本文方法(IAA-TV)	6.104 7

2) 实测场景验证

为进一步验证所提方法在真实工业环境中的适用性,在桂林市一家饲料公司现场作业的实际料仓中开展料位成像实验,实验场景如图 11 所示。料仓上部为长方体仓体,底部为锥形出料漏斗,整体深度约为 8 m,顶部观察口大小约为 1 m×1 m,仓体宽度约为 1.5 m。图 12 为料仓及内部料面结构示意图。实验时,将雷达安装于顶部观察口上方,自上而下采集仓内回波数据。雷达使用 TI 的 IWR1843 毫米波雷达开发板,其主要参数如表 5 所示。



图 11 粮仓实验平台及内部结构

Fig. 11 Experimental platform and internal structure of the silo

图 13 给出了不同方法的成像结果。如图 13(a)所示,实波束图像中料面呈块状扩散,料面区域边界模糊,无法有效区分真实料面信息,难以满足料位检测的精度要求。图 13(b)所示的 IAA 方法分辨率优于实波束,部分目标位置更加突出,但料面回波呈离散点状分布,难以完整、准确地描述料面的连续轮廓。图 13(c)所示的 TV-Sparse 方法对料面区域具有一定增强作用,局部回波

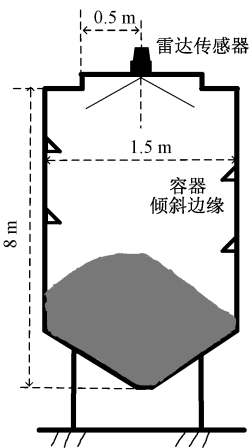


图 12 料仓及内部料面结构示意图

Fig. 12 Schematic diagram of the silo and its internal material surface

表 5 1843 开发板实验参数

Table 5 Experimental parameters for the IWR1843

参数	数值
载波频率/GHz	77
发射阵元数量	3
接收阵元数量	4
距离分辨率/cm	3.75
信号带宽/GHz	4
快拍数量	80
角度网格范围/(°)	-70~70
网格划分精度/(°)	0.75

强度得到明显改善,然而成像结果存在较为明显的断裂现象,不利于连续料面提取与重建。相比之下,图 13(d)中的本文方法形成了更集中且连续的料面回波,料位反射区域分布较为规整,料面轮廓相对清晰,同时保证了成像分辨率与空间连续性,能够较为准确地反映料面的实际分布情况,料面特征明显优于其他方法。这里利用图像熵作为评价指标,如表 6 所示,所提方法能获得更小的图像熵数值,稳健性较好。

表 6 不同算法指标结果对比

Table 6 Comparison of index results of different algorithms

超分辨方法	图像熵
TV-Sparse($\lambda=0.1$)	4.700 0
本文方法(IAA-TV)	4.667 9

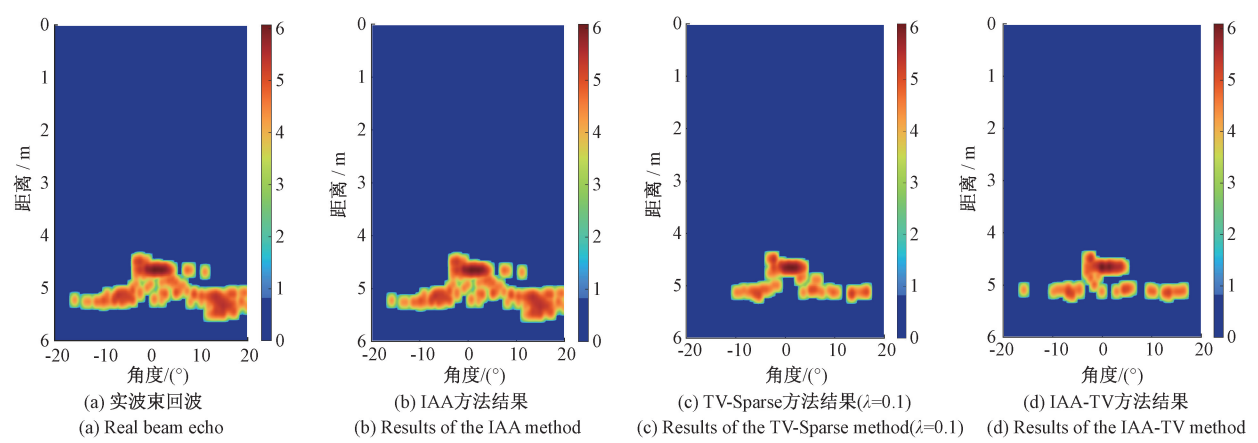


图 13 粮仓内料面轮廓重建结果

Fig. 13 Reconstruction result of material surface profile inside a grain silo

5 结 论

本文提出一种 IAA 与 TV 正则化联合优化的 MIMO 雷达料面轮廓成像方法,通过校准系统确保回波数据的可靠性,利用 IAA 功率谱梯度的先验信息引导料面边缘求解,同时基于回波残差与协方差矩阵残差的反馈机制更新正则化参数,降低了人工调参的敏感性。该方法解决了传统算法在复杂环境下难以有效保持料面边缘特征与重建清晰料面轮廓的难题。仿真与实测结果表明,相比于传统方法,本文算法在提升角度分辨率的同时,能够更稳定地刻画料面扩展目标的真实轮廓,为料面监测提供了一种高效且可靠的成像方案。后续工作将重点研究如何降低迭代运算复杂度,以进一步应用到更复杂的实际情况中。

参考文献

[1] 陈先中,倪梓明,邓力夫,等. 高炉料面成像技术与应用进展[J]. 冶金自动化, 2022, 46(2): 34-45.
Chen Xianzhong, Ni Ziming, Deng Lifu, et al. Advances in blast furnace burden surface imaging technology and application [J]. Metallurgical Industry Automation, 2022, 46(2): 34-45.

[2] 何庆,张本涛,于鹏. 高炉料面测量技术综述[J]. 中国测试, 2024, 50(11): 1-16.
He Qing, Zhang Bentao, Yu Peng. Review of blast furnace burden surface measurement technology [J]. China Measurement & Test, 2024, 50(11): 1-16.

[3] 晋良念,朱皓,王燃. 一种毫米波雷达快速高分辨三维点云成像方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(12): 158-167.
Jin Liangnian, Zhu Hao, Wang Ran. Fast high-resolution 3D point cloud imaging method of millimeter wave

radar[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43(12): 158-167.

[4] Tuo X Y, Mao D Q, Zhang Y, et al. Radar forward-looking super-resolution imaging using a two-step regularization strategy [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16: 4218-4231.

[5] Bao M, Jia Z H, Yin X N, et al. Radar forward-looking super-resolution imaging algorithm of ITR-DTV based on Renyi entropy [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024, 17: 6148-6157.

[6] 孙超,王保平,方阳,等. 基于多通道联合稀疏重建的全极化 SAR 成像 [J]. 仪器仪表学报, 2017, 38(5): 1257-1266.
Sun Chao, Wang Baoping, Fang Yang, et al. Full polarimetric SAR imaging based on multi-channel joint sparse reconstruction [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2017, 38(5): 1257-1266.

[7] Yardibi T, Li J, Stoica P, et al. Source localization and sensing: a nonparametric iterative adaptive approach based on weighted least squares [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2010, 46(1): 425-443.

[8] Zhang Q P, Zhang Y, Huang Y L, et al. TV-sparse super-resolution method for radar forward-looking imaging [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 58(9): 6534-6549.

[9] Tang B X, Zhou X C, Cui C C, et al. High order total variational denoising algorithm based on l_0 overlapping combination sparse [J]. Instrumentation, 2024, 11(3): 30-40.

[10] Fan Y Z, Wang K, Li J, et al. L-hypersurface based

- parameters selection in composite regularization models with application to SAR and TomoSAR imaging[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16: 8297-8309.
- [11] Chen T C, Ding B L, Gao H L, et al. Hyper-ISTA-GHD: An adaptive hyperparameter selection framework for highly squinted mode sparse SAR imaging[J]. Remote Sensing, 2026, 18(2): 369.
- [12] Gu B X, Liu X S, Wang F, et al. Joint sparse estimation method for array calibration based on fast iterative shrinkage-thresholding algorithm[J]. Electronics, 2025, 14(11): 2165.
- [13] Ginzberg Y, Efimov S, Cohen E. Robust mmWave beamforming via integration of digital IQ imbalance compensation and sparse-grid-based gain/phase calibration[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2026, 74(1): 51-62.
- [14] Waldschmidt C, Hasch J, Menzel W. Automotive radar—from first efforts to future systems[J]. IEEE Journal of Microwaves, 2021, 1(1): 135-148.
- [15] Kim B S, Lee J, Kim S. Resolution improvement algorithm with two targets using envelope of the beat signals for FMCW radars[J]. IEEE Sensors Journal, 2025, 25(2): 3529-3537.
- [16] Gao W Y, Li J, Zhang D M, et al. Sparsity-based robust bistatic MIMO radar imaging in the presence of array errors[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2020, 2020(1): 2304913.
- [17] Zhang J J, Lu X M, Song Y F, et al. Sparse stripmap SAR autofocus imaging combining phase error estimation and L1-norm regularization reconstruction[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2023, 61: 1-12.
- [18] Lugosi G, Mendelson S. Sub-Gaussian estimators of the mean of a random vector[J]. The Annals of Statistics, 2019, 47(2): 783-794.
- [19] Cremers J, Klugkist I. One direction? A tutorial for circular data analysis using R with examples in cognitive psychology[J]. Frontiers in Psychology, 2018, 9: 2040.
- [20] Huang G L, Zhu Y L. Robust localization in distributed MIMO radar using delay and angle measurements with impulsive noise[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2021, 2021(1): 1531234.
- [21] Zhang G, Shi W M, Shen X F, et al. A novel algorithm for adaptive detection and tracking of extended targets using millimeter-wave imaging radar[J]. Sensors, 2025, 25(10): 3029.
- [22] Jordan A, Krüger F, Lerch S. Evaluating probabilistic forecasts with scoring rules[J]. Journal of Statistical Software, 2019, 90(12): 1-37.
- [23] 张永超, 孙震宇, 蔡晓春, 等. 实孔径雷达无超参数全变差正则化角超分辨方法[J]. 雷达学报(中英文), 2025, 14(6): 1469-1479.
- Zhang Yongchao, Sun Zhenyu, Cai Xiaochun, et al. A hyperparameter-free total-variation regularization method for real-aperture radar angular super-resolution[J]. Journal of Radars, 2025, 14(6): 1469-1479.

作者简介



晋良念(通信作者), 1998年和2003年于桂林电子科技大学分别获得学士学位和硕士学位, 2012年于西安电子科技大学获得博士学位, 现为桂林电子科技大学教授, 主要研究方向为微波智能感知、超宽带雷达、毫米波雷达。

E-mail: jing@guet.edu.cn

Jin Liangnian (Corresponding author) received his B. Sc. degree and his M. Sc. degree from Guilin University of Electronic Technology in 1998 and 2003, respectively, and received his Ph. D. degree in 2012 from Xidian University. He is currently a professor in Guilin University of Electronic Technology. His main research interests include microwave intelligent sensing, UWB radar, and millimeter-wave radar.



符博奋, 2024年于桂林电子科技大学获得学士学位, 现为桂林电子科技大学硕士研究生, 主要研究方向为毫米波雷达、雷达信号处理。

E-mail: 2858995570@qq.com

Fu Bofen received her B. Sc. degree from Guilin University of Electronic Technology in 2024. She is currently a M. Sc. candidate at Guilin University of Electronic Technology. Her main research interests include millimeter-wave radar and radar signal processing.