

多约束协同稀疏阵列MIMO雷达近场成像

胡仲伟^① 申瑞阳^① 霍鑫^① 刘强^② 孙兆阳^② 杨磊^{*①}

^①(中国民航大学电子信息与自动化学院 天津 300300)

^②(航天长征火箭技术有限公司 北京 100076)

摘要: 在多输入多输出(MIMO)雷达近场成像中, 二维MIMO阵列通过扩展阵列规模可有效提升空间分辨率。该文系统基于时分多址(TDMA)波形体制, 利用MIMO阵列进行近场孔径合成成像, 通过在波数域对多通道原始回波进行相干累加, 实现对近场区域的高分辨率三维覆盖。该体制相较于传统机械扫描, 更适用于民航安检等对实时性要求高的场景。然而, 毫米波波长较短, 为满足奈奎斯特采样准则设计的MIMO雷达阵列会导致收发阵元数量显著增加, 造成较大的成本开销。针对以上问题, 该文提出一种多约束协同稀疏阵列(CMC-SA)MIMO雷达近场成像算法, 该算法在阵列方向图主瓣增益不变、旁瓣电平压低的约束条件下, 以权向量 l_P 范数正则化为目标函数, 构造近场MIMO雷达阵列优化模型。通过引入辅助变量, 求解阵列权向量闭合解, 实现对均匀布置MIMO阵列的稀疏化处理, 解决最小化非零激励值的阵列配置问题, 同时满足高分辨成像需求。为降低多约束间的传播误差以及目标函数与复杂约束的耦合难度, 算法将原优化问题中的耦合变量拆分为多个独立变量, 并通过等式约束使其保持一致性, 基于“分解-调和”思想, 实现多约束条件下的权向量求解。在近场二维MIMO雷达中, 该协同稀疏设计方法在保障成像性能的前提下, 有效降低了系统复杂度。仿真实验结果显示, 相比单约束、贝叶斯等稀疏算法, 所提CMC-SA算法在满足MIMO雷达近场聚焦条件下, 能以72.6%的阵元稀疏率获得更低的旁瓣电平和更优的聚焦性能。此外, 基于设计的稀疏阵列采集实测回波数据后, 利用距离徙动算法(RMA)与特征恢复算法实现稀疏MIMO雷达高分辨成像。结果验证了所提CMC-SA-MIMO雷达近场成像算法在保证成像结果的同时降低了系统复杂性的优势。

关键词: 毫米波; 多输入多输出雷达; 近场成像; 稀疏阵列; 三维成像

中图分类号: TN957

文献标识码: A

文章编号: 2095-283X(2026)x-0001-16

DOI: 10.12000/JR26005

CSTR: 32380.14.JR26005

引用格式: 胡仲伟, 申瑞阳, 霍鑫, 等. 多约束协同稀疏阵列MIMO雷达近场成像[J]. 雷达学报(中英文), 待出版. doi: 10.12000/JR26005.

Reference format: HU Zhongwei, SHEN Ruiyang, HUO Xin, *et al.* Cooperative multi-constraint of a sparse array in multiple-input multiple-output radar for near-field imaging[J]. *Journal of Radars*, in press. doi: 10.12000/JR26005.

Cooperative Multi-constraint of a Sparse Array in Multiple-Input Multiple-Output Radar for Near-field Imaging

HU Zhongwei^① SHEN Ruiyang^① HUO Xin^① LIU Qiang^②
SUN Zhaoyang^② YANG Lei^{*①}

^①(College of Electronic Information and Automation, Civil Aviation University of China, Tianjin 300300, China)

收稿日期: 2026-01-04; 改回日期: ; 网络出版: 2026-xx-xx

*通信作者: 杨磊 yanglei840626@163.com *Corresponding Author: YANG Lei, yanglei840626@163.com

基金项目: 中央高校基本科研业务费(XJ2025000901), 国家自然科学基金(62271487)

Foundation Items: Fundamental Research Funds for the Central Universities (XJ2025000901), The National Natural Science Foundation of China (62271487)

责任编辑: 徐刚 Corresponding Editor: XU Gang

©The Author(s) 2026. This is an open access article under the CC-BY 4.0 License
(https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/)

^②(Aerospace Long March Launch Vehicle Technology Co., Ltd., Beijing 100076, China)

Abstract: In near-field imaging with multiple-input multiple-output (MIMO) radar, spatial resolution is effectively enhanced by extending the aperture of a two-dimensional MIMO array. The proposed system is based on a time-division multiple-access waveform and performs near-field aperture synthesis imaging using the MIMO array. High-resolution three-dimensional coverage of the near-field region is achieved by coherently accumulating multichannel raw echo data in the wavenumber domain. Compared with traditional mechanical scanning, this system is considered more suitable for scenarios with extremely high real-time requirements, such as civil aviation security inspection. However, millimeter waves have a short wavelength, so numerous transmit/receive elements must be placed in MIMO arrays to satisfy the Nyquist sampling criterion. This necessity leads to a substantial resource overhead. Thus, the cooperative multi-constraint of sparse array (CMC-SA) algorithm is proposed for MIMO radar near-field imaging. Under the constraints of maintaining constant main lobe gain and suppressing sidelobe levels in the array pattern, an optimization model for near-field MIMO radar array configurations is constructed, with the weight ℓ_P norm regularization of the weight vector serving as the objective function. By introducing auxiliary variables, a closed-form solution for the array weight vector is derived. The sparse processing of uniformly configured MIMO arrays is achieved, and the array configuration problem of minimizing the number of nonzero excitations is solved while meeting the high-resolution imaging requirements. To reduce the propagation error among multiple constraints and alleviate the difficulty of coupling the objective function with complex constraints, the coupled variables in the original optimization problem are decomposed into multiple independent variables, with their consistency enforced through equality constraints. The “decomposition–coordination” concept is employed to determine weight vectors under multi-constraint conditions. In near-field 2D MIMO radar, this collaborative sparse design method is implemented to effectively reduce system complexity while ensuring imaging performance. The simulation results demonstrate that, compared with sparse algorithms such as the single-constraint and Bayesian methods, the CMC-SA algorithm achieves lower sidelobe levels and superior focusing performance under near-field MIMO radar focusing conditions, with an element sparsity rate of 72.6%. Furthermore, high-resolution imaging of the sparse MIMO radar is realized using measured echo data acquired with the designed sparse array, processed via the range migration algorithm (RMA) and a feature recovery algorithm. The results confirm that the proposed CMC-SA-MIMO near-field imaging algorithm considerably reduces system complexity while maintaining imaging quality.

Key words: Millimeter-wave; Multiple-input multiple-output (MIMO) radar; Near-field imaging; Sparse array; Three-dimensional imaging

1 引言

毫米波频段位于30~300 GHz之间, 波长位于1~10 mm范围, 因其非电离性特性对人体的伤害较小^[1]而具有独特的安全性优势。随着毫米波集成器件技术的快速发展, 该频段已在近场成像领域得到广泛应用。主动式毫米波成像技术不仅能对目标进行成像, 还能探测藏匿于衣物等遮盖物下的危险品^[2], 在安检安防领域展现出巨大潜力。在近场应用中, 为获得大成像范围和高分辨率, 毫米波雷达需要更大的孔径, 满足采样准则的传统阵列需集成大量阵元, 这不仅显著增加了硬件结构的复杂度, 还带来了巨大的系统实现成本与功耗挑战。

多输入多输出(multiple-input multiple-output, MIMO)雷达作为雷达领域的一种新兴体制, 其多发射多接收的天线结构可形成虚拟阵列, 有效

扩展雷达系统的天线孔径, 从而实现更广的成像覆盖范围和更高的分辨率。与均匀布置的二维面阵相比, 二维MIMO阵列通过合理的收发阵元排布, 能够在方位维和高度维上同时形成虚拟阵列, 显著减少实际阵元数量并降低系统复杂度。在毫米波安检成像领域, 通常采用近场MIMO孔径合成体制^[3], 该体制与依靠移相器改变波束指向的电扫描雷达不同, 其阵元的物理指向固定且均垂直于阵面, 成像过程并非依赖窄波束的电向扫描, 而是将采集到的多通道原始回波数据, 通过全息成像算法在波数域进行相干积累, 实现对整个三维场景的高分辨重建。然而, 由于毫米波波长较短, 采用半波长间距设计的MIMO雷达阵列仍会导致收发阵元数量增加。同时, 为追求更高的成像分辨率, 通常需要扩展阵列自由度以增大孔径尺寸。在阵元间距不变的条件

下, 传统方法通过增加收发阵元数量来实现孔径扩展, 但这会显著增加硬件结构复杂度和系统实现成本。因此, 基于非均匀配置的稀疏阵列结构已成为MIMO雷达领域的研究重点。

目前, 在MIMO雷达阵列稀疏综合方法中, 遗传算法^[4]、粒子群优化^[5]和模拟退火^[6]等启发式优化算法应用较为广泛, 这类算法通过启发式搜索策略寻找稀疏阵列的最优配置, 但其全局搜索能力会随着阵列规模扩大急剧下降, 易陷入局部最优解。近年来, 基于深度学习的稀疏阵列设计方法因其强大的非线性拟合能力而受到关注^[7], 然而, 此类方法严重依赖大量标注数据, 在实际MIMO雷达系统中获取足量、高质量的训练数据成本较高。此外, 深度学习模型通常具有“黑箱”特性, 在多重约束下的可解释性与可控性较弱。贝叶斯压缩感知及其改进算法^[8]作为一类基于概率推断的稀疏重构方法, 通过引入稀疏信号的先验分布, 在贝叶斯框架下对阵列权值进行后验估计, 能够自适应地调节稀疏度并量化重构不确定性。该方法通过概率建模提供清晰的推断过程, 显著增强了模型的可解释性, 在一定程度上缓解了深度学习等方法中常见的“黑箱”问题。但是其重构性能高度依赖于所选稀疏先验模型的合理性与超参数初始值的设定, 不适当的先验或初始值易导致收敛至局部最优或稀疏度偏离实际需求。相比之下, 确定性的稀疏化方法^[9]可结合多种性能指标进行优化, 具有求解精度高、适应性强等特点。本文拟设计此类确定性方法对稀疏阵列进行优化。然而, 现有研究面临诸多挑战: 文献^[10]通过约束功率逼近期望方向图, 但未对旁瓣进行有效抑制, 导致方向图性能欠佳; 文献^[11]提出的序列凸优化方法虽然提升了稀疏阵列的聚焦性能, 但在处理MIMO雷达多输入多输出变量耦合问题时, 面临解耦困难且计算复杂度高的难题。文献^[12]在优化过程中对方向图的主瓣、旁瓣等施加了多重约束, 但各约束间难以协同优化, 不能保证获得全局最优解。综上, 现有的稀疏阵列综合技术普遍存在约束不足、求解困难, 且在面临多约束时难以实现各约束间协同优化的问题。

针对以上问题, 本文的研究并非追求普适性的雷达布阵, 而是聚焦于民航安检这一特定应用场景。在该场景下, 设备探测窗口相对固定且成像区域有限, 传统毫米波大规模均匀阵列成本高昂, 难以实用。为此, 本文提出一种多约束协同的近场聚焦稀疏阵列设计方法。本方法在MIMO雷达阵列稀疏方面, 首先, 以权向量的 ℓ_p 范数正则化为目标函数, 通过约束阵列方向图的主瓣增益和旁瓣电平,

构造近场MIMO雷达阵列优化模型。其次, 将优化问题中的耦合变量拆分为多个独立变量, 利用等式约束将主瓣及旁瓣约束等价于辅助变量的约束, 降低多约束间的传播误差以及目标函数与复杂约束耦合的难度。再次, 利用复数求导结合启发式近似方法对阵列激励以及位置进行稀疏优化。最后, 基于“分解-调和”思想将复杂的约束优化问题拆解为多个子问题协同求解, 分别解决主瓣、旁瓣约束优化和收发阵元数量最小化问题。在MIMO雷达成像处理方面, 本文的核心贡献在于前述多约束协同稀疏阵列优化方法, 而成像与特征恢复则采用成熟算法以客观评估阵列性能。利用所设计的稀疏阵列采集实测回波数据后, 采用三维全息技术^[13]进行成像。为克服稀疏阵列欠采样的影响, 基于压缩感知原理^[14], 对信号特征恢复问题进行建模, 并利用交替方向乘子法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)^[15]框架求解。围绕二维MIMO雷达稀疏综合问题, 开展多约束协同稀疏阵列优化方法研究, 在保障成像性能的前提下为实现硬件成本降低提供技术路径。仿真实验中, 通过与单约束、贝叶斯等稀疏算法对比, 定量验证了本文所提算法在满足MIMO雷达近场聚焦条件下, 能以72.6%的阵元稀疏率获得更低的旁瓣电平。实测数据实验中, 基于所设计稀疏阵列的MIMO雷达系统在成像精度和系统成本之间取得了良好平衡。仿真与实测结果共同验证了本文所提算法的有效性和优越性。

2 成像系统及信号模型

MIMO雷达近场成像系统通过在高度维和方位维布置收发阵元, 以形成二维孔径阵列, 实现多角度观察能力, 同时发射大时宽带宽信号进行回波采集, 完成近场三维成像。该系统在毫米波人体安检领域具有重要应用价值, 可实现对被测人员的高分辨率、非接触式成像。MIMO雷达近场成像系统几何模型以原点 $O(0,0,0)$ 建立三维笛卡尔坐标系 (X, Y, Z) , 其中, X 轴表示方位维, Y 轴表示高度维, Z 轴表示距离维, 被测人员位于原点 O 。MIMO雷达阵列设计排布如图1所示, 其中沿 X 轴方向排布的为接收阵元, 沿 Y 轴方向排布的为发射阵元, 阵列上方为等效后的虚拟阵元。整个天线阵列由15个子阵构成, 每个子阵包含32个发射阵元和32个接收阵元, 以口子型排列。为了便于毫米波MIMO阵列的稀疏综合处理, 通过等效相位中心原理来定义虚拟阵元位置, 并以此简化毫米波MIMO雷达信号模型, 将多发多收的阵列结构转化为收发同置的均匀阵列。

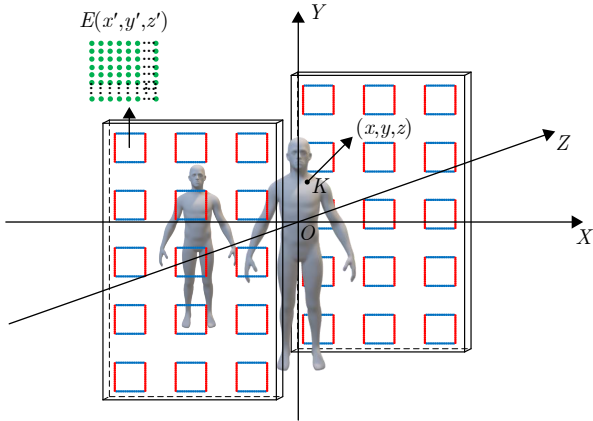


图1 MIMO雷达近场成像系统几何模型

Fig. 1 Geometric model of MIMO radar near-field imaging system

在MIMO雷达近场成像系统中,为实现多发多收工作模式并合成虚拟阵列,系统采用时分多址(Time Division Multiple Access, TDMA)^[16]波形体制。在此体制下,多个发射阵元在时间上依次、轮流发射信号,每个发射阵元在其工作间隙内发射线性调频连续波脉冲,而所有接收阵元在整个过程中同时接收回波。这种“一发多收”的时序安排是构成大规模虚拟阵列的基础。在第 m 个发射阵元的工作间隙,其发射的信号可表示为

$$s_{T,m}(t) = \exp(j2\pi f_c t + j\pi\gamma t^2) \quad (1)$$

其中, t 表示快时间, f_c 表示信号的中心频率, γ 表示信号的线性调频率。对于所有发射阵元,其发射波形 $s_{T,m}(t)$ 形式相同,仅在发射时间上错开。

为便于后续的阵列稀疏综合与成像算法推导,本文利用等效相位中心原理对上述系统接收到的回波信号进行建模。考虑一个位于 $E(x', y', z')$ 的虚拟阵元,其与目标点 $K(x, y, z)$ 之间的距离为 $R(t)$, $R(t) = \sqrt{(x' - x)^2 + (y' - y)^2 + (z' - z)^2}$ 。经过点目标反射的回波可以表示为

$$\begin{aligned} s_R(x', y'; t) &= \sigma(x, y, z) s_T(t - \tau) \\ &= \sigma(x, y, z) \exp[j2\pi f_c(t - \tau) + j\pi\gamma(t - \tau)^2] \end{aligned} \quad (2)$$

其中, $\sigma(x, y, z)$ 是点目标的反射系数, $\tau = 2R(t)/c$ 表示雷达到散射目标的双程时延, c 表示光速。

接收端采用去调频(Dechirp)处理技术,通过混频将接收到的信号与发射信号进行延迟调制,并对差频信号处理。这种方式能够有效降低信号采集过程中所需的采样率,从而充分利用系统带宽,实现更高的距离分辨率。经过混频和低通滤波后的中频信号可以表示为

$$\begin{aligned} s_{IF}(x', y'; t) &= \sigma(x, y, z) \exp(-j2\pi f_c \tau) \\ &\quad \cdot \exp(-j2\pi\gamma t \tau) \exp(j\pi\gamma \tau^2) \end{aligned} \quad (3)$$

式(3)的最后一项被称为残余视频相位(Residual Video Phase, RVP),对近场成像影响较小,可以忽略^[17]。忽略RVP项的回波信号可以表示为

$$s_{IF}(x', y'; t) = \sigma(x, y, z) \exp(-j2\pi f_c \tau) \exp(-j2\pi\gamma t \tau) \quad (4)$$

将 $f = \gamma t$ 代入式(4)中,可以得到回波信号:

$$\begin{aligned} s_{IF}(x', y'; f, t) &= \sigma(x, y, z) \exp(-j2\pi f_c \tau) \exp(-j2\pi f \tau) \\ &= \sigma(x, y, z) \exp[-j2\pi(f + f_c)\tau] \end{aligned} \quad (5)$$

由式(5)可见,回波信号经调频处理后,已变为中频信号,并去除了RVP项,为后续成像处理奠定了基础。

3 MIMO稀疏阵列综合

稀疏阵列综合技术旨在保持阵列孔径不变的前提下,最小化阵元数量,从而利用较少的硬件资源构建具有高增益和低旁瓣特性的方向性阵列。这有效降低了硬件成本、计算复杂度及系统功耗^[18]。稀疏阵列综合通常被建模为约束优化问题。然而,将其应用于近场、二维MIMO面阵时,需综合权衡主瓣保持、旁瓣抑制与阵元最小化等多重要求,这构成了一个极具挑战性的特定问题。本节针对该问题,采用确定性稀疏化方法,在约束主瓣增益和抑制旁瓣电平条件下,构造近场MIMO雷达阵列优化模型。基于“分解-调和”思想,联合优化MIMO雷达发射或接收阵列配置。在确保系统空间分辨率不变的前提下,显著降低了双站阵列的硬件复杂度和系统成本。

3.1 近场聚焦阵列模型

在进行阵元稀疏化处理前,采用笛卡尔坐标系对近场均匀MIMO雷达阵列天线聚焦模型进行建模,再以此模型为依据对收发阵元进行稀疏化处理。对平行于阵列的平面进行截取,并将其称为聚焦面^[19],建立如图2所示的近场均匀MIMO雷达阵列天线模型,设置发射参考阵元 E_{t0} 的位置为 $(x_{t0}, y_{t0}, 0)$ 。空间中存在任意散射点 $K(x_k, y_k, z_k)$,那么发射参考阵元指向散射点 K 的向量用 $\alpha_{t0,k}$ 表示,则发射阵元中第 m 个阵元指向散射点 K 的向量用 $\alpha_{tm,k}$ 表示。因此MIMO雷达中发射阵元在 K 点的导向矢量 $\mathbf{A}_{t,k}$ 可以表示为

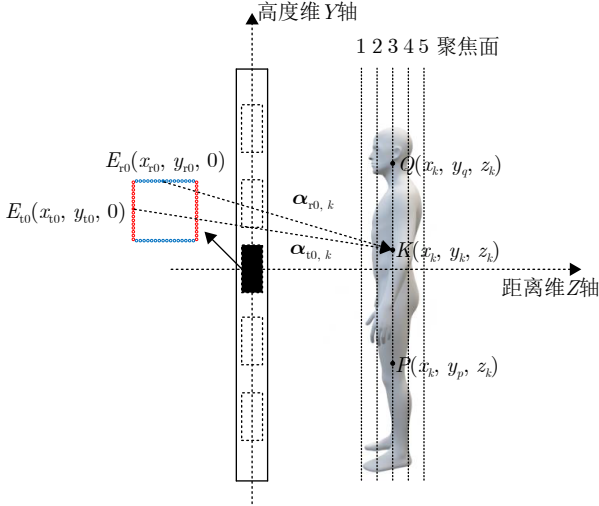


图2 近场均匀MIMO雷达阵列模型

Fig. 2 Near-field uniform MIMO radar array model

$$\mathbf{A}_{t,k}(x_k, y_k, z_k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{|\alpha_{t0,k}|} \exp\left\{-j\frac{2\pi}{\lambda}|\alpha_{t0,k}|\right\}, \\ \frac{1}{|\alpha_{t1,k}|} \exp\left\{-j\frac{2\pi}{\lambda}|\alpha_{t1,k}|\right\}, \dots, \\ \frac{1}{|\alpha_{tm,k}|} \exp\left\{-j\frac{2\pi}{\lambda}|\alpha_{tm,k}|\right\} \end{bmatrix}^T \quad (6)$$

其中, λ 是雷达天线的工作波长, $[\cdot]^T$ 为矩阵转置。此时, MIMO雷达发射阵元在散射点 K 处的增益可以表示为

$$\Gamma_t(x_k, y_k, z_k) = \boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_{t,k}(x_k, y_k, z_k) \quad (7)$$

其中, $\boldsymbol{\omega}_t = [\omega_{t1} \ \omega_{t2} \ \dots \ \omega_{tm}]^T$, ω_{ti} 表示序号为 i 的MIMO雷达发射阵元所对应的激励权值, 其位置定义为图2中阵元 E_{ti} 的坐标, $\boldsymbol{\omega}_t$ 中每一个元素的位置代表着MIMO雷达发射阵元的位置, 每一个元素的大小代表着发射阵元激励的幅度。

同理设置接收参考阵元 E_{r0} 的位置为 $(x_{r0}, y_{r0}, 0)$, 那么散射点 K 指向接收参考阵元的向量用 $\boldsymbol{\alpha}_{r0,k}$ 表示, 则散射点 K 指向接收阵元中第 n 个阵元的向量用 $\boldsymbol{\alpha}_{rn,k}$ 表示。因此MIMO雷达中接收阵元在 K 点的导向矢量 $\mathbf{A}_{r,k}$ 可以表示为

$$\mathbf{A}_{r,k}(x_k, y_k, z_k) = \begin{bmatrix} \frac{1}{|\alpha_{r0,k}|} \exp\left\{-j\frac{2\pi}{\lambda}|\alpha_{r0,k}|\right\}, \\ \frac{1}{|\alpha_{r1,k}|} \exp\left\{-j\frac{2\pi}{\lambda}|\alpha_{r1,k}|\right\}, \dots, \\ \frac{1}{|\alpha_{rn,k}|} \exp\left\{-j\frac{2\pi}{\lambda}|\alpha_{rn,k}|\right\} \end{bmatrix}^T \quad (8)$$

此时, MIMO雷达接收阵元在散射点 K 处的增益可以表示为

$$\Gamma_r(x_k, y_k, z_k) = \boldsymbol{\omega}_r^H \cdot \mathbf{A}_{r,k}(x_k, y_k, z_k) \quad (9)$$

其中, $\boldsymbol{\omega}_r = [\omega_{r1} \ \omega_{r2} \ \dots \ \omega_{rn}]^T$, ω_{ri} 表示序号为 i 的MIMO雷达接收阵元所对应的激励权值, 其位置定义为图2中阵元 E_{ri} 的坐标, $\boldsymbol{\omega}_r$ 中每一个元素的位置代表着MIMO雷达接收阵元的位置, 每一个元素的大小代表着接收阵元激励的幅度。

因此MIMO雷达在 K 点的导向矢量 \mathbf{A}_k 可以表示为

$$\mathbf{A}_k(x_k, y_k, z_k) = \mathbf{A}_{t,k}(x_k, y_k, z_k) \otimes \mathbf{A}_{r,k}(x_k, y_k, z_k) \quad (10)$$

其中, \otimes 表示Kronecker乘积运算。式(10)通过Kronecker积将收、发导向矢量合成为完整的MIMO虚拟阵列导向矢量 \mathbf{A}_k 。该表达式不仅构建了虚拟阵列的数学模型, 也包含了MIMO系统所特有的块稀疏结构, 为后续稀疏优化提供了基础。

3.2 多约束协同阵列优化

阵列稀疏问题的核心目标在于减少阵元数量, 该问题可以转化为寻求最小化非零激励值的阵列配置问题, 即 l_0 范数最小化问题。然而, l_0 范数最小化问题为NP难问题, 直接求解复杂度极高。通过文献[20]可知, 在一定条件下, 可用 l_1 范数的解来近似 l_0 范数的解, 且当 $0 < p < 1$ 时, l_p 范数的解更趋近于 l_0 范数的解。因此, 在稀疏阵列综合中, 我们以阵元权向量的 l_p 范数最小化作为稀疏阵列综合问题的目标函数, 并同时考虑天线方向图主瓣增益与旁瓣电平多种性能指标, 实现稀疏阵列优化设计。

需要说明的是, 式(11)展示的是针对单一聚焦点的优化模型, 该模型是一种工程近似处理。理论上, 针对场景中每一个空间点的最优聚焦权值均有所不同, 若追求数学意义上的全局最优, 则需对不同角度的聚焦性能进行加权联合优化, 这将导致阵元稀疏率大幅下降, 甚至退化为均匀阵列, 从而失去稀疏化的实际意义。在民航安检这一特定场景下, 选取场景中的一个参考点, 进行主瓣、旁瓣约束, 本质上是将其作为阵列成像性能的“基准标定点”, 其主要目的是兼顾成像精度和效率。

首先对发射阵元进行稀疏化处理

$$\begin{aligned} & \underset{\boldsymbol{\omega}}{\text{minimize}} \|\boldsymbol{\omega}_t\|_p, \\ & \text{s.t. } |\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)| = 1, \\ & \quad |\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)| \leq v_{sll}, s = 1, 2, \dots, S \end{aligned} \quad (11)$$

其中, $\mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)$ 和 $\mathbf{A}_t(x_{ts}, y_{ts}, z_k)$ 分别是主瓣和旁瓣区域目标点的发射阵元的导向矢量, s 为目标点数, v_{sll} 为旁瓣电平。

本节利用ADMM框架求解式(11)所示的 l_p 范数

最小化问题, 通过变量分裂, 将原复杂约束问题分解为两个子问题。子问题1: 施加主瓣和旁瓣约束的优化问题; 子问题2: 发射阵元数量最小化问题。该分解调和过程允许并行或分步式处理, 且在参数更新中能保证良好的收敛性。为消除耦合效应并简化计算, 本文引入了辅助变量:

$$\begin{aligned} p_0 &= \boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k) \\ q_s &= \boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k), s = 1, 2, \dots, S \end{aligned} \quad (12)$$

由式(12)可知, 引入辅助变量 p_0 和 q_s 建立了主瓣、旁瓣约束与辅助变量间的等价代换模型, 将式(12)代入式(11)中得

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\omega}_t} & \|\boldsymbol{\omega}_t\|_p, \\ \text{s.t.} & |p_0| = 1, \\ & |q_s| \leq v_{\text{sl}}, s = 1, 2, \dots, S \end{aligned} \quad (13)$$

由式(13)可知, 通过辅助变量 p_0 和 q_s 的引入使得约束函数分解为两项独立的约束, 之后对式(13)构造增广拉格朗日函数:

$$\begin{aligned} L(\boldsymbol{\omega}_t, p_0, q_s, \gamma^r, \gamma^i, \kappa^r, \kappa^i) &= \|\boldsymbol{\omega}_t\|_p + \gamma^r \{\Re(p_0) - \Re[\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)]\} \\ &+ \frac{\rho}{2} \|\Re(p_0) - \Re[\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)]\|_2^2 \\ &+ \gamma^i \{\Im(p_0) - \Im[\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)]\} \\ &+ \frac{\rho}{2} \|\Im(p_0) - \Im[\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)]\|_2^2 \\ &+ \sum_s \{\kappa^r \{\Re(q_s) - \Re[\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)]\} \\ &+ \frac{\rho}{2} \|\Re(q_s) - \Re[\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)]\|_2^2\} \\ &+ \sum_s \{\kappa^i \{\Im(q_s) - \Im[\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)]\} \\ &+ \frac{\rho}{2} \|\Im(q_s) - \Im[\boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)]\|_2^2\} \end{aligned} \quad (14)$$

其中, ρ 是设置的步长, $\gamma^r, \gamma^i, \kappa^r, \kappa^i$ 是拉格朗日参数。对于式(14)的求解, 采用交替方向迭代策略: 在每一步更新中, 固定拉格朗日参数、权值向量和辅助变量中的两项, 更新第3个变量。通过迭代的方法去求解拉格朗日参数、权值向量以及辅助变量。

子问题1求解: 施加主瓣和旁瓣约束的优化问题。在固定 $\boldsymbol{\omega}_t(i), \gamma^r(i), \gamma^i(i), \kappa^r(i)$ 和 $\kappa^i(i)$ 参数的情况下去更新 $p_0(i+1)$ 和 $q_s(i+1)$ 参数, 将 $\boldsymbol{\omega}_t(i), \gamma^r(i), \gamma^i(i), \kappa^r(i)$ 和 $\kappa^i(i)$ 代入式(14)并忽略与 p_0 和 q_s 的不相干项, 对其化简并配平方得

$$\begin{aligned} \min_{p_0, q_s} & \frac{\rho}{2} [\Re(p_0) - \mu_0^r]^2 + \frac{\rho}{2} [\Im(p_0) - \mu_0^i]^2 \\ &+ \sum_{s=1}^S \frac{\rho}{2} [\Re(q_s) - \nu_s^r]^2 + \frac{\rho}{2} [\Im(q_s) - \nu_s^i]^2 \end{aligned} \quad (15)$$

其中辅助变量定义为

$$\begin{cases} \mu_0^r = \Re[\boldsymbol{\omega}_t^H(i) \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)] - \frac{1}{\rho} \gamma_0^r(i) \\ \mu_0^i = \Im[\boldsymbol{\omega}_t^H(i) \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)] - \frac{1}{\rho} \gamma_0^i(i) \\ \nu_s^r = \Re[\boldsymbol{\omega}_t^H(i) \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)] - \frac{1}{\rho} \kappa_s^r(i) \\ \nu_s^i = \Im[\boldsymbol{\omega}_t^H(i) \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)] - \frac{1}{\rho} \kappa_s^i(i) \end{cases} \quad (16)$$

为简化式(15)并便于后续优化求解, 将实部与虚部分离的平方项合并为复数模长的平方形式:

$$\begin{aligned} \min_{p_0, q_s} & |p_0 - \mu_0|^2 + \sum_{s=1}^S |q_s - \nu_s|^2 \\ \text{s.t.} & |p_0| = 1 \\ & |q_s| \leq v_{\text{sl}} \end{aligned} \quad (17)$$

其中 $\mu_0 = \mu_0^r + j\mu_0^i, \nu_s = \nu_s^r + j\nu_s^i$

此时问题转化为在定义域内求解函数最小值问题, 解得

$$\begin{aligned} p_0(i+1) &= \exp(j\angle\mu_0) \\ q_s(i+1) &= \begin{cases} v_{\text{sl}} \exp(j\angle\nu_s), |\nu_s| \geq v_{\text{sl}} \\ \nu_s, |\nu_s| < v_{\text{sl}} \end{cases} \end{aligned} \quad (18)$$

根据式(18)可确定旁瓣电平以及稀疏阵元聚焦点的位置。

子问题2求解: 发射阵元数量最小化问题。根据上述求得的 $p_0(i+1), q_s(i+1)$ 变量和给定的拉格朗日参数 $\gamma^r(i), \gamma^i(i), \kappa^r(i), \kappa^i(i)$, 将其代入式(14), 并忽略与 $\boldsymbol{\omega}_t$ 的无关项, 可将目标函数简化为

$$\min_{\boldsymbol{\omega}_t} \|\boldsymbol{\omega}_t\|_p + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{c} - \boldsymbol{\omega}_t^H \cdot \mathbf{A}_t\|_2^2 \quad (19)$$

其中,

$$\mathbf{c} = [c_0, \eta_1, \dots, \eta_S]^T$$

$$\mathbf{A}_t = [\mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k), \mathbf{A}_t(x_1, y_1, z_k), \dots, \mathbf{A}_t(x_S, y_S, z_k)]^T \quad (20)$$

且定义 $c_0 = p_0(i+1) + \frac{1}{\rho} [\gamma_0^r(i) + j\gamma_0^i(i)], \eta_s = q_s(i+1) + \frac{1}{\rho} [\kappa_s^r(i) + j\kappa_s^i(i)]$

将目标函数展开为

$$\begin{aligned} f &= \frac{\rho}{2} (\mathbf{c}^H \mathbf{c} - \mathbf{c}^H \boldsymbol{\omega}_t^H \mathbf{A}_t - \mathbf{A}_t^H \boldsymbol{\omega}_t \mathbf{c} + \boldsymbol{\omega}_t^H \boldsymbol{\omega}_t \mathbf{A}_t^H \mathbf{A}_t) \\ &+ \sum_{i=1}^m |\omega_{ti}|^p \end{aligned} \quad (21)$$

对 $\boldsymbol{\omega}_t$ 求偏导并令其为零:

$$\frac{\partial f}{\partial \boldsymbol{\omega}_t} = \rho(-\mathbf{A}_t \mathbf{c}^H + \mathbf{A}_t \mathbf{A}_t^H \boldsymbol{\omega}_t) + \mathbf{W}^{-1} \boldsymbol{\omega}_t = 0 \quad (22)$$

其中, $\mathbf{W} = \text{diag}(w), w_i = |\omega_{ti}|^{2-p}$

通过矩阵运算整理, 得到 ω_t 的更新表达式:

$$\omega_t^{k+1}(i+1) = \left[\frac{1}{\rho} (\mathbf{W}^k)^{-1} + \mathbf{A}_t \mathbf{A}_t^H \right]^{-1} \mathbf{A}_t \mathbf{c}^H \quad (23)$$

其中, $\omega_t^{k+1}(i+1)$ 以及 \mathbf{W}^k 分别表示式(23)第 $k+1$ 次迭代的激励权值和第 k 次迭代的 \mathbf{W} 的值。基于初始值进行迭代, 直至达到预设迭代次数。此时获得的目标函数解为显式解, 但未必是全局最优解。在阵元数量最小化过程中, 需要对上式中的阵元激励 ω_t 进行迭代近似, 在每次迭代中求解出用于下次迭代阵元激励的显式解, 直至满足终止条件或达到最大迭代次数。最终, 由式(23)中 ω_t 的非零元素的个数可以得到MIMO雷达发射端稀疏阵元的个数。

用求得的 $p_0(i+1), q_s(i+1)$ 变量以及 $\omega_t(i+1)$ 向量去更新迭代拉格朗日参数 $\gamma^r(i+1), \gamma^i(i+1), \kappa^r(i+1)$ 和 $\kappa^i(i+1)$ 。

$$\begin{cases} \gamma_0^r(i+1) = \gamma_0^r(i) + \rho \{ \Re[p_0(i+1)] - \Re[\omega(i+1) \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)] \} \\ \gamma_0^i(i+1) = \gamma_0^i(i) + \rho \{ \Im[p_0(i+1)] - \Im[\omega(i+1) \cdot \mathbf{A}_t(x_{t0}, y_{t0}, z_k)] \} \\ \kappa_s^r(i+1) = \kappa_s^r(i) + \rho \{ \Re[g_s(i+1)] - \Re[\omega(i+1) \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)] \} \\ \kappa_s^i(i+1) = \kappa_s^i(i) + \rho \{ \Im[g_s(i+1)] - \Im[\omega(i+1) \cdot \mathbf{A}_t(x_s, y_s, z_k)] \} \end{cases} \quad (24)$$

通过式(24)得到更新后的拉格朗日参数。重复步骤1—步骤3直至达到预设迭代次数, 得到最终结果 p_0, q_s 和 ω_t 。根据 p_0, q_s 确定发射端稀疏阵元的峰值和旁瓣电平, 再根据 ω_t 中的非零元素个数以及元素位置确定发射端稀疏阵元个数以及位置。

在完成发射端稀疏化设计后, 采用完全对称的逻辑和相同的多约束模型对接收端阵元进行协同优化, 从而得到接收端权向量 ω_r , 根据 ω_r 中的非零元素个数以及元素位置确定接收端稀疏阵元个数以及位置。本文采用的“串行协同优化”策略, 即完成发射端完整稀疏优化后再固定布局优化接收端, 主要是基于工程实用性的权衡。该策略能够将高维耦合问题简化为两个可快速求解的子问题, 确保了算法的高效收敛。尽管此策略在牺牲极小理论最优性的前提下, 换取了显著的工程实施优势, 但采用发射与接收阵列多次交替迭代优化的策略, 仍是进一步挖掘稀疏阵列性能极限、提升理论最优性的关键方向。

4 基于稀疏阵列的三维成像及特征恢复

利用第3节所设计的近场稀疏阵列扫描获得人体实测回波数据后, 基于阵列结构将多静态数据转

换为单静态数据并利用三维距离徙动算法进行成像。由于对均匀阵列进行了稀疏综合, 阵列阵元数目相比于均匀阵列大幅减少, 导致采集回波数据有限, 引起成像质量下降。利用特征恢复算法解决稀疏阵列欠采样的影响, 实现稀疏阵列近场成像特征恢复, 从而更直观地反映不同阵列配置下的成像潜力。

4.1 三维成像

距离徙动算法又称为波数域(ω - k)算法^[21], 是一种在波数域处理信号以实现场景重建的成像方法。该算法通常采用Stlot插值与相位补偿实现距离徙动校正。由于不受雷达斜视角和场景大小的限制, 距离徙动算法(Range Migration Algorithm, RMA)能够基于散射点模型对整个场景实现精确聚焦且无几何形变。在计算效率方面, 算法借助傅里叶变换和统一的距离徙动校正函数, 显著减少了运算量。

由式(5)得到回波信号:

$$s_{\text{IF}}(x', y'; f, t) = \sigma(\vec{r}) \exp[-j2\pi(f + f_c)\tau] \quad (25)$$

其中 $\vec{r} = (x, y, z)$ 。

对式(25)沿 x 方向和 y 方向对变量 x' 和变量 y' 做二维傅里叶变换, 得到以下波数域形式的回波信号:

$$\begin{aligned} S_{\text{IF}}(k_{x'}, k_{y'}, f, t) &= \int s_{\text{IF}}(x', y'; f, t) \exp(-jk_{x'}x') \\ &\quad \cdot \exp(-jk_{y'}y') dx' dy' \\ &= \sigma(\vec{r}) \int \exp[-j(2k_r R(t) + k_{x'}x' + k_{y'}y')] dx' dy' \end{aligned} \quad (26)$$

其中, $k_r = 2\pi(f + f_c)/c$ 。

式(26)可以通过驻定相位原理^[22]进行求解, 令相位 $\Phi(k_{x'}, k_{y'}, f; x', y', t)$ 在驻相点 x'_0 和 y'_0 时的一阶偏微分等于零, 即

$$\begin{cases} \frac{\partial \Phi(k_{x'}, k_{y'}, f; x', y', t)}{\partial x'} \Big|_{x'=x'_0} = 0, \\ \frac{\partial \Phi(k_{x'}, k_{y'}, f; x', y', t)}{\partial y'} \Big|_{y'=y'_0} = 0 \end{cases} \quad (27)$$

求解式(27)可得驻相点 x'_0, y'_0 :

$$x'_0 = x - \frac{k_{x'}(z - z')}{\sqrt{4k_r^2 - k_x^2 - k_y^2}}, \quad y'_0 = y - \frac{k_{y'}(z - z')}{\sqrt{4k_r^2 - k_x^2 - k_y^2}} \quad (28)$$

将 x'_0, y'_0 代入式(26)可得信号的三维频谱:

$$\begin{aligned} S_{\text{IF}}(k_{x'}, k_{y'}, k_r; t) \\ = \sigma(\vec{r}) \exp[-j\Phi(k_{x'}, k_{y'}, k_r, f; x'_0, y'_0, t)] \end{aligned} \quad (29)$$

其中,

$$\begin{aligned}\Phi(k_{x'}, k_{y'}, k_r, f; x'_0, y'_0, t) \\ = k_{x'}x + k_{y'}y + \sqrt{4k_r^2 - k_{x'}^2 - k_{y'}^2}z \\ - \sqrt{4k_r^2 - k_{x'}^2 - k_{y'}^2}z'\end{aligned}\quad (30)$$

由于阵列在 z 轴上的位置保持不变, 距离坐标原点的距离为 R_0 , 所以 $R_0 = -z'$, 则式(30)可以表示为

$$\begin{aligned}\Phi(k_{x'}, k_{y'}, k_r, f; x'_0, y'_0, t) \\ = k_{x'}x + k_{y'}y + \sqrt{4k_r^2 - k_{x'}^2 - k_{y'}^2}z \\ + \sqrt{4k_r^2 - k_{x'}^2 - k_{y'}^2}R_0\end{aligned}\quad (31)$$

式(31)中前3项对于 x, y 和 z 线性独立, 因此图像可以通过三维傅里叶逆变换进行重构。而第4项 $\sqrt{4k_r^2 - k_{x'}^2 - k_{y'}^2}R_0$ 表示距离徙动常数项, 需要对其进行解耦处理。根据式(31)构造滤波函数:

$$G_F(k_{x'}, k_{y'}, k_r; R_{\text{ref}}) = \exp(j\sqrt{4k_r^2 - k_{x'}^2 - k_{y'}^2}R_{\text{ref}})\quad (32)$$

在方位向进行傅里叶变换之前, 通过乘以一个滤波函数 G_F 来消除散射点的距离弯曲。参考函数相乘后, 在参考距离 R_{ref} 处的散射点的距离弯曲得到完全校正, 不在参考距离处的散射点仍然存在残余距离弯曲。残余距离弯曲可以通过Stolt插值移除, 步骤如下:

匹配滤波后的信号为

$$\begin{aligned}S_F = S_{\text{IF}}(k_{x'}, k_{y'}, k_r; t)G_F(k_{x'}, k_{y'}, k_r; R_{\text{ref}}) \\ = \sigma(\vec{r})\exp[-j\Phi_F(k_{x'}, k_{y'}, k_r; R_{\text{ref}})]\end{aligned}\quad (33)$$

其中,

$$\begin{aligned}\Phi_F(k_{x'}, k_{y'}, k_r; R_{\text{ref}}) = k_{x'}x + k_{y'}y \\ + \sqrt{4k_r^2 - k_{x'}^2 - k_{y'}^2}z \\ + \sqrt{4k_r^2 - k_{x'}^2 - k_{y'}^2}(R_0 - R_{\text{ref}})\end{aligned}\quad (34)$$

由于目标点与阵元共用一个坐标系, 式(34)可表示为:

$$\begin{aligned}\Phi_F(k_x, k_y, k_r; R_{\text{ref}}) = k_x x + k_y y \\ + \sqrt{4k_r^2 - k_x^2 - k_y^2}z \\ + \sqrt{4k_r^2 - k_x^2 - k_y^2}(R_0 - R_{\text{ref}})\end{aligned}\quad (35)$$

从 Φ_F 中可以看出 (x, y, z) 和 $(k_x, k_y, \sqrt{4k_r^2 - k_x^2 - k_y^2})$ 满足傅里叶变换的对应关系。成像过程中, 信号经过在 x 和 y 方向上的二维傅里叶变换及匹配滤波后,

得到了在 k_x, k_y 和 k_r 域均匀采样的回波数据。然而, 在 $\sqrt{4k_r^2 - k_x^2 - k_y^2}$ 域的采样是非等间隔分布的。为应用三维快速傅里叶逆变换进行图像重建, 需要进行Stolt插值, 数据 S_F 在 $\sqrt{4k_r^2 - k_x^2 - k_y^2}$ 域上重新采样, 使其均匀分布在 k_x, k_y 和 k_z 波数域上。变量转换关系如式(36)所示:

$$\sqrt{4k_r^2 - k_x^2 - k_y^2} \rightarrow k_z\quad (36)$$

通过Stolt插值后, 相位 Φ_F 转化为

$$\Phi_F(k_x, k_y, k_z; R_{\text{ref}}) = k_x x + k_y y + k_z z + k_z(R_0 - R_{\text{ref}})\quad (37)$$

以上描述均是针对单个点目标, 若对于多个点目标, 则处理后的回波信号可以表示为

$$\begin{aligned}S_F(k_x, k_y, k_z; R_{\text{ref}}) = \iiint f(x, y, z) \\ \cdot \exp[-jk_z(R_0 - R_{\text{ref}})] \\ \cdot \exp[-j(k_x x + k_y y + k_z z)] \\ \cdot dx dy dz\end{aligned}\quad (38)$$

其中, $f(x, y, z)$ 是目标的后向散射系数。

经过三维傅里叶逆变换, 信号在距离维, 方位维和高度维聚焦, 得到三维高分辨成像结果如式(39)。

$$\begin{aligned}f(x, y, z) = \iiint S_F(k_x, k_y, k_z; R_{\text{ref}}) \\ \cdot \exp[jk_z(R_0 - R_{\text{ref}})] \\ \cdot \exp[j(k_x x + k_y y + k_z z)] dk_x dk_y dk_z\end{aligned}\quad (39)$$

4.2 特征恢复

在稀疏阵列成像中, 阵列稀疏化导致阵元数量较均匀MIMO阵列大幅减少, 进而使回波数据呈非均匀采样。传统成像算法主要基于傅里叶变换, 成像结果对目标真实特征的恢复精度存在一定局限性。为此, 可引入特征恢复算法, 以有效重构图像特征并抑制弱散射点干扰。本文采用基于 ℓ_1 范数最小化的凸优化算法(Convex, CVX)^[23]进行雷达信号特征重建。通过这种设计, 可以更客观地评估多约束协同稀疏阵列(Cooperative Multi-constraint of Sparse Array, CMC-SA)优化模型在“阵列-算法”协同作用下, 对目标真实特征的恢复能力。基于压缩感知原理, 特征恢复问题可表示为

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} (\|\mathbf{Y} - \mathbf{F}\mathbf{X}\|_F^2 + \lambda \|\text{vec}(\mathbf{X})\|_1)\quad (40)$$

其中, $\mathbf{X} \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 为待恢复的三维数据距离维最大值投影成像结果, m 表示投影结果高度维采样点数, n 表示投影结果方位维采样点数。 $\mathbf{Y} \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 为经4.1节RMA处理后的雷达数据沿距离向投影得

到的观测矩阵。 $\mathbf{F} \in \mathbf{C}^{m \times n}$ 为傅里叶变换字典, 它建立在校正后的均匀波数域 (k_x, k_y, k_z) 与图像空间 (x, y, z) 之间, 是在完成距离徙动算法核心处理步骤后所构建的一个等效字典。 λ 为正则项系数, $\|\cdot\|_F$ 表示Frobenius范数, $\|\cdot\|_1$ 表示 ℓ_1 范数, $\text{vec}(\cdot)$ 为向量化算子, 约束 $\|\mathbf{Y} - \mathbf{F}\mathbf{X}\|_F^2$ 为保真项, 可表征恢复的信号与原信号间的相似度。

利用ADMM框架, 进行变量分裂, 将式(40)转化为含约束的优化问题:

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{X}) + g(\mathbf{Z}) \\ \text{s.t. } \mathbf{X} - \mathbf{Z} = 0 \end{aligned} \quad (41)$$

其中, $f(\mathbf{X}) = \|\mathbf{Y} - \mathbf{F}\mathbf{X}\|_F^2$ 为保真项, $g(\mathbf{Z}) = \lambda\|\text{vec}(\mathbf{Z})\|_1$ 为优化目标函数, 表示图像伪影。对式(41)进行变量分裂, 进而转化为增广拉格朗日形式:

$$L(\mathbf{X}, \mathbf{Z}, \mathbf{U}) = f(\mathbf{X}) + g(\mathbf{Z}) + \mathbf{U}^H(\mathbf{X} - \mathbf{Z}) + \frac{\varsigma}{2}\|\mathbf{X} - \mathbf{Z}\|_F^2 \quad (42)$$

其中, $[\cdot]^H$ 为矩阵的共轭转置, ς 为拉格朗日乘子系数, \mathbf{U} 为 \mathbf{Z} 对应的对偶变量。为了简化计算, 对对偶变量进行尺度变换 $\mathbf{G} = \mathbf{U}/\varsigma$, 运用分解调和的思想, 可以将以上问题转化为对以下3个子问题进行迭代优化:

$$\begin{cases} \mathbf{Z}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{Z}} L(\mathbf{X}^{(k)}, \mathbf{Z}, \mathbf{G}^{(k)}) \\ \mathbf{G}^{(k+1)} = \mathbf{G}^{(k)} + \mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{Z}^{(k+1)} \\ \mathbf{X}^{(k+1)} = \arg \min_{\mathbf{X}} L(\mathbf{X}, \mathbf{Z}^{(k+1)}, \mathbf{G}^{(k+1)}) \end{cases} \quad (43)$$

上标 k 表示迭代次数, 在ADMM协同优化框架下, 算法交替优化一个变量时, 固定其他变量, 代入增广拉格朗日函数并忽略常数项, 求解更新该变量。此过程循环进行, 直至达到预设迭代次数或满足收敛条件。式(43)的3个子问题迭代更新步骤如下:

(1) 图像伪影 \mathbf{Z} 更新

变量 \mathbf{Z} 优化的目标函数为 $\lambda\|\mathbf{Z}\|_1$ 与增广拉格朗日项联合最小化的过程, 即对近端算子的求解过程, 可知优化问题为

$$\begin{aligned} & \mathbf{Z}^{(k+1)} \\ & = \arg \min_{\mathbf{Z}} \left\{ \lambda\|\mathbf{Z}\|_1 + \frac{\varsigma}{2}\|\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{Z}^{(k)} - \mathbf{G}^{(k)}\|_F^2 \right\} \end{aligned} \quad (44)$$

该优化问题符合软阈值的求解形式, 由于雷达图像常常为复数域, 需要针对图像的复数特征, 因此通过复数软阈值计算, 可解得

$$\begin{aligned} \mathbf{Z}^{(k+1)} & = \text{sign}(\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{G}^{(k)}) / |\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{G}^{(k)}| \\ & \quad \times \max(|\mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{G}^{(k)}| - \lambda/\varsigma, 0) \end{aligned} \quad (45)$$

其中, sign 符号函数, 该方法对于大于阈值的部分只是对幅度进行线性缩小, 并没有对原来的相位进行破坏, 具有保相性。而对于小于阈值的部分, 依赖于其与变量 \mathbf{X} 或者变量 \mathbf{G} 的线性组合, 仍具有保相性。

(2) 对偶变量 \mathbf{G} 更新

对偶变量 \mathbf{G} 的迭代来源于拉格朗日乘子, 也是对原始变量 \mathbf{X} , \mathbf{Z} 的联合更新过程。其过程可表示为

$$\mathbf{G}^{(k+1)} = \mathbf{G}^{(k)} + \mathbf{X}^{(k)} - \mathbf{Z}^{(k+1)} \quad (46)$$

(3) 待恢复图像 \mathbf{X} 更新

在ADMM框架中, 对已经更新的变量 \mathbf{Z} 和变量 \mathbf{G} 进行加权调和, 通过保持其他变量不变, 将更新原始变量 \mathbf{X} 的过程归结为岭回归问题。在 $\mathbf{Z}^{(k)}$ 和 $\mathbf{G}^{(k)}$ 已知的情况下, 优化问题可写为

$$\begin{aligned} \mathbf{X}^{(k+1)} & = \arg \min_{\mathbf{X}} \left\{ \|\mathbf{Y} - \mathbf{F}\mathbf{X}\|_F^2 \right. \\ & \quad \left. + \frac{\varsigma}{2}\|\mathbf{X} - \mathbf{Z}^{(k+1)} - \mathbf{G}^{(k+1)}\|_F^2 \right\} \end{aligned} \quad (47)$$

由于式(47)中最小化目标函数为凸函数, 可通过令 \mathbf{X} 导数为0, 来求得 \mathbf{X} 的最优解, 表示为

$$\mathbf{X}^{(k+1)} = (\mathbf{F}^H \mathbf{F} + \varsigma \mathbf{I})^{-1} [\mathbf{F}^H \mathbf{Y} + \varsigma(\mathbf{Z}^{(k+1)} + \mathbf{G}^{(k+1)})] \quad (48)$$

其中, $(\mathbf{F}^H \mathbf{F} + \varsigma \mathbf{I})^{-1}$ 为常数项, 不随迭代次数改变, 而 $\mathbf{Z}^{(k+1)}$ 和 $\mathbf{G}^{(k+1)}$ 为每次迭代的最新值。通过不断迭代以上变量, 直至变量收敛或达到预设迭代次数。最后得到的变量 \mathbf{X} 即为稀疏阵列成像经过特征恢复处理后的成像结果。

综上所述, 多约束协同稀疏阵列MIMO雷达近场成像算法首先构造近场MIMO雷达阵列优化模型, 然后设置初始迭代次数, 总迭代次数和迭代变量初值, 随后通过算法不断迭代更新, 直至达到预设迭代次数, 得到求解的权向量 ω 。根据 ω 设计稀疏阵列, 并通过所设计的稀疏阵列采集回波数据。利用RMA算法进行三维成像, 以及特征恢复算法进行特征恢复, 最后得到变量 \mathbf{X} 即为最终成像结果。CMC-SA-MIMO雷达近场成像算法流程图如图3所示。

5 实验验证

本节通过仿真和实测数据验证了所提算法的有效性和优越性。仿真实验重点分析阵列方向图特性及点目标聚焦性能, 并与均匀阵列、单约束稀疏阵列及贝叶斯稀疏阵列等方法进行对比。其中, 所对比的单约束稀疏算法是基于文献[10]构建, 以权向量 ℓ_p 范数最小化为目标, 但仅施加主瓣增益约束,

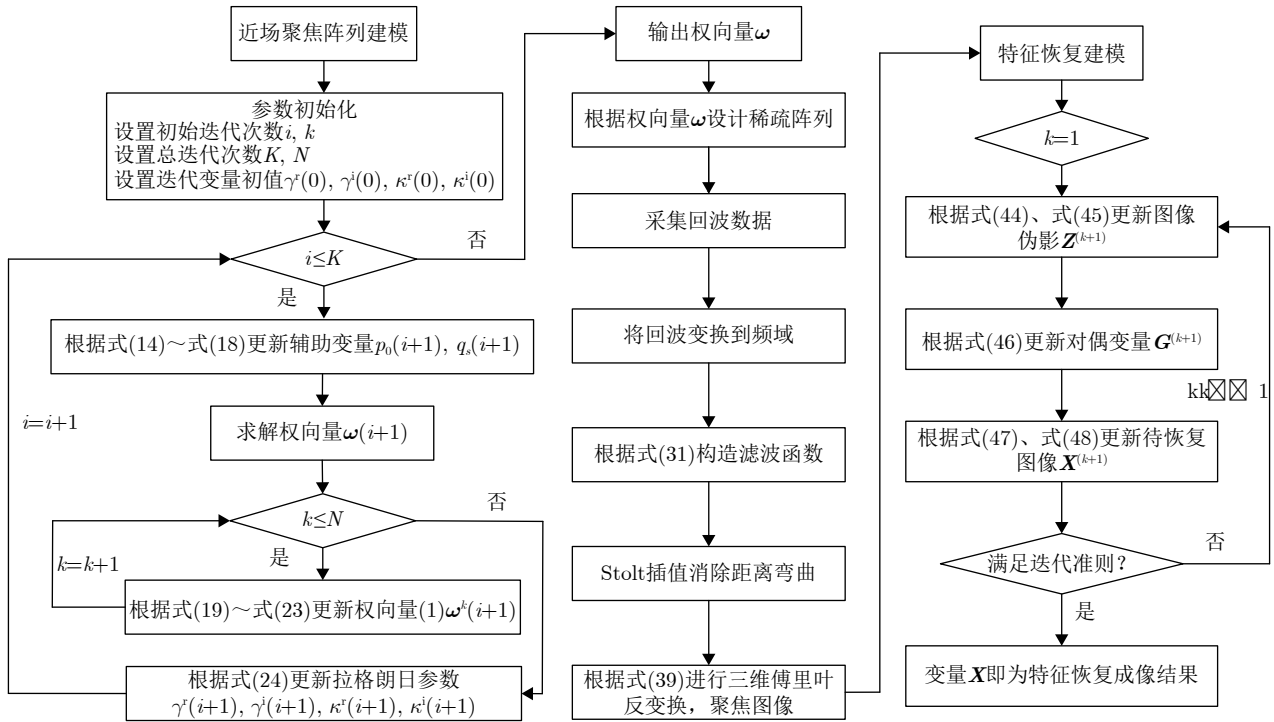


图3 多约束协同稀疏阵列MIMO雷达近场成像算法流程图

Fig. 3 Flowchart of cooperative multi-constraint of sparse array algorithm

未引入显式的旁瓣电平约束，是一种常见的基线方法。贝叶斯稀疏算法则通过引入稀疏信号的先验分布，在贝叶斯框架下对阵列权值进行后验估计，是一种具备良好统计解释能力的先进稀疏综合方法。通过上述对比，以验证所提算法在主瓣保持、旁瓣抑制与阵元稀疏化方面的综合表现。实测实验基于所设计的稀疏阵列采集人体回波数据，通过相同成像流程对比不同阵列配置的成像结果，从而在真实场景中检验算法在降低系统硬件复杂度的同时维持高分辨成像质量的能力。仿真与实测结果共同证明，本文所提CMC-SA算法能够在保证成像性能的前提下，有效实现阵列稀疏化，为系统硬件简化提供了可靠依据。

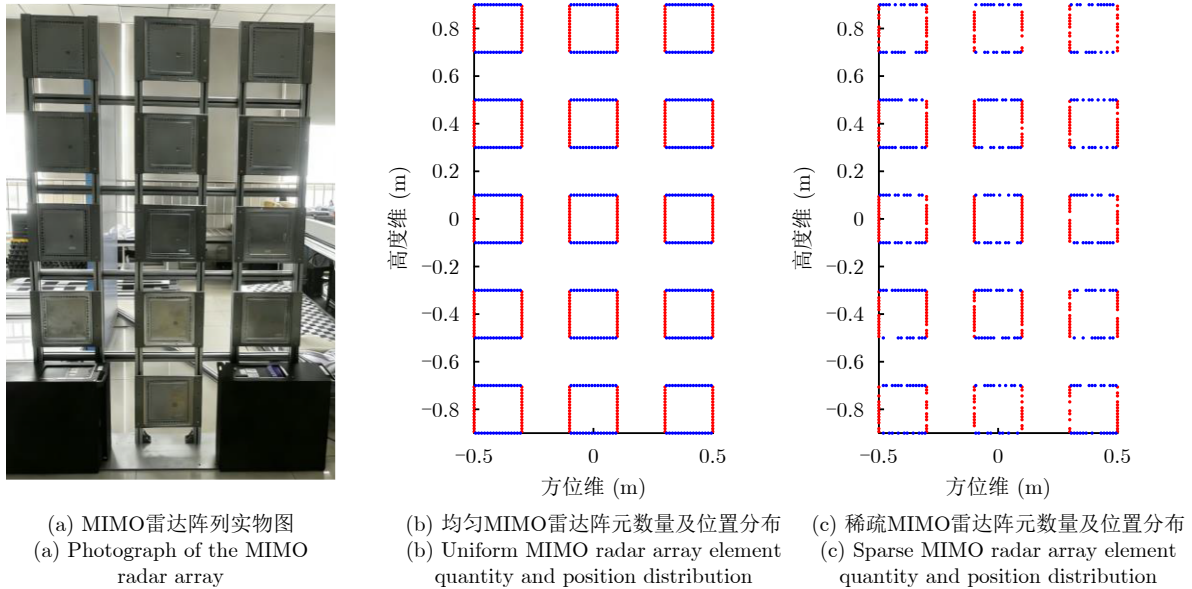
5.1 MIMO雷达阵列稀疏算法仿真

在该实验中，考虑一个二维MIMO雷达阵列，应用场景为近场，如图4(a)所示，阵列由15个子阵构成，每个子阵包含32个发射阵元和32个接收阵元，以口子型排列。收发阵元的数量各480个，阵元间距为 0.5λ ，子阵中心与相邻子阵中心的间距为 31λ ，其中波长 λ 为 0.01104 m 。雷达工作在Ka波段，中心频率为 27.17 GHz ，带宽 7.68 GHz 。设置近场扫描范围为 0.85 m ，选择面阵物理中心位置处的两点作为阵元参考点。主瓣波束范围为 $[-3\lambda, 3\lambda]$ ，旁瓣区域为 $[-95.5\lambda, -3\lambda] \cup [3\lambda, 95.5\lambda]$ ，旁瓣最大电

平设定为 -20 dB 。图4(b)表示均匀MIMO雷达阵元数量及位置分布，对于本文所提算法，迭代次数设置为50次，在发射端和接收端都经过稀疏处理后的MIMO雷达阵元数量及位置分布如图4(c)所示。图5表示不同算法下MIMO雷达阵列方向图。图6是不同算法下MIMO雷达阵列方向图的二维剖面图对比结果。图7是所提算法目标函数收敛曲线。

图4(a)表示均匀MIMO雷达阵元数量及位置分布，图4(b)表示经过本文所提算法稀疏处理后的MIMO雷达阵元数量及位置分布。从图4中可以看出，应用所提算法，阵列在发射端稀疏了123个阵元，接收端稀疏了140个阵元，总共稀疏了263个阵元，稀疏率为72.6%。本文设计的MIMO雷达系统采用阵元与通道一一对应的硬件架构。在此架构下，阵元的稀疏化直接等比例减少了射频前端模块以及后端模数转换器采样通道的数量，显著降低了系统复杂度及硬件成本。

图5(a)表示均匀MIMO雷达阵列方向图，图5(b)是经过单约束稀疏算法处理的MIMO雷达阵列方向图，图5(c)是经过贝叶斯稀疏算法处理的MIMO雷达阵列方向图，图5(d)是本文所提算法稀疏处理的MIMO雷达阵列方向图。图6是不同算法下MIMO雷达阵列方向图的二维剖面图，实线表示均匀阵列的方向图，点线表示单约束算法稀疏优化阵列方向图，虚线表示贝叶斯算法稀疏优化阵列方向图，点



(a)MIMO雷达阵列实物图 (b)均匀MIMO雷达阵元数量及位置分布 (c)稀疏MIMO雷达阵元数量及位置分布

图 4 MIMO雷达阵元数量及位置分布图

Fig. 4 MIMO radar element quantity and position distribution diagram

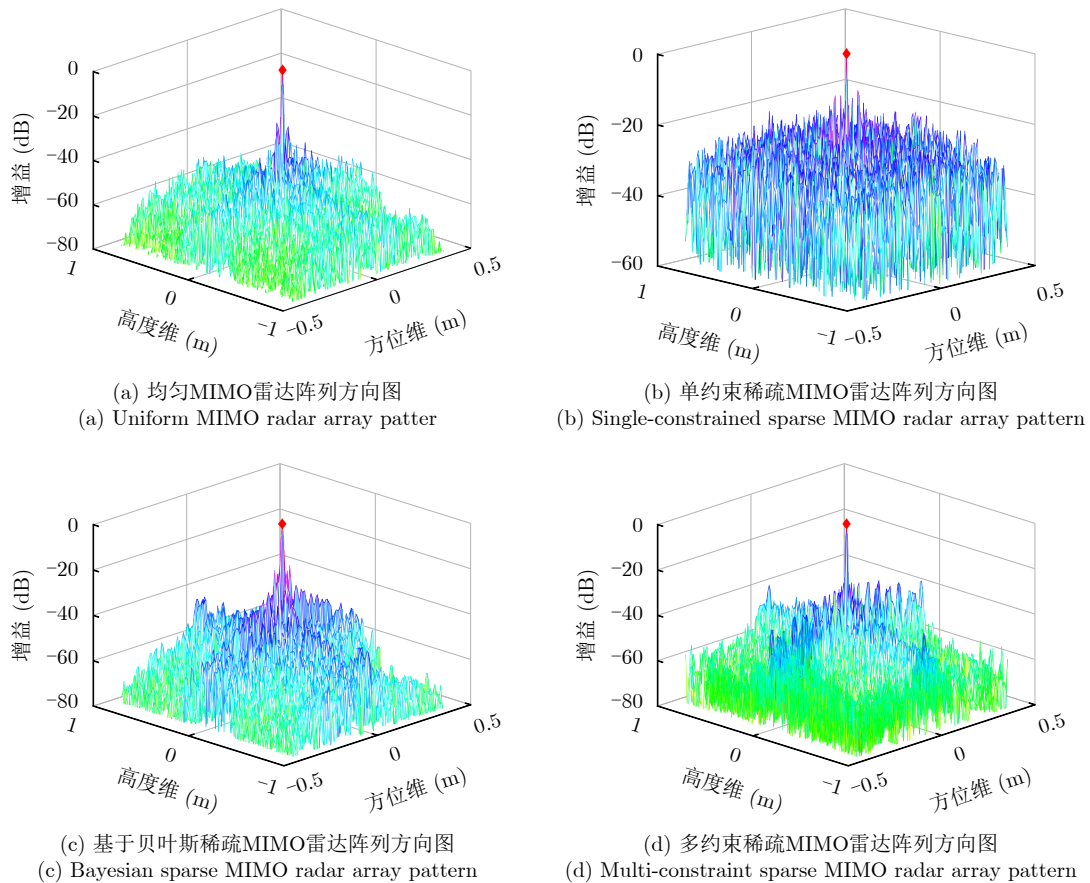


图 5 不同算法下MIMO雷达阵列方向图

Fig. 5 MIMO radar array pattern under different algorithms

划线表示本文所提算法稀疏优化阵列方向图。图7展示了所提算法目标函数随迭代次数的变化情况，在迭代次数达到约50次时，目标函数值已趋于稳

定。通过在相同仿真环境下，对所提CMC-SA算法、单约束稀疏算法及贝叶斯稀疏算法进行对比，从阵列方向图性能、旁瓣电平抑制能力维度进行分

析。仿真实验结果表明,在相同阵元稀疏率下,所提CMC-SA算法与贝叶斯稀疏算法相较单约束稀疏算法在保持主瓣增益不变的基础上,能有效抑制天线旁瓣电平,提高阵列的性能。

为客观评估算法效率,在相同的仿真硬件平台(CPU: Intel i7-14700, RAM: 64GB, 软件: MATLAB 2019a)下,我们对比了本文CMC-SA算法、单约束稀疏算法及贝叶斯稀疏算法的运行时间与迭代次数。由表1可知,本文CMC-SA算法在50次迭代内即可实现收敛,其平均运行时间显著低于贝叶斯类方法。

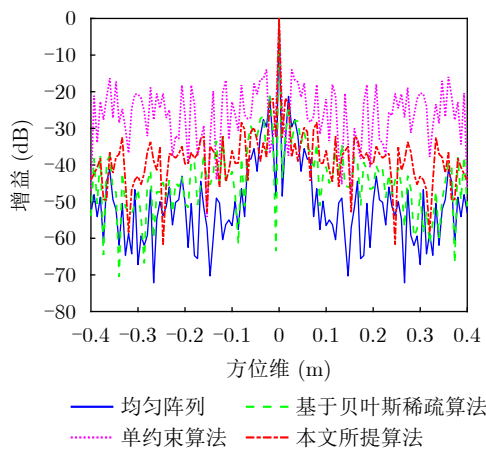


图6 不同算法下MIMO雷达阵列方向图的二维剖面图
Fig. 6 2D profile of MIMO radar array pattern under different algorithms

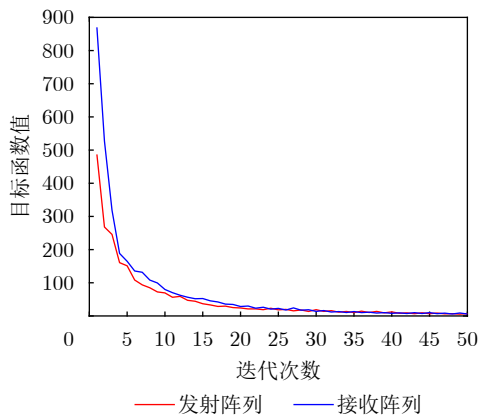


图7 目标函数收敛曲线
Fig. 7 Convergence curve of objective function

从定量的角度分析,开展点目标仿真模拟试验,我们选取 $3 \times 3 \times 3$ 的散射点合集,每个点间的各向距离均为0.25 m,构造尺寸大小为 $0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m} \times 0.5 \text{ m}$,反射系数均为常数的27点模拟立方模型。基于本文设计稀疏阵列,对中心点和边缘点进行成像结果评估,其定量分析结果由表2给出。其中,边缘点在方位维的峰值旁瓣比约为 -15.84 dB ,积分旁瓣比为 -9.59 dB ,高度维峰值旁瓣比约为 -17.37 dB ,积分旁瓣比为 -10.47 dB 。通过计算可知,我们选取的边缘点A相对中心点在方位维和高度维偏离约 16.4° ,在偏离法向的较大角度范围内,本文设计的稀疏阵列成像精度虽会下降,但仍具有良好的聚焦性能,方位维分辨率可达 9.17 mm ,高度维分辨率可达 9.16 mm ,均小于 10 mm ,满足成像聚焦性能。

随后分别通过均匀阵列、单约束稀疏阵列、贝叶斯稀疏阵列以及本文所提算法设计的稀疏阵列,进行成像处理,并得到成像结果,选取成像结果中边缘点A分析其聚焦性能,给出方位维和高度维的剖面图,定量分析其成像聚焦性能,实验结果如图8所示。由图8和表3可以看出,在方位维和高度维,本文所提算法稀疏阵列相比于单约束稀疏阵列、贝叶斯稀疏阵列峰值旁瓣电平更低,分辨率更高。但是相比于均匀阵列,成像质量有所下降。在方位维峰值旁瓣电平从 -17.16 dB 升高到 -15.84 dB ,升高了 1.32 dB ,在高度维旁瓣电平从 -19.05 dB 升高到 -17.37 dB ,升高了 1.68 dB ,但是在阵列成本及馈电网络复杂度显著降低的情况下,成像质量的些许下降在可接收的范围内。

5.2 稀疏MIMO雷达三维重建算法实测数据验证

为了验证所提算法实际工作性能,采用实测数据进行验证。MIMO雷达系统采用二维阵列,阵列

表1 不同稀疏阵列算法计算效率对比分析
Tab. 1 Comparative analysis of computational efficiency of different sparse array algorithms

算法类型	迭代次数	平均运行时间/秒
单约束稀疏算法	30	6.753019
贝叶斯稀疏算法	150	21.689509
本文CMC-SA算法	50	12.467809

注:加粗数值表示本文所提算法的迭代次数和平均运行时间。

表2 多约束稀疏阵列成像不同位置点扩散函数定量分析

Tab. 2 Quantitative analysis of point spread functions at different positions for multi-constraint sparse array imaging

不同位置点	方位维峰值旁瓣比	方位维积分旁瓣比	3 dB宽度时方位维分辨率	高度维峰值旁瓣比	高度维积分旁瓣比	3 dB宽度时高度维分辨率
中心点	-16.12 dB	-9.77 dB	9.16 mm	-17.54 dB	-10.83 dB	9.16 mm
边缘点	-15.84 dB	-9.59 dB	9.17 mm	-17.37 dB	-10.47 dB	9.16 mm

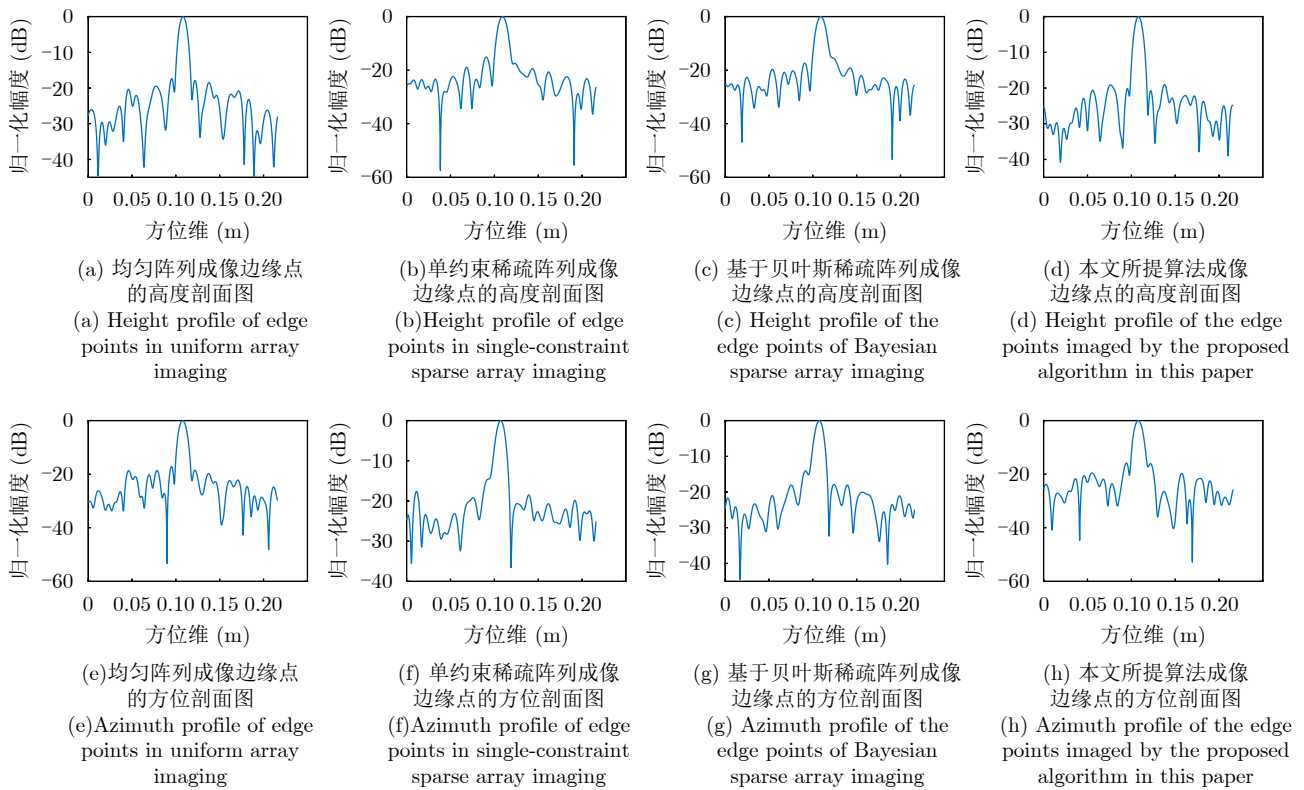


图 8 不同算法成像结果边缘点的剖面图

Fig. 8 Profile of edge points of imaging results of different algorithms

表 3 不同成像结果边缘点的剖面图定量分析

Tab. 3 Quantitative cross-sectional analysis of edge points with different imaging results

边缘点的 成像结果	方位维峰 值旁瓣比	3 dB宽度时 方位维分辨率	高度维峰 值旁瓣比	3 dB宽度时 高度维分辨率
均匀阵列成像	-17.16 dB	9.17 mm	-19.05 dB	9.16 mm
单约束稀疏阵列成像	-13.65 dB	9.20 mm	-15.10 dB	9.22 mm
贝叶斯稀疏阵列成像	-14.08 dB	9.19 mm	-17.35 dB	9.18 mm
本文所提算法成像	-15.84 dB	9.17 mm	-17.37 dB	9.16 mm

注: 加粗数值表示本文所提算法成像定量分析结果。

由15个子阵构成, 每个子阵包含32个发射阵元和32个接收阵元, 以口子型排列。收发阵元的数量各480个, 阵元间距为 0.5λ , 子阵中心与相邻子阵中心的间距为 31λ , 其中波长 λ 为0.01104 m。MIMO雷达成像系统相关参数如表4所示。雷达工作在Ka波段, 中心频率为27.17 GHz, 带宽7.68 GHz。被测人员站立于阵列平面前方约0.85 m处, 通过控制MIMO雷达系统完成成像扫描。

为了公平地比较不同阵列的性能, 基于同一组实测数据, 通过算法模拟阵列稀疏化的效果。首先使用完整的均匀MIMO阵列, 即图4(a)所示阵列对被测人员进行一次扫描, 采集得到完整的、未被欠采样的原始回波数据。随后在仿真实验中, 计算不同算法下稀疏阵列阵元位置。随后依据不同算法所

确定的阵元位置, 从完整数据中抽取对应阵元的回波数据, 进而构造出一个欠采样的数据集。最后将此数据集输入到RMA算法和特征恢复算法中进行处理。其中图9(a)所示的成像是均匀MIMO雷达采集到的回波经过RMA和特征恢复算法处理的成像结果图。图9(b)是利用单约束稀疏阵列算法, 稀疏化处理MIMO雷达阵列采集的回波, 经过RMA和特征恢复算法处理的成像结果图。图9(c)是基于贝叶斯稀疏阵列算法, 稀疏化处理MIMO雷达阵列采集的回波, 经过RMA和特征恢复算法处理的成像结果图。图9(d)是利用本文所提算法得到的成像结果图。

从定性的角度分析, 通过观察红框区域, 对比图9中的4幅成像结果图不难发现, 阵列经过稀疏化

表4 MIMO雷达成像系统相关参数
Tab. 4 Parameters of MIMO radar imaging system

雷达参数	数值	雷达参数	数值	雷达参数	数值
工作带宽	7.68 GHz	发射阵元	480个	子阵数量	15个
工作频率	27.17 GHz	接收阵元	480个	相邻子阵中心间距	0.342 2 m
目标距离	0.85 m	阵元间距	0.005 5 m		

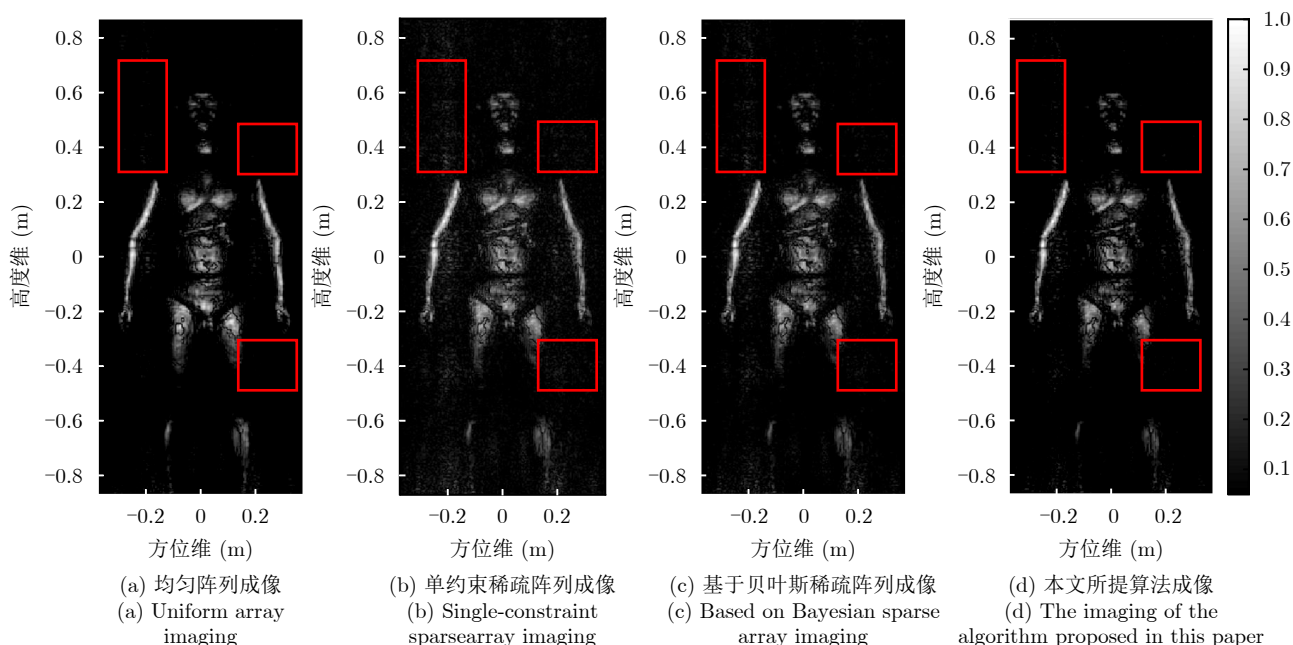


图9 均匀与稀疏阵列成像结果对比图

Fig. 9 Comparison chart of imaging results between uniform and sparse arrays

处理后, 由于成像算法主要基于傅里叶变换, 对于稀疏阵列非均匀采样得到的回波进行三维成像, 会受到旁瓣的影响, 成像结果对目标真实特征的恢复精度有限, 图9(a)的成像结果优于图9(b)、图9(c)、图9(d)。相比于单约束稀疏算法成像结果图9(b)和基于贝叶斯稀疏算法成像结果图9(c)而言, 本文所提算法成像结果图9(d)在解决强散射点旁瓣掩盖弱散射点主瓣而导致成像结果对比度差的问题上, 处理效果更好, 有效抑制了旁瓣干扰, 提升了图像质量。图9(a)成像的数据量为 $128 \times 480 \times 480$, 而图9(d)成像的数据量为 $128 \times 357 \times 340$ 。图9(a)、图9(d)的结果显示利用本文所提方法进行稀疏阵列成像可以在保证成像质量的同时, 使得成像数据量减少了47.32%, 且RMA算法的运算复杂度为 $O(N_{total} \log_2 N_{total})$, 均匀阵列成像的运算复杂度量级为 7.31×10^8 , 本文稀疏阵列成像的运算复杂度量级为 3.71×10^8 , 总运算复杂度降低了约49.3%。故本文所提算法能在保证成像质量的前提下, 降低系统馈电网络的复杂度。

从定量的角度分析, 通过计算不同算法下成像结果的图像熵对成像质量评判, 实验结果如表5所

表5 不同成像结果的图像熵分析

Tab. 5 Image entropy analysis of different imaging results

不同算法成像结果	图像熵/bit
均匀阵列成像	8.7218
单约束稀疏阵列成像	10.0215
贝叶斯稀疏阵列成像	9.1344
本文所提算法成像	8.9387

注: 加粗数值表示本文所提算法成像定量分析结果。

示。根据表5可知, 由于均匀阵列未做稀疏化处理, 其成像结果的图像熵最小, 成像质量最优。单约束稀疏阵列成像结果与贝叶斯稀疏阵列成像结果的图像熵大于本文所提算法的成像结果的图像熵, 说明本文所提算法处理的成像结果质量更优。虽然本文所提算法的图像熵略大于均匀阵列成像结果, 但相差只有0.216 9 bit, 由此可以看出, 两种成像性能处于同一水平, 但基于本文所提算法能有效减少阵元数量, 降低硬件成本。

6 结语

本文针对民航安检对近场高分辨率、低成本成像的紧迫需求, 提出一种“多约束协同稀疏阵列”

近场成像解决方案。该方法首先建立了集成主瓣、旁瓣与阵元稀疏度的多目标优化模型; 其次, 基于“分解-调和”思想实现了多约束下的权向量求解; 最后, 通过“一次全采样, 后处理模拟”的闭环实验范式, 客观评估了设计方案的有效性。仿真与实测结果表明, 在民航安检这一特定应用场景下, 本文算法设计的稀疏阵列在图像熵、聚焦性能等关键指标上均与均匀阵列处于同一水平, 且优于传统的单约束与贝叶斯方法, 成功解决了大规模安检面阵硬件成本昂贵的瓶颈问题。未来工作我们将重点研究阵列发射端与接收端的交替迭代优化策略, 以进一步提升稀疏阵列设计的理论最优性, 并在硬件系统层面开展更深入的验证, 以全面检验其在实际应用中的效能。

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] CHENG Yayun, YOU Yan, ZHU Dong, *et al.* Reflection removal using dual-polarization and saliency in millimeter-wave and terahertz imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(11): 9439–9447. doi: [10.1109/TGRS.2021.3049554](https://doi.org/10.1109/TGRS.2021.3049554).
- [2] HE Bo, GAO Yang, CAO Jing, *et al.* Millimetre-wave human image dangerous object detection based on faster R-CNN[C]. 2024 IEEE Cyber Science and Technology Congress (CyberSciTech), Boracay Island, Philippines, 2024: 363–368. doi: [10.1109/CyberSciTech64112.2024.00063](https://doi.org/10.1109/CyberSciTech64112.2024.00063).
- [3] ZHAO Dian, ZHANG Xikai, CUI Xin, *et al.* Design of MIMO imaging system by millimeter wave radar[C]. 2024 14th International Symposium on Antennas, Propagation and EM Theory (ISAPE), Hefei, China, 2024: 1–4. doi: [10.1109/ISAPE62431.2024.10840517](https://doi.org/10.1109/ISAPE62431.2024.10840517).
- [4] 杨小鹏, 马忠杰, 钟世超, 等. 基于遗传算法的无人机载穿墙三维SAR航迹规划方法[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(4): 731–746. doi: [10.12000/JR24068](https://doi.org/10.12000/JR24068).
YANG Xiaopeng, MA Zhongjie, ZHONG Shichao, *et al.* Trajectory planning method for UAV-through-the-wall 3D SAR based on a genetic algorithm[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(4): 731–746. doi: [10.12000/JR24068](https://doi.org/10.12000/JR24068).
- [5] KHAN S U, YANG Shiyu, WANG Luyu, *et al.* A modified particle swarm optimization algorithm for global optimizations of inverse problems[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2016, 52(3): 7000804. doi: [10.1109/TMAG.2015.2487678](https://doi.org/10.1109/TMAG.2015.2487678).
- [6] ZOU Bin, QIU Yu, and ZHANG Lamei. Ship detection using PolSAR images based on simulated annealing by fuzzy matching[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4015805. doi: [10.1109/LGRS.2021.3098026](https://doi.org/10.1109/LGRS.2021.3098026).
- [7] LIN D L Y, MAMAN L, EARLS J, *et al.* Optimization of antenna array configurations using deep learning[J]. *IEEE Open Journal of Antennas and Propagation*, 2025, 6(5): 1367–1374. doi: [10.1109/OJAP.2025.3578887](https://doi.org/10.1109/OJAP.2025.3578887).
- [8] LAMBERTI L L, ROLDAN I, YAROVOY A, *et al.* Sparse array placement for Bayesian compressive sensing based direction of arrival estimation[C]. 2024 IEEE Radar Conference (RadarConf24), Denver, USA, 2024: 1–6. doi: [10.1109/RadarConf2458775.2024.10548658](https://doi.org/10.1109/RadarConf2458775.2024.10548658).
- [9] HUANG Zixuan and CHENG Yujian. Near-field pattern synthesis for sparse focusing antenna arrays based on Bayesian compressive sensing and convex optimization[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2018, 66(10): 5249–5257. doi: [10.1109/TAP.2018.2860044](https://doi.org/10.1109/TAP.2018.2860044).
- [10] FUHRMANN D R and SAN ANTONIO G. Transmit beamforming for MIMO radar systems using partial signal correlation[C]. Conference Record of the Thirty-Eighth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers, 2004, Pacific Grove, USA, 2004: 295–299. doi: [10.1109/ACSSC.2004.1399140](https://doi.org/10.1109/ACSSC.2004.1399140).
- [11] HUANG Zixuan, CHENG Yujian, and YANG Haining. Synthesis of sparse near-field focusing antenna arrays with accurate control of focal distance by reweighted l_1 norm optimization[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2021, 69(5): 3010–3014. doi: [10.1109/TAP.2020.3025242](https://doi.org/10.1109/TAP.2020.3025242).
- [12] NAI S E, SER W, YU Z L, *et al.* Beampattern synthesis for linear and planar arrays with antenna selection by convex optimization[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2010, 58(12): 3923–3930. doi: [10.1109/TAP.2010.2078446](https://doi.org/10.1109/TAP.2010.2078446).
- [13] 陈秀琴, 李跃华, 孔令雄. 毫米波近场成像及图像增强算法研究[J]. 微波学报, 2023, 39(S1): 324–327.
CHEN Xiuqin, LI Yuehua, and KONG Lingxiong. Research on millimeter wave near field imaging and image enhancement algorithms[J]. *Journal of Microwaves*, 2023, 39(S1): 324–327.
- [14] 王爱春, 向茂生. 基于块压缩感知的SAR层析成像方法[J]. 雷达学报, 2016, 5(1): 57–64. doi: [10.12000/JR16006](https://doi.org/10.12000/JR16006).
WANG Aichun and XIANG Maosheng. SAR tomography based on block compressive sensing[J]. *Journal of Radars*, 2016, 5(1): 57–64. doi: [10.12000/JR16006](https://doi.org/10.12000/JR16006).
- [15] 邓理康, 张双辉, 张弛, 等. 一种基于多维交替方向乘子法的多输入多输出逆合成孔径雷达成像方法[J]. 雷达学报, 2021, 10(3): 416–431. doi: [10.12000/JR20132](https://doi.org/10.12000/JR20132).
DENG Likang, ZHANG Shuanghui, ZHANG Chi, *et al.* A multiple-input multiple-output inverse synthetic aperture

- radar imaging method based on multidimensional alternating direction method of multipliers[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(3): 416–431. doi: [10.12000/JR20132](https://doi.org/10.12000/JR20132).
- [16] SON H and JEONG C. Virtual MIMO beamforming for opportunistic cooperative time division multiple access[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2020, 68(12): 7521–7532. doi: [10.1109/TCOMM.2020.3019287](https://doi.org/10.1109/TCOMM.2020.3019287).
- [17] 李超, 刘畅, 高鑫. 基于距离向Scaling原理的聚束SAR极坐标格式成像算法[J]. 电子与信息学报, 2011, 33(6): 1434–1439. doi: [10.3724/SP.J.1146.2010.01068](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2010.01068).
Li Chao, Liu Chang, Gao Xin. Polar Format Imaging Algorithm Based on Range Scaling for Spotlight SAR[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(6): 1434–1439. doi: [10.3724/SP.J.1146.2010.01068](https://doi.org/10.3724/SP.J.1146.2010.01068).
- [18] LIANG Junli, ZHANG Xuan, SO H C, *et al.* Sparse array beampattern synthesis via alternating direction method of multipliers[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2018, 66(5): 2333–2345. doi: [10.1109/TAP.2018.2811778](https://doi.org/10.1109/TAP.2018.2811778).
- [19] 杨磊, 霍鑫, 申瑞阳, 等. 可信推断近场稀疏综合阵列三维毫米波成像[J]. 雷达学报(中英文), 2024, 13(5): 1092–1108. doi: [10.12000/JR24097](https://doi.org/10.12000/JR24097).
YANG Lei, HUO Xin, SHEN Ruiyang, *et al.* Credible inference of near-field sparse array synthesis for three-dimensional millimeter-wave imagery[J]. *Journal of Radars*, 2024, 13(5): 1092–1108. doi: [10.12000/JR24097](https://doi.org/10.12000/JR24097).
- [20] 王洪雁, 于若男. 基于稀疏和低秩恢复的稳健DOA估计方法[J]. 电子与信息学报, 2020, 42(3): 589–596. doi: [10.11999/JEIT190263](https://doi.org/10.11999/JEIT190263).
WANG Hongyan and YU Ruonan. Sparse and low rank recovery based robust DOA estimation method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2020, 42(3): 589–596. doi: [10.11999/JEIT190263](https://doi.org/10.11999/JEIT190263).
- [21] 谢鹏飞, 张磊, 吴振华. 融合 ω -K和BP算法的圆柱扫描毫米波三维成像算法[J]. 雷达学报, 2018, 7(3): 387–394. doi: [10.12000/JR17112](https://doi.org/10.12000/JR17112).
XIE Pengfei, ZHANG Lei, and WU Zhenhua. A three-dimensional imaging algorithm fusion with ω -K and BP algorithm for millimeter-wave cylindrical scanning[J]. *Journal of Radars*, 2018, 7(3): 387–394. doi: [10.12000/JR17112](https://doi.org/10.12000/JR17112).
- [22] S. Wu, L. Ding, P. Li, *et al.* Millimeter-Wave SAR Sparse Imaging With 2-D Spatially Pseudorandom Spiral-Sampling Pattern[J]. *IEEE Transactions on Microwave Theory and Techniques*, 2020, 68(11): 4672–4683. doi: [10.1109/TMTT.2020.3003033](https://doi.org/10.1109/TMTT.2020.3003033).
- [23] NEDIC A, OZDAGLAR A, and PARRILO P A. Constrained consensus and optimization in multi-agent networks[J]. *IEEE Transactions on Automatic Control*, 2010, 55(4): 922–938. doi: [10.1109/TAC.2010.2041686](https://doi.org/10.1109/TAC.2010.2041686).

作者简介

胡仲伟, 讲师, 主要研究方向为高分辨SAR成像及优化学习理论。

申瑞阳, 硕士生, 主要研究方向为毫米波成像与稀疏阵列构型设计。

霍鑫, 博士生, 主要研究方向为毫米波成像与稀疏阵列构型设计。

刘强, 高级工程师, 主要研究方向为雷达探测与成像。

孙兆阳, 研究员, 主要研究方向为雷达探测与成像。

杨磊, 教授, 主要研究方向为高分辨SAR成像及机器学习理论应用。

(责任编辑: 于青)