

基于2D-SOONE算法的MIMO稀疏面阵二维成像

陈桥, 童宁宁, 胡晓伟, 丁姗姗, 胡仁荣

(空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051)

摘要 为了解决采用传统的1D-CS算法进行分维处理时丢失耦合信息导致越单元徙动、影响成像质量且运算时间长的问题,研究了接收阵元整行整列稀疏的MIMO面阵结构特性,分析了该稀疏面阵所接收回波信号的二维联合稀疏特性,采用2D-SOONE算法对回波信号进行二维联合重构,算法采用序列一阶负指数取代传统SL0算法的高斯函数,拓至二维并利用梯度投影求解,具有二维联合重构性能的同时提高重构精度。通过实验,仿真了该算法在不同阵列稀疏度、不同信噪比下用于MIMO稀疏面阵的成像效果。仿真结果表明,2D-SOONE抑制了传统的1D-CS算法的越单元徙动问题,减少了运算时间,且成像质量较2D-SL0更优。

关键词 MIMO;二维成像;二维联合稀疏;2D-SOONE

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2019.04.016

中图分类号 TN957.51 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2019)04-0105-06

Sparse MIMO Planar Array 2D-Imaging Based on 2D-SOONE Algorithm

CHEN Qiao, TONG Ningning, HU Xiaowei, DING Shanshan, HU Renrong

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: Sparse recovery algorithm can realize sparse MIMO planar array two-dimensional imaging. When the traditional 1D-CS algorithm is adopted to treat with the dimension-sorting in processing, there will be a loss of the coupling information, the migration of cell will be caused by, the image is poor in quality, and time is too long in operation. For the reason mentioned above, the structure characteristics of MIMO planar array are studied in this paper. The paper analyzes the joint sparse feature of the two-dimensional data accepted by MIMO and realizes the joint reconstruction of the two-dimensional data by adopt 2D-SOONE algorithm. The algorithm uses sequential order one negative exponential function instead of Gaussian function of the traditional SL0 algorithm, extends to the two dimensions and solved by gradient projection, and has the performance of the two dimensional joint reconstruction, and the precision of reconstruction is improved. Through experiments, the imaging effect of the algorithm for MIMO sparse array is simulated under different array sparsity and SNR. The simulation results show that the 2D-SOONE algorithm suppresses the cell migration problem of the traditional 1D-CS algorithm, and reduces the operation time. The imaging quality is better than that of the 2D-SL0 algorithm.

Key words: two-dimensional imaging; two-dimensional joint sparse; 2D-SOONE

收稿日期: 2019-04-27

基金项目: 国家自然科学基金(6157010318)

作者简介: 陈桥(1994—),男,天津武清人,硕士生,主要从事目标探测与识别研究。E-mail:1498682392@qq.com

引用格式: 陈桥,童宁宁,胡晓伟,等.基于2D-SOONE算法的MIMO稀疏面阵二维成像[J].空军工程大学学报(自然科学版),2019,20(4):105-110. CHEN Qiao, TONG Ningning, HU Xiaowei, et al. Sparse MIMO Planar Array 2D-Imaging Based on 2D-SOONE Algorithm [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2019, 20(4): 105-110.

MIMO 雷达在发射端发射相互正交的波形,在接收端进行分离,形成远多于实际阵元的虚拟阵列,与逆合成孔径雷达(ISAR)的特点相结合进行成像,利用空间采样取代时间采样,可以实现单次快拍。文献[1]将压缩感知运用到稀疏阵列 MIMO 成像减少了阵元数量,但其仅采用 1D-CS 算法恢复二维信号,成像质量有待提高。文献[2~3]研究了二维稀疏信号的特征,指出 1D-CS 算法恢复二维数据会带来单元徙动问题。文献[4]针对 CS 雷达特点提出了一种 2D 联合稀疏模型并应用于 ISAR 成像,提高了成像质量。本文就 MIMO 稀疏面阵二维成像问题进行了研究,分析了 MIMO 回波信号二维联合稀疏特征,引入 2D-SOONE 算法,对二维信号进行联合重构,抑制了 1D-CS 处理带来的单元徙动问题,获得了更高的成像质量,同时减少了运算时间。

1 MIMO 稀疏阵列回波信号建模

1.1 稀疏面阵模型

如图 1(a)所示,为一个 4 发 25 收的 MIMO 雷达平面阵列^[5],其中收发阵元以坐标原点为中心构成了正方形面阵,相邻收、发阵元间距分别为 $2d$ 、 $10d$ 。假设目标位于雷达远场区,根据相位中心近似(Phase Center Approximation)原理,以上 M^2 发 N^2 收 MIMO 平面阵列可近似等效为一个 $MN \times MN$ 的收发共用正方形平面阵列。因此,图 1(a)中的 4 发 25 收的 MIMO 平面阵列可等效为 10×10 收发共用正方形阵列,且等效收发阵元的间距为 d 。可以看出该 MIMO 雷达阵列具有以下优点:①该阵列所需的发射阵元数量远小于接收阵元,这可以降低正交波形设计的难度,减少发射成本;②该阵列具有对称结构,在 X 轴和 Y 轴方向具有相同的分辨能力。在 M^2 发 N^2 收均匀 MIMO 面阵基础上,令发射阵元不变,仅采用接收面阵中的部分阵元作为接收阵元,构成稀疏阵列,阵列的示意图见图 1,在该阵列中仅某些行或列上的所有阵元缺失,而在这些行和列以外的阵元均保留。假设原来面阵有 N 个阵元,阵列稀疏后有 N' 个阵元,那么定义稀疏度为 $\eta = \frac{N - N'}{N} \times 100\%$ 。从信号处理角度看,该稀疏阵列数据形式与满阵列数据形式类似^[6]。

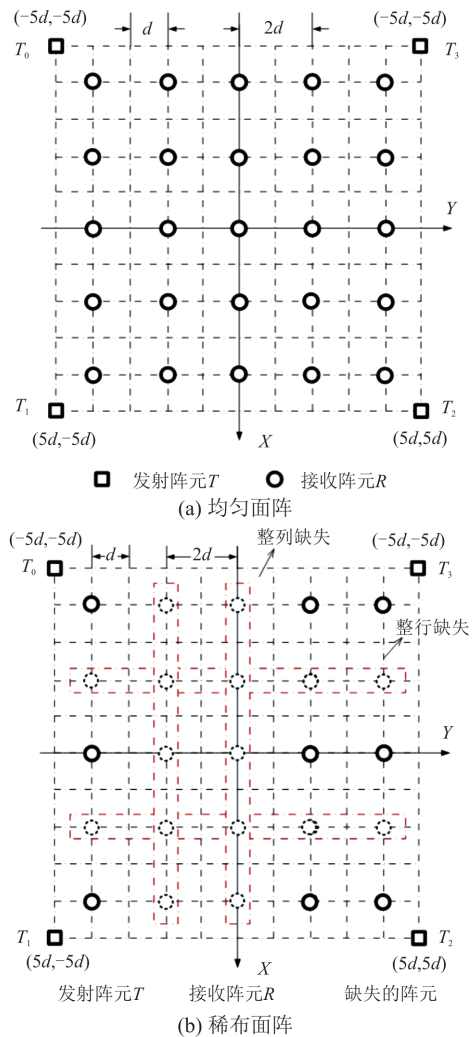


图 1 MIMO 面阵模型

1.2 回波信号模型

假设阵列发射一组相互正交的宽带相位编码(Pulse Code Modulation, PCM)信号,其中第 m 个发射信号(基频)形式为:

$$\varphi_m(t) = \exp\{j\phi_m(t)\} \quad (1)$$

式中: $m=0, 1, \dots, M^2-1$; 快时间为 t , 发射的相位编码函数用 $\phi_m(t)$ 表示。考虑一个包含 U 个散射中心的远场目标, 设 O 为目标上的一个参考点, MIMO 阵列中心到参考点 O 的单位方向矢量为 $\mathbf{n}_0 = (n_x, n_y, n_z)^T$, $n_z > 0$, 即目标可以位于斜视条件下。发射阵列为 M^2 个, 接受阵列为 N^2 个, 接受阵元间距为 $2d$, 发射阵元间距为 $2Nd$, 假设目标上第 q 个散射点 Q 与第 m 个发射阵元 T_m 和第 n 个接收阵元 R_n 的距离分别为 $T_m Q$ 和 $R_n Q$ 。MIMO 雷达对目标是我单次快拍成像, 可认为目标相对雷达是静止状态。对信号进行去载频处理以后, 第 n 个接收阵元接收到的目标回波信号可表示为:

$$y_n(t) = \sum_{q=0}^{U-1} \sum_{m=0}^{M^2-1} \sigma_q \varphi_m [t - (T_m Q + R_n Q)/c] \cdot$$

$$\exp[-j2\pi(T_m\mathbf{Q} + R_n\mathbf{Q})/\lambda] \quad (2)$$

式中: $n=0, 1, \dots, N^2-1$; $q=1, 2, \dots, Q$; σ_q 为对应于散射点 \mathbf{Q} 的散射系数; c 为光速。经匹配滤波器组后, 每路回波信号会分离出 M^2 个信号, 则第 n 个接收阵元输出的第 m 路信号可表示为:

$$y_{nm}(t) = \sum_{q=0}^{U-1} \sigma_q p_m[t - (T_m\mathbf{Q} + R_n\mathbf{Q})/c] \cdot$$

$$\exp[-j2\pi(T_m\mathbf{Q} + R_n\mathbf{Q})/\lambda] \quad (3)$$

式中: $p_m(t)$ 对应于第 m 个发射信号的自相关。利用近似关系 $T_m\mathbf{Q} + R_n\mathbf{Q} - T_m\mathbf{O} - R_n\mathbf{O} \approx 2\overline{\mathbf{OQ}}^T \mathbf{n}_0$, 则散射点 \mathbf{Q} 在不同收发阵元下的回波将被校正到相同的距离单元实现包络对齐。

$$\hat{y}_{nm}(t) = \sum_{q=0}^{U-1} \sigma_q p(t - 2\mathbf{q}^T \mathbf{n}_0/c) \cdot$$

$$\exp[-j2\pi(T_m\mathbf{Q} + R_n\mathbf{Q})/\lambda] \quad (4)$$

式中: $\mathbf{q} = \overline{\mathbf{OQ}}$ 。在对方位向进行聚焦时, 令 O 点为中心。该校正过程可表示为:

$$\bar{y}_{nm}(t) = \hat{y}_{nm}(t) \exp[-j2\pi(T_m\mathbf{O} + R_n\mathbf{O})/\lambda]^* \quad (5)$$

根据文献[8]中所介绍引理, 式(5)中的距离项可进一步表示为:

$$T_m\mathbf{O} + R_n\mathbf{O} - T_m\mathbf{Q} - R_n\mathbf{Q} \approx \Delta r_q + [\mathbf{q} - (\mathbf{q}^T \mathbf{n}_0) \mathbf{n}_0]^T (\overline{T_0 T_m} + \overline{R_0 R_n})/r \quad (6)$$

式中: $\Delta r_q = T_0\mathbf{O} + R_0\mathbf{O} - T_0\mathbf{Q} - R_0\mathbf{Q}$; r 为目标到阵列中心的距离。根据图1所示MIMO结构, 阵元 T_m 的坐标可用 $(2m_1Nd, 2m_2Nd, 0) + P_T$ 表示, $m_1=0, 1, \dots, M-1, m_2=0, 1, \dots, M-1, R_n$ 的位置坐标可以表示为 $(2n_1d, 2n_2d, 0) + P_R, n_1=0, 1, \dots, N-1, n_2=0, 1, \dots, N-1$ 。其中, P_T, P_R 是阵元 T_0 和 R_0 的坐标。因此, $\overline{T_0 T_m} + \overline{R_0 R_n} = (2m_1Nd + 2n_1d, 2m_2Nd + 2n_2d, 0)$ 。令 $a = m_1N + n_1, b = m_2N + n_2, a = b = 0, 1, \dots, MN-1$, 可以进一步得到 $\overline{T_0 T_m} + \overline{R_0 R_n} = (2ad, 2bd, 0)$ 。令 $\bar{z}_q = \mathbf{q}^T \mathbf{n}_0, \bar{\mathbf{q}} = \mathbf{q} - (\mathbf{q}^T \mathbf{n}_0) \mathbf{n}_0, \bar{\mathbf{q}} = (\bar{x}_q, \bar{y}_q, \bar{z}_q)$, 并将式(6)代入式(5), 则目标回波信号可表示为:

$$\tilde{y}_{ab}(t) = \sum_{q=0}^{U-1} \sigma_q p(t - 2\bar{z}_q/c) \cdot \exp[j4\pi(\Delta r_q/2 + a\bar{x}_q d/r + b\bar{y}_q d/r)/\lambda] \quad (7)$$

离散采样快时间, $t = i \cdot \Delta t, i = 0, 1, \dots, I-1$, 其中 Δt 为采样间隔, I 为采样数。则式(7)的离散化形式可表示为:

$$\bar{y}_{ab}(i) = \sum_{q=0}^{U-1} \bar{\sigma}_q(i) \exp[j2\pi(a\omega_x^q + b\omega_y^q)] \quad (8)$$

式中:

$$\begin{cases} \bar{\sigma}_q(i) = \sigma_q p(i\Delta t - 2\bar{z}_q/c) \exp(j2\pi\Delta r_q/\lambda) \\ \omega_x^q = 2d\bar{x}_q/\lambda r, \quad \omega_y^q = 2d\bar{y}_q/\lambda r \end{cases}$$

观察式(8)可以看到, 匹配滤波的同时也实现了

距离压缩。经过包络对齐和相位校正后, 假设在稀疏面阵中存在 N_1 行 N_2 列阵元, 则其等效阵列共包含 $K = MN_1$ 行和 $L = MN_2$ 列收发共用阵元。其回波(9)可表示为对式(8)均匀面阵二维数据的结构化采样[8]:

$$\bar{y}_{\bar{a}\bar{b}}(i) = \sum_{q=0}^{U-1} \bar{\sigma}_q(i) \exp\{j2\pi[G(\bar{a})\omega_x^q + H(\bar{b})\omega_y^q]\} \quad (9)$$

式中: $\bar{a} = 0, 1, \dots, K-1, \bar{b} = 0, 1, \dots, L-1, G, H$ 均为集合 $[0 : MN-1]$ 的子集, 由 R/C-SA 结构决定, 且 $|G| = K, |H| = L$ 。

2 基于2D-SOONE的MIMO稀疏面阵二维成像方法

2.1 二维联合稀疏性分析

目前在MIMO二维成像方面, 大多数算法都是在解耦条件下进行的研究, 即先基于CS进行一维的高分辨成像之后, 再基于CS进行方位向的高分辨成像[9-10], 这种处理方式人为地割裂了图像二维联合稀疏特征。

文献[11]指出: 当原始信号在双字典下稀疏, 且字典具有可分离的特点, 信号具备行或列独立稀疏表征能力时, 二维联合稀疏模型与雷达系统的观测模型相匹配, 运用二维联合稀疏恢复算法重构目标像, 性能更稳定, 可以使CS雷达成像质量进一步提高。

当观察式(9)MIMO二维稀疏数据, 稀布阵列的回波是非均匀采样, 且满足上述模型特点。将其表示为矩阵形式:

$$\bar{\mathbf{Y}} = \bar{\Phi}_1 \mathbf{X} \bar{\Phi}_2^T \quad (10)$$

二维联合稀疏模型定义为:

$$\min_{\mathbf{X}} \|\mathbf{X}\|_1, \quad \text{s. t.} \quad \bar{\mathbf{Y}} = \bar{\Phi}_1 \mathbf{X} \bar{\Phi}_2^T \quad (11)$$

其中 \mathbf{X} 在双感知矩阵下满足如下稀疏结构:

$$\bar{\mathbf{Y}} = \bar{\Phi}_1 \mathbf{X} \bar{\Phi}_2^T \quad \text{s. t.} \quad \begin{cases} \|\mathbf{X}\|_0 = K \\ \bar{\mathbf{Y}} = \bar{\Phi}_1 \mathbf{X}_1, \quad \|\mathbf{X}_1\|_0 = K_1 \\ \bar{\mathbf{Y}} = \mathbf{X}_2 \bar{\Phi}_2^T, \quad \|\mathbf{X}_2\|_0 = K_2 \end{cases} \quad (12)$$

式中: $\bar{\mathbf{Y}} \in C^{K \times L}, \bar{\Phi}_1 \in C^{K \times MN}, \bar{\Phi}_2 \in C^{L \times MN}, \mathbf{X} \in C^{MN \times MN}, \mathbf{X}_1 \in C^{MN \times L}, \mathbf{X}_2 \in C^{K \times MN}$, 且满足 $K \leq MN, L \leq MN; K, K_1, K_2$ 分别为 $\mathbf{X}, \mathbf{X}_1, \mathbf{X}_2$ 的稀疏度; $\|\cdot\|_0$ 代表矩阵中非零元的个数, 其中:

$$\bar{\mathbf{Y}} = \begin{bmatrix} \bar{y}_{00} & \bar{y}_{01} & \cdots & \bar{y}_{0(L-1)} \\ \bar{y}_{10} & \bar{y}_{11} & \cdots & \bar{y}_{1(L-1)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \bar{y}_{(K-1)0} & \bar{y}_{(K-1)1} & \cdots & \bar{y}_{(K-1)(L-1)} \end{bmatrix} \quad (13)$$

$$\bar{\Phi}_1 = \begin{bmatrix} 1 & \Omega^{G(0)} & \cdots & \Omega^{(MN-1)G(0)} \\ 1 & \Omega^{G(1)} & \cdots & \Omega^{(MN-1)G(1)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & \Omega^{G(K-1)} & \cdots & \Omega^{(MN-1)G(K-1)} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$$\bar{\Phi}_2 = \begin{bmatrix} 1 & \Omega^{H(0)} & \cdots & \Omega^{(MN-1)H(0)} \\ 1 & \Omega^{H(1)} & \cdots & \Omega^{(MN-1)H(1)} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ 1 & \Omega^{H(L-1)} & \cdots & \Omega^{(MN-1)H(L-1)} \end{bmatrix} \quad (15)$$

式中: $\Omega = \exp(j \frac{2\pi}{MN})$; \bar{Y} 为回波信号矩阵; $\bar{\Phi}_1$ 和 $\bar{\Phi}_2$ 为稀疏阵列结构所决定的稀疏字典; \bar{X}_1 与 \bar{X}_2 表示 1D 重构的一维像; X 表示目标二维图像。

2.2 算法成像分析

基于以上分析,本文采用一种二维联合稀疏恢复算法 2D-SOONE^[12] 来实现二维稀疏矩阵的直接重构。该算法重构精度较高,且相比于 1D-CS 重构方法,计算复杂度大幅降低。该算法将文献[13]中的基于序列一阶负指数函数(Sequential Order One Negative Exponential Function, SOONE)的方法推广到二维形式,再利用梯度投影(Gradient Projection)方法求解,其中,SOONE 函数的二维形式可表示为 $G_\sigma(X) = \sum_{i,j} \exp(-|x_{ij}|/\sigma)$ 。而 2D-SL0 算法采用的指数函数是 $F_\sigma(X) = \sum_{ij} \exp(-x_{ij}^2/2\sigma^2)$ 。2D-SOONE 算法相比于 2D-SL0 算法有更高概率得到最稀疏解。为将二维形式的 SOONE 函数用于问题(15)的求解,相比于一维信号重构过程,需要修改某些步骤。稀疏矩阵初始化为:

$$\hat{X}_0 = \bar{\Phi}_1^+ (\bar{Y}^+)^T \quad (16)$$

式中: $(\cdot)^+$ 表示矩阵的伪逆。当重构一维稀疏信号时,有 $y - \Phi x = \Phi(x_0 - x)$, 其中 x_0 和 x 分别代表原始稀疏信号及其重构得到信号。因此, $\Phi^+(y - \Phi x)$ 就是 $x_0 - x$ 的最小 l_2 范数估计。一维信号 x' 在解空间 $x = \{x : |\Phi x - y|_2 < \epsilon\}$ 的投影为:

$$x = \arg \min_x \|x - x'\| = x' + \Phi^+(y - \Phi x) \quad (17)$$

当重构二维稀疏信号时,类似的,有 $\bar{Y} - \bar{\Phi}_1 \bar{X} \bar{\Phi}_2^T = \bar{\Phi}_1 (X_0 - X) \bar{\Phi}_2^T$, 所以 $S_0 - S$ 的最小 l_2 范数估计为:

$$\bar{\Phi}_1^+ (\bar{\Phi}_1 (X_0 - X) \bar{\Phi}_2^T) (\bar{\Phi}_2^+)^T = \bar{\Phi}_1^+ (\bar{Y} - \bar{\Phi}_1 \bar{X} \bar{\Phi}_2^T) (\bar{\Phi}_2^+)^T \quad (18)$$

所以,估计的二维稀疏信号可表示为:

$$\hat{X} = X + \bar{\Phi}_1^+ (\bar{Y} - \bar{\Phi}_1 \bar{X} \bar{\Phi}_2^T) (\bar{\Phi}_2^+)^T \quad (19)$$

将算法归纳如下:

步骤 1 初始化:

1) 令 \hat{X}_0 表示 $\bar{Y} = \bar{\Phi}_1 \bar{X} \bar{\Phi}_2^T$ 的最小 L_2 范数解,

有 $\hat{X}_0 = \bar{\Phi}_1^+ (\bar{Y}) (\bar{\Phi}_2^+)^T$ 。

2) 为参数 $\{\sigma\}$ 选择合适的递减序列 $[\sigma_1, \dots, \sigma_J]$ 。

步骤 2 主循环

for $j=1, \dots, J$:

1) 令 $\sigma = \sigma_j, \beta = \frac{J-j/2+1}{J}$ 为辅助变量。

2) 利用 L 次最速下降法,迭代求解函数 $G_\sigma(X)$ 在解空间上的最小值,然后将重构信号投影到解空间中:

初始化: $X = \hat{X}_{j-1}$ 。

for $l=1, 2, \dots, L$ (也即迭代 L 次)

令 $\gamma = \frac{L-l/2+1}{L}$ 为另一个辅助变量。

$$\delta \triangleq -\sigma \nabla G_\sigma(X) = \frac{X_{ij}}{|X_{ij}|} \exp(-\frac{|X_{ij}|}{\sigma})$$

令 $X \leftarrow X - \mu \delta$, 其中,参数 μ 为被 j 和 l 定义的非负变量。

将信号 X 投影到解空间中: $X \leftarrow X + \bar{\Phi}_1^+ (\bar{Y} - \bar{\Phi}_1 X \bar{\Phi}_2^T) (\bar{\Phi}_2^+)^T$ 。

令 $\hat{X}_j = X$ 。

步骤 3 获得重构信号 $\hat{X} = \hat{X}_J$ 。

3 仿真实验及分析

利用图 2 仿真目标波音 747 飞机,分析所提 2D-SOONE 算法的 MIMO 二维联合成像性能。阵列及波形实验参数见表 1。

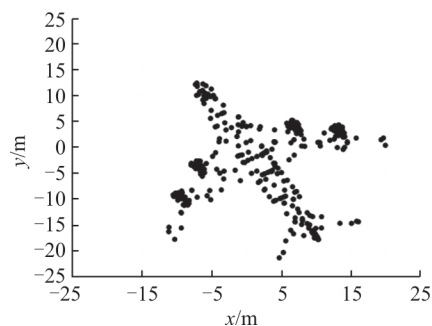


图 2 波音 747 散射点模型

表 1 阵列及波形实验参数

发射 阵元 数/ 个	发射 间隔/ m	接收 阵元 数/ 个	接收 间隔/ m	发射 信号 载频/ GHz	信号 脉宽/ ns	发射 信号 带宽/ MHz	采样 频率/ GHz
4	120	20	6	10	80	500	5

随机剔除 20 行、20 列接收阵元,得到稀疏度 $\eta=50\%$ 的阵列接收数据。图 5 为运用典型的 FFT、1D-SBL、2D-SL0 和 2D-SOONE 成像算法得到的目标二维图像,其中 2D-SL0 和 2D-SOONE 算

法中 $L=10, \sigma_f=0.2, L_0=10, L_1=8$ 。

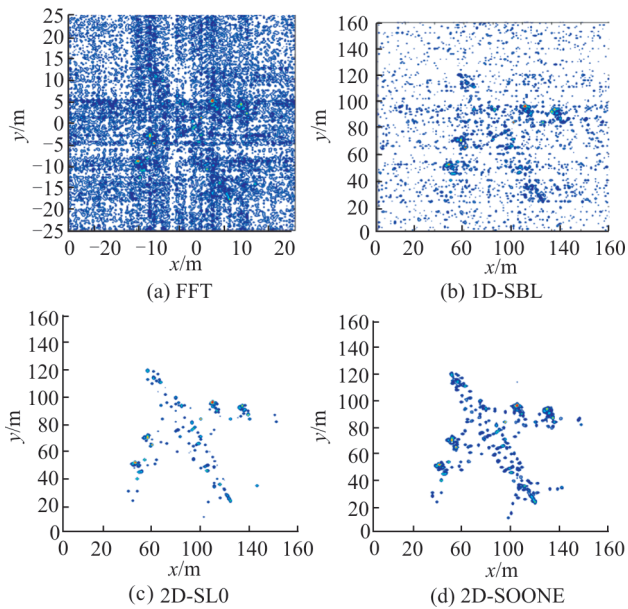


图3 各算法成像效果图

可以看出,对于稀疏阵列,FFT成像算法所成图像模糊严重成像效果差,如图3(a)所示。1D-SBL算法的成像效果虽然有所改善,但因为单元徙动使耦合信息丢失,所以成像效果并不理想,见图3(b)。利用二维联合重构的2D-SL0与2D-SOONE算法成像质量显著提高,且2D-SOONE算法的成像效果更好,见图3(c~d)。

为了进一步对算法的成像效果进行定量分析,采用图像的均方误差(Mean Square Error, MSE)为评价指标对成像效果进行评价。图像的均方误差为:

$$MSE = \frac{\| \mathbf{S}_2 - \mathbf{S}_1 \|_F^2}{\| \mathbf{S}_1 \|_F^2} \quad (20)$$

式中: \mathbf{S}_1 代表均匀满阵得到的回波信号; \mathbf{S}_2 为稀疏阵列得到的回波信号^[14]。

为检验所提算法对MIMO阵列稀疏度的适应性,设置稀疏度以5%为间隔,由10%上升到50%,每个稀疏度下都进行100次蒙特卡罗仿真,图像均方误差随稀疏度变化曲线见图4。

从图中可以看出,随着阵列稀疏度增加,尽管3种算法的成像均方误差都在增加,但2D-SOONE算法的均方误差一直最小,说明2D-SOONE算法的稀疏成像效果最好。

为检验所提算法在不同信噪比下的成像性能,设置MIMO阵列稀疏度为50%,令信噪比以5dB为间隔,由5dB变化到40dB,进行100次蒙特卡罗仿真试验,图像均方误差随信噪比变化曲线见图5。

从图5中可以看到,虽然3种算法的成像均方误差都随着阵列信噪比增加而降低,但2D-SOONE算法的均方误差始终最小,所以在不同信噪比下2D-SOONE算法的稀疏成像效果最好。

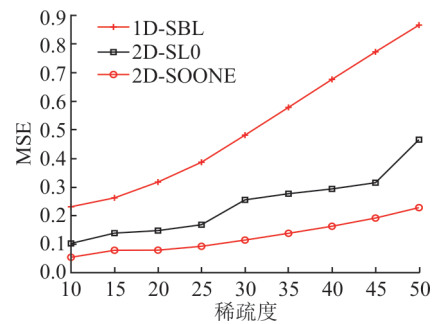


图4 各算法成像均方误差随稀疏度变化曲线

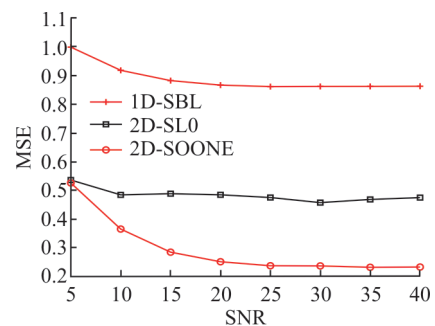


图5 各算法成像均方误差随信噪比变化曲线

在相同的仿真条件下,对3种算法的运算时间检验,结果见表2。其中1D-SBL算法运行时间最长,2D-SL0算法运算时间最短,2D-SOONE算法运算时间略长于2D-SL0算法,但只增加了毫秒数量级。

表2 各算法在不同阵列稀疏度与信噪比下的运算时间

稀疏度/%	20	30	40	50
信噪比/dB	5	15	25	35
1D-SBL/s	23.48	17.46	15.17	12.28
2D-SL0/s	0.18	0.12	0.10	0.07
2D-SOONE/s	0.26	0.22	0.17	0.15

综上所述,综合考虑3种算法的成像效果图、图像均方误差质量与运算时间,2D-SOONE算法的成像性能最好。

4 结语

本文用二维联合稀疏模型表示MIMO回波信号结构稀疏特征,采用二维联合稀疏重构算法对MIMO接受数据进行二维成像处理,所采用的基于序列一阶复指数函数和梯度投影的二维联合稀疏恢复算法(2D-SOONE)具有优异的二维联合重构性能。运用仿真实验对算法的成像效果图和在不同稀疏度、信噪比条件下算法的图像均方误差进行了检验。仿真结果表明,相比传统的1D-SBL,二维联合稀疏重构算法2D-SL0和2D-SOONE具有更好的成像效果,且2D-SOONE用于MIMO稀疏面阵二

维成像性能更优。

参考文献(References):

- [1] 顾福飞, 池龙, 张群, 等. 基于压缩感知的稀疏阵列 MIMO 雷达成像方法[J]. 电子与信息报, 2011, 33(10):2452-2457.
GU F F, CHI L, ZHANG Q, et al. Sparse Array MIMO Radar Imaging Method Based on Compressed Sensing[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2011, 33(10):2452-2457. (in Chinese).
- [2] CHI Y J, SCHARF L L, PEZESHKI A, et al. Sensitivity to Basis Mismatch in Compressed Sensing [J]. IEEE Trans Signal Process, 2011, 59(5): 2182-2195.
- [3] HU X W, TONG N N, SONG B J, et al. Joint Sparsity-Driven 3D Imaging Method for MIMO Radar with Sparse Antenna array[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2011(5), 709-720.
- [4] 李少东, 杨军, 陈文峰, 等. 基于压缩感知的雷达成像技术与应用研究进展[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(2):496-505.
LI S D, YANG J, CHEN W F, et al. Research Progress of Radar Technology and Application Based on Compressed Sensing[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(2):496-505. (in Chinese)
- [5] 胡晓伟, 童宁宁, 何兴宇, 等. 基于 Kronecker 压缩感知的宽带 MIMO 雷达高分辨三维成像[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(6):1475-1481.
HU X W, TONG N N, HE X Y, et al. Bandwidth MIMO Radar 3D High Resolution Imaging Based on Kronecker Compression Sensing[J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2016, 38(6): 1475-1481. (in Chinese)
- [6] HU X W, TONG N N, HE X Y, et al. Multiple-Input-Multiple-Output Radar Super-Resolution 3D Imaging Based on a Dimension-Reduction Compressive Sensing[J]. IET Radar, Sonar & Navigation, 2016, 10(4):757-764.
- [7] MA C Z, YEO T S, TAN C S, et al. Three-Dimensional Imaging of Targets Using Colocated MIMO Radar [J]. IEEE Trans Geosci Remote Sens, 2011, 49(8): 3009-3021.
- [8] HU X W, TONG N N, HE X Y, et al. Matrix Completion-Based MIMO Radar Imaging with Sparse Planar Array[J]. Signal Processing, 2017, 131:49-57.
- [9] WANG L, ZHAO L F, WAN C R, et al. Enhanced ISAR Imaging by Exploiting the Continuity of the Target Scene [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(9): 5736-5750.
- [10] ZHANG S S, ZONG Z L, TIAN Z, et al. High-Resolution Bistatic ISAR Imaging Based on Two-Dimensional Compressed Sensing[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation, 2015, 63(5): 2098-2111.
- [11] 李少东, 陈文峰, 杨军, 等. 二维稀疏信号的联合压缩感知方法研究[J]. 信号处理, 2016, 32(4):396-397.
LI S D, CHEN W F, YANG J, et al. A Two Dimensional Signal Jointly Reconstruction Method Based on Compressive Sensing[J]. 2016, 32(4): 396-402. (in Chinese)
- [12] HE X Y, TONG N N, HU X W, et al. Two-Dimensional Gradient Projection Method for Sparse Matrix Reconstruction[J]. Electronics Letters, 2017, 52(3): 1212-1220.
- [13] MA C Z, YEO T S, ZHAO Y, et al. MIMO Radar 3D Imaging Based on Combined Amplitude and Total Variation Cost Function with Sequential Order One Negative Exponential Form [J]. IEEE Trans Image Process, 2014, 23(5): 2168-2183.
- [14] 童宁宁, 赵小茹, 丁姗姗, 等. 采用复合三角函数实现 MIMO 雷达单快拍成像的平滑 l_0 范数改进算法[J]. 电子与信息学报, 2017, 39(12): 2803-2810.
TONG N N, ZHAO X R, DING S S, et al. Improved Smoothed l_0 Norm Algorithm for MIMO Radar Signal Snapshot Imaging via Composite Trigonometric Function[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2017, 39(12): 2803-2810. (in Chinese)
- [15] 李少东, 陈文峰, 杨军, 等. 一种快速复数线性 Bregman 迭代算法及其在 ISAR 成像中的应用[J]. 中国科学(信息科学), 2015, 45(9):1179-1196.
LI S D, CHEN W F, YANG J, et al. A Fast Complex Linearized Bregman Iteration Algorithm and Its Application in ISAR Imaging[J]. Science China (Information Science), 2015, 45(5):1179-1196. (in Chinese)
- [16] HE X Y, TONG N N, HU X W, et al. Dynamic ISAR Imaging of Maneuvering Targets Based on Sparse Matrix Recovery[J]. Signal Process, 2017, 134:123-129.

(编辑: 徐敏)