

模式耦合稀疏贝叶斯 MIMO 雷达成像

胡仁荣¹, 童宁宁¹, 何兴宇¹, 苏于童²

(1. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051; 2. 西安交通大学数学与统计学院, 西安, 710049)

摘要 通过压缩感知稀疏恢复理论可利用少量 MIMO 雷达收发阵元实现对目标的高分辨成像。利用 MIMO 雷达目标图像的块稀疏特性, 将模式耦合稀疏贝叶斯学习算法应用于 MIMO 雷达成像, 首先建立 MIMO 面阵回波信号模型, 引入模式耦合稀疏贝叶斯分层模型, 将相邻系数通过共用超参数的方法耦合起来。通过贝叶斯推理得到雷达信号的估计式, 再通过 EM 算法实现对超参数的迭代估计, 进而实现对雷达信号的估计, 直到信号满足误差允许范围, 最后重构信号实现 MIMO 阵列高分辨成像。仿真实验表明, 该方法的成像效果在图像的聚焦性能上优于传统的傅里叶、稀疏贝叶斯算法, 在散射点重构上优于 OMP 算法。

关键词 雷达成像; MIMO 阵列; 压缩感知; 稀疏贝叶斯学习

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2018.04.012

中图分类号 TN957.51 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2018)04-0066-06

MIMO Radar Imaging Based on Pattern-Coupled Sparse Bayesian Learning

HU Renrong¹, TONG Ningning¹, HE Xingyu¹, SU Yutong²

(1. Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. School of Mathematics and Statics, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: MIMO radar imaging relies on data acquired by a large number of transceivers, and a small number of MIMO radar can be used to realize high resolution imaging of the target by means of compressed sensing sparse recovery theory. This paper utilizes the Pattern-coupled sparse bayesian learning algorithm applied to MIMO radar imaging. For this reason, the paper proposes a MIMO radar imaging method based on PCSBL. The method utilizes the corresponding characteristics at the target adjacent scattering points described by a pattern-coupled hierarchical Gaussian prior and the Expectation-Maximization algorithm for realizing the iterative estimation of the hype-parameter, and for further reconstructing the radar target block region accurately. The simulation results show that this method is better than the traditional Fourier and Sparse bayesian algorithm, and is better than the OMP algorithm in scattering point reconstruction.

Key words: radar imaging; MIMO array; compressive sensing; sparse bayesian learning

基于稀疏理论研究雷达成像问题时, 通常认为目标散射点离散地分布在成像场景, 即将目标考虑为点散射模型, 再根据目标散射点建立目标回波模型, 对其进行离散化处理通过重构算法实现目标

像重构。文献[1]利用 CS 方法实现了 MIMO 雷达稀疏线阵条件下的单次快拍二维成像。文献[2]研究了基于 CS 方法的稀疏线阵 MIMO-ISAR 成像, 以较短的时间和较少阵元获得了高质量的 ISAR 图

收稿日期: 2017-12-01

基金项目: 国家自然科学基金(6157010318)

作者简介: 胡仁荣(1993—), 男, 浙江台州人, 硕士生, 主要从事 MIMO 雷达成像研究. E-mail: 13259463850@163.com

引用格式: 胡仁荣, 童宁宁, 何兴宇, 等. 模式耦合稀疏贝叶斯 MIMO 雷达成像[J]. 空军工程大学学报(自然科学版), 2018, 19(4): 66-71.
HU Renrong, TONG Ningning, HE Xingyu, et al. MIMO Radar Imaging Based on Pattern-Coupled Sparse Bayesian Learning [J]. Journal of Air Force Engineering University (Natural Science Edition), 2018, 19(4): 66-71.

像。然而实际目标(比如卫星,飞机等)大多数都具有块稀疏结构特性,即大量的非零散射点会集中出现在某些块群中。这些块稀疏模式可以看作目标连续结构场景中的一种特殊形式,即这些非零的散射点在距离维和方位维具有连续性。文献[3~4]基于目标块稀疏特性,利用 ISAR 目标的区域连续结构特性,增强了 ISAR 成像效果并提高了对斑点噪声的鲁棒性。文献[5]基于目标块区域信息,成功实现了基于块稀疏贝叶斯模型的 ISAR 像。现有的块重构方法大都是基于正则化的方法^[6-8],如 Group-LASO,Block-OMP 等,这些块重构方法需要设置大量的人工参数,这些参数实际情况下并不容易获取。然而,将块稀疏重构理论应用于 MIMO 雷达成像研究较少。文献[9]提出的模式耦合稀疏贝叶斯学习(Pattern-coupled Sparse Bayesian Learning,PCSBL)方法。本文将这一应用到 MIMO 雷达成像中。

1 MIMO 面阵回波模型

根据文献[10]所提的 M^2 发 N^2 收 MIMO 阵列建立一个如图 1 所示的 4 发 25 收二维阵列,收发阵元皆取坐标原点为中心建立正方形面阵,其中“ \times ”表示发射阵元,相邻阵元间距为 $10d$;“ \circ ”表示接收阵元,相邻阵元间距为 $2d$ 。

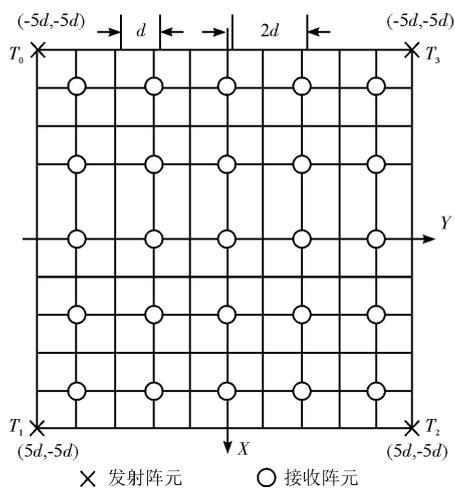


图 1 4 发 25 收 MIMO 均匀面阵示意图

Fig. 1 4-transmitter 25-receiver MIMO radar plane array schematic diagram

假设每个发射阵元发射载频相同、带宽相等且相互正交的宽带相位编码信号^[11],则第 m 个发射阵元的相位编码信号可表示为:

$$S_m(t) = \exp(j(2\pi f_c t + \varphi_m(t))) \quad (m=1,2,\dots,M^2) \quad (1)$$

式中: f_c 为载频; t 为快拍时间, $\varphi_m(t)$ 为相位编码函数。

由于不同发射阵元的相位编码信号的复包络相互正交,则:

$$\int S_i(t) S_j(t) dt = \begin{cases} 0, & i \neq j \\ p_i(t), & i = j \end{cases} \quad (i, j=1,2,\dots,M^2) \quad (2)$$

式中: $p_i(t)$ 为自相关函数,对于不同的 i , $p_i(t)$ 是近似相等的。

假设包含 P 个散射中心的目标位于远场,则第 n 个接收阵元接收到的回波信号为:

$$S_n(t') = \sum_{q=1}^P \sum_{m=1}^{M^2} \zeta_q \cdot \exp(j(2\pi f_c(t - \tau_{mqn}) + \varphi_m(t - \tau_{mqn}))) \quad (n=1,2,\dots,N^2) \quad (3)$$

式中: ζ_q 为第 q 个散射中心相对应的散射系数;回波时间延迟 $\tau_{mqn} = (R_{mq} + R_{qn})/c$, R_{mq} 为第 m 个发射阵元到目标散射中心 q 之间的距离, R_{qn} 为目标散射中心 q 到第 n 个接收阵元的距离, c 为光速。

由于发射信号之间相互正交,通过匹配滤波实现信号分选后每个接收阵元的回波信号可以分为 M^2 个通道,每个通道对应相应的发射阵元。去掉载频后,第 m 个发射阵元的发射信号经过目标散射被第 n 个接收阵元接收的回波信号 $S_{nm}(t)$ 可以表示为:

$$S_{nm}(t) = \sum_{q=1}^P \zeta_q p_m(t - \frac{R_{mq} + R_{qn}}{c}) \exp(-j2\pi f_c \frac{R_{mq} + R_{qn}}{c}) \quad (m=1,2,\dots,M^2; n=1,2,\dots,N^2) \quad (4)$$

式中: $p_m(t)$ 为第 m 个发射信号的自相关函数。从式(4)可以看出, M^2 发 N^2 收的 MIMO 雷达的回波信号具有 $M^2 N^2$ 个通道。在远场条件下,根据相位中心近似法可以将上述阵列等效为一个 $MN \times MN$ 的收发公用虚拟平面阵列^[12],因此图 1 的 4 发 25 收阵列可以根据相位中心近似法等效为见图 2 的 10×10 收发共用阵列,相邻阵元间隔为 d ,“ \otimes ”表示等效阵元。

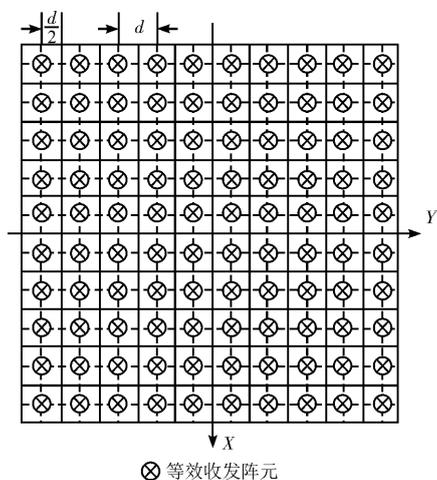


图 2 收发共用阵列图

Fig. 2 Transmit and receive shared array diagram

设第 m 个发射阵元和第 n 个接收阵元对应的

收发共用虚拟阵元在等效面阵中位于第 a 行第 b 列,则通过文献[10]中的远场近似以及傅里叶近似:

$$R_{mq} + R_{pq} \approx 2R_{aqb} \quad (5)$$

$$R_{aqb} \approx R_{aob} + Qz + \frac{ad}{R_{aob}}Qx + \frac{bd}{R_{aob}}Qy \quad (6)$$

式中: R_{aqb} 为散射中心 Q 和第 a 行第 b 列等效阵元间的距离。等效后的回波信号可以表示为:

$$\begin{aligned} S_{ab}(t) = & \sum_{q=1}^P \zeta_q p_m \left[t - 2(R_{aob} + Qz + \frac{ad}{R_{aob}}Qx + \frac{bd}{R_{aob}}Qy)/c \right] \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{4\pi f_c}{c} (R_{aob} + Qz + \frac{ad}{R_{aob}}Qx + \frac{bd}{R_{aob}}Qy) \right] \approx \\ & \sum_{q=1}^P \zeta_q p_m \left[t - \frac{2(R_{aob} + Qz)}{c} \right] \cdot \\ & \exp \left[-j \frac{4\pi f_c}{c} (R_{aob} + Qz + \frac{ad}{R_{aob}}Qx + \frac{bd}{R_{aob}}Qy) \right] \end{aligned} \quad (7)$$

($a = 1, 2, \dots, MN; b = 1, 2, \dots, MN$)

式中: R_{aob} 表示目标上任意一点 o 与第 a 行第 b 列等效阵元间的距离。

设点 o 在测量空间坐标系的坐标为 (X_o, Y_o, Z_o) ,以点 o 为坐标原点建立相对坐标系,则散射中心 Q 在相对坐标系中的坐标为 (Q_x, Q_y, Q_z) ,其中 $Q_x = X_q - X_o, Q_y = Y_q - Y_o, Q_z = Z_q - Z_o, (X_q, Y_q, Z_q)$ 为散射中心 Q 在测量空间坐标系中的坐标。相对坐标系中的坐标 (Q_x, Q_y, Q_z) 不随目标的平动而变化。

为简化模型,假设目标上的散射中心位于一个已知高度^[11],即 $Z_q \approx Z_o$ 已知。选取 o 点作为参考点和相位中心,利用 o 点对式(7)进行补偿,得到补偿后的回波信号为:

$$\hat{S}_{ab}(a, b) = \sum_{q=1}^P \delta_q \exp[-j\vartheta(ax_q + by_q)] \quad (8)$$

($a = 1, 2, \dots, MN; b = 1, 2, \dots, MN$)

式中: $\delta_q = \zeta_q p_m(t); \vartheta = 4\pi f_c d / (cR_o), x_q = Q_x, y_q = Q_y, R_o$ 为补偿所用参考阵元与点 o 的距离。

由于矩形面阵具有对称的结构,因此 X 轴和 Y 轴的分辨率是相等的,即:

$$\rho_x = \rho_y = \frac{\lambda R_o}{2D_s} = \frac{\lambda R_o}{2d(MN-1)} \quad (9)$$

式中: $D_s = d(MN-1)$ 为等效正方形面阵的边长。

传统方法通过对式(8)进行二维傅里叶变换即可得到目标的二维图像。然而,为获得高分辨率,所需的收发阵元数量通常较大。为此,本文引入了基于稀疏恢复的模式耦合稀疏贝叶斯算法,利用少量收发阵元实现 MIMO 雷达目标连续区域精确重构,减少目标区域信息的丢失。

2 基于模式耦合稀疏贝叶斯学习的 MIMO 雷达成像

由于 MIMO 雷达成像自身还存在诸多有待解决的技术问题,比如 MIMO 正交波形设计与分离、MIMO 阵列优化、高效精确的成像算法等,将压缩感知理论引入 MIMO 雷达成像,能够为 MIMO 波形分离、MIMO 阵列设计以及目标精确重构等问题提供新的解决途径,从而实现较少的雷达资源获得目标的高质量图像。

2.1 稀疏成像模型

设 S 为获取到的 $J \times G$ 维回波数据矩阵,并令 ξ 为目标成像区域离散化之后的二维 $K \times L$ 散射矩阵,将按列堆叠后的矢量化表示形式记为 $\mathbf{y}_{JG \times 1} = \text{vec}(S)$,为观测值。 $\mathbf{x}_{KL \times 1} = \text{vec}(\xi)$,为待估计信号。成像过程中的噪声记为 \mathbf{w} ,根据文献[13]可得成像的稀疏表示模型为:

$$\mathbf{y} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \mathbf{w} \quad (10)$$

$\mathbf{x} \in \mathbf{R}^{KL}$ 为一个块稀疏信号, $\mathbf{A} \in \mathbf{R}^{JG \times KL}$ ($JG < KL$) 为欠完备字典, \mathbf{w} 为多元高斯噪声,其均值为 0,协方差矩阵为 $\sigma^2 \mathbf{I}$ 。信号 \mathbf{x} 具有块稀疏结构但是没有块划分的先验信息。

2.2 模式耦合稀疏贝叶斯学习原理

在传统的稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)框架中, \mathbf{x} 被认为服从高斯先验分布^[14]:

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{a}) = \prod_{i=1}^n p(x_i | a_i) \quad (11)$$

式中: $p(x_i | a_i) = N(x_i | 0, a_i^{-1}), \mathbf{a} \triangleq \{a_i\}$ 为控制信号 \mathbf{x} 稀疏性的超参数。显然,当 a_i 接近无穷大时,相应的系数 x_i 会变为 0。超参数 $\{a_i\}$ 可以通过最大后验估计得到。可以发现,在传统的分层贝叶斯模型中,每个超参数都独立的对应于相应的系数,这种先验模型在未知块稀疏信号结构时不利于块稀疏信号重构问题。文献[15]表明上述模型在已知块稀疏信号结构时,可以通过设计相应的算法来大大的减少超参数的数量且能实现块稀疏信号的精确重构。然而,实际情况中目标的块结构信息通常未知。文献[9]提出了一种基于模式耦合稀疏贝叶斯分层模型,该模型在不需要知道块稀疏结构的情况下能够更好的恢复块稀疏信号。这种模型下 \mathbf{x} 服从高斯先验分布:

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{a}) = \prod_{i=1}^n p(a_i, a_{i+1}, a_{i-1}) \quad (12)$$

式中:

$$p(a_i, a_{i+1}, a_{i-1}) =$$

$$N(x_i | 0, (z_i + \beta a_{i+1} + \beta a_{i-1})^{-1}) \quad (13)$$

假定 $a_0 = 0, a_{n+1} = 0$ 对应端点 x_1 和 x_n 。 β 为系数 x_i 与其相邻系数 x_{i+1} 和 x_{i-1} 之间相关性的参数, 其中 $0 \leq \beta \leq 1$ 。当 $\beta = 0$ 时, 式(12)变为传统的稀疏贝叶斯模型。当 $\beta > 0$ 时, 可以发现稀疏系数 x_i 不仅通过超参数 a_i 控制, 还跟其相邻的超参数 a_{i+1} 和 a_{i-1} 有关。而当 a_i 接近无穷大时, 不仅 x_i 会变为 0, 其相邻的系数 x_{i+1} 和 x_{i-1} 也会变为 0。通过 β 将相邻系数的超参数联系到一起的方法, 可以将相邻系数的稀疏模式耦合到一块, 从而能够更好地解决块稀疏问题。当信号块稀疏结构未知时, 可通过迭代获取块稀疏结构。

根据传统稀疏贝叶斯学习, 使用伽马分布作为超参数 $\{a_i\}$ 的超先验:

$$p(\mathbf{a}) = \prod_{i=1}^n \Gamma(a_i | a, b) = \prod_{i=1}^n \Gamma(a)^{-1} b^a a_i^a e^{-b a_i} \quad (14)$$

式中: $\Gamma(a) = \int_0^{\infty} t^{a-1} e^{-t} dt$ 为伽马函数, 参数 a, b 的选择在文献[9]中已经给出。

假设噪声方差已知, 通过贝叶斯推理, 得到信号 \mathbf{x} 的后验分布为:

$$p(\mathbf{x} | \mathbf{a}, \mathbf{y}) \propto p(\mathbf{x} | \mathbf{a}) p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) \quad (15)$$

式中: $p(\mathbf{x} | \mathbf{a})$ 由式(12)给出, 而:

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \frac{1}{(\sqrt{2\pi\sigma^2})^m} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{y} - \mathbf{A}\mathbf{x}\|_2^2}{2\sigma^2}\right) \quad (16)$$

$p(\mathbf{x} | \mathbf{a}, \mathbf{y})$ 服从高斯分布, 其均值和方差为:

$$\boldsymbol{\mu} = \sigma^{-2} \boldsymbol{\Phi} \mathbf{A}^T \mathbf{y}; \quad \boldsymbol{\Phi} = (\sigma^{-2} \mathbf{A}^T \mathbf{A} + \mathbf{D})^{-1} \quad (17)$$

式中: \mathbf{D} 为对角矩阵, 其第 i 个对角元素为 $(a_i + \beta a_{i+1} + \beta a_{i-1})$ 。

若获取到超参数 $\{a_i\}$, 则信号 \mathbf{x} 的最大后验估计就等于它的后验分布的均值 $\boldsymbol{\mu}$, 即:

$$\hat{\mathbf{x}}_{\text{MAP}} = \boldsymbol{\mu} = (\mathbf{A}^T \mathbf{A} + \sigma^2 \mathbf{D}) \mathbf{A}^T \mathbf{y} \quad (18)$$

这样就将对信号的估计问题简化为对超参数 $\{a_i\}$ 的估计问题, 再利用期望最大化算法得到超参数 $\{a_i\}$ 的最大后验概率估计式^[16]:

$$\hat{a}_i = \frac{a}{0.5\omega_i + b} \quad \forall i = 1, 2, \dots, n \quad (19)$$

式中:

$$\omega_i \triangleq$$

$$(\hat{\mu}_i^2 + \hat{\phi}_{i,i}) + \beta(\hat{\mu}_{i+1}^2 + \hat{\phi}_{i+1,i+1}) + \beta(\hat{\mu}_{i-1}^2 + \hat{\phi}_{i-1,i-1}) \quad (20)$$

式中: $\hat{\mu}_i$ 表示 $\hat{\boldsymbol{\mu}}$ 的第 i 个分量, $\hat{\phi}_{i,i}$ 表示协方差矩阵 $\hat{\boldsymbol{\Phi}}$ 的第 i 个对角元素。 $\hat{\boldsymbol{\mu}}, \hat{\boldsymbol{\Phi}}$ 由式(17)进行计算更新。

归纳上述分析过程, 得出基于 PCSBL 算法的 MIMO 雷达成像步骤如下:

步骤 1 在迭代次数 $t (t=0, 1, \dots)$: 给定一组超参数 $\mathbf{a}^{(t)} = \{a_i^{(t)}\}$, 通过后验分布 $p(\mathbf{x} | \mathbf{a}^{(t)})$ 和式(17)算均值 $\hat{\boldsymbol{\mu}}$ 以及协方差矩阵 $\hat{\boldsymbol{\Phi}}$, 根据式(18)计算最大后验估计的雷达信号 $\hat{\mathbf{x}}^{(t)}$ 。

步骤 2 通过式(19)更新超参数 $\hat{\mathbf{x}}^{(t+1)}$ 。

步骤 3 根据超参数 $\mathbf{a}^{(t+1)}$ 计算式(18)得到新估计的雷达信号 $\mathbf{x}^{(t+1)}$ 。

步骤 4 重复上述迭代, 直到估计的雷达信号满足 $\|\hat{\mathbf{x}}^{(t+1)} - \hat{\mathbf{x}}^{(t)}\|_2 \leq \epsilon$, ϵ 为允许的误差限。

步骤 5 根据估计的雷达信号重构出目标像。

3 仿真结果与分析

仿真目标为波音 747 点散射模型如图 3 所示, 机长 18 m, 翼展 16 m, 由 300 个散射中心点组成, 目标散射中心的散射系数随机设置, 以发射阵列第 1 个阵元 T_0 作为测量坐标系的坐标原点, 以参考相位中心点 o 为相对坐标系原点。

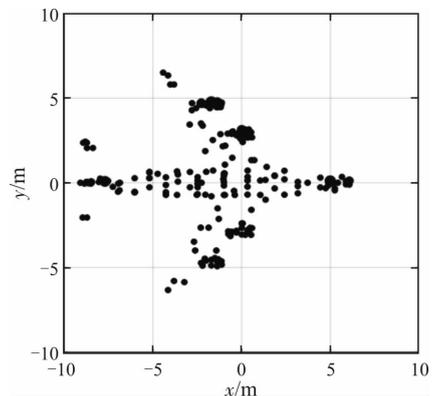


图 3 飞机模型

Fig. 3 Aircraft model

MIMO 雷达的阵列排布如图 1 模型所示, 采用 2^2 发 9^2 收的平面矩形阵列, 设发射阵元间距为 $18d$, 第一个发射阵元 T_0 在测量坐标系中的坐标为 $(-150, 150, 0)$ m。其中 $d = 15$ m 为等效阵元间距。预设参考点 O 在测量坐标系中的坐标为 $(1, 2, 10)$ km。发射信号采用一组 4 个 40 码元的四相编码正交信号^[17], 载频为 50 GHz, 子脉冲宽度为 2 ns, 对应信号带宽为 500 MHz 在, 其无模糊成像范围为 $[-d_s, d_s]$, $d_s = cR_0 / (4df_c)$ 。在对回波信号进行匹配滤波以实现波形分离和距离像压缩的过程中, 对于发射信号不完全正交产生的波形互耦问题, 采用 Clean 处理的方法以提高正交波形分离的质量^[18]。

分别用 PCSBL、SBL、FFT、OMP 算法对散射点模型进行成像, 仿真结果见图 4。

从仿真结果可以看出, PCSBL 算法重构出目标

的大部分散射中心点,且在部分散射中心点密集的地方重构效果更好,基本恢复目标模型。FFT算法重构得到的成像图散射点散焦现象严重,OMP算法重构得到的成像图散射点损失严重,SBL算法重构得到的成像图出现了较多虚假散射点。综上可以发现,PCSBL方法成像效果最好。

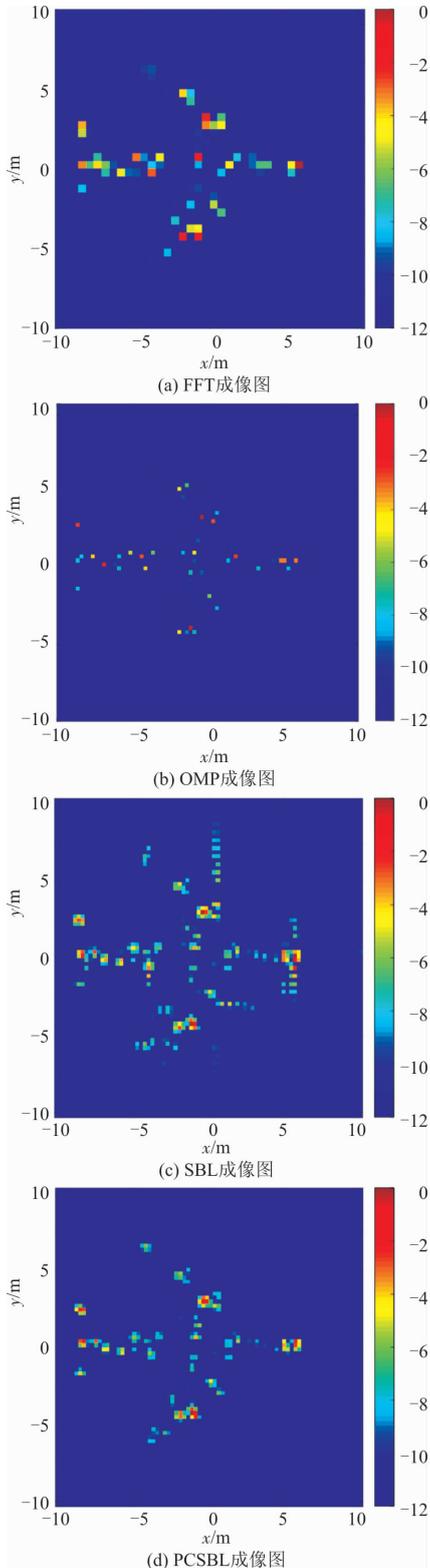


图4 不同算法成像结果

Fig. 4 Different algorithm imaging results

下面采用图像熵(Image Entropy, IE)和图像对比度(Image Contrast, IC)2个指标量化成像效果,比较成像质量。定义图像熵和图像对比度分别为:

$$IE = -\text{Sum} \left\{ \frac{I^2}{\text{Sum}\{I^2\}} \ln \left(\frac{I^2}{\text{Sum}\{I^2\}} \right) \right\} \quad (21)$$

$$IC = \frac{\sqrt{\text{Ave}\{I^2 - \text{Ave}\{I^2\}^2\}}}{\text{Ave}\{I^2\}} \quad (22)$$

式中: I 表示目标图像; $\text{Sum}\{\cdot\}$ 和 $\text{Ave}\{\cdot\}$ 表示图像中元素值的和值和平均值。图像熵和图像对比度都可以反映图像中目标的聚集特征,熵值 IE 越低,对比度 IC 值越高,能量聚焦性能越好。根据式(21)对图4的各成像图计算相应的灰度熵,可得:

$$IE_{\text{SBL}} = 2.1159 \quad IE_{\text{PCSBL}} = 1.9522$$

$$IE_{\text{FFT}} = 2.0130 \quad IE_{\text{OMP}} = 1.7618$$

根据式(22)对图4各成像图计算相应的对比度,可得:

$$IC_{\text{SBL}} = 3.9117 \quad IC_{\text{PCSBL}} = 4.4975$$

$$IC_{\text{FFT}} = 4.4449 \quad IC_{\text{OMP}} = 11.3403$$

综合对比可以发现 PCSBL 算法用于 MIMO 雷达成像的聚焦性能优于传统的 FFT、SBL 等成像算法。虽然 OMP 算法成像图的能量聚焦性能比 PCSBL 算法好,但是区域散射点的严重缺失容易造成目标信息的损失。

4 结语

本文通过模式耦合稀疏贝叶斯方法与 MIMO 雷达相结合实现成像。通过模式耦合稀疏贝叶斯分层模型,将相邻系数通过共用超参数的方法耦合起来,通过贝叶斯推理和 EM 算法分别得到信号和超参数的估计式,根据设定的信号误差允许范围,通过迭代方法得到雷达信号进而实现目标像重构。该算法相比于传统的成像算法有更好的聚焦性能和散射点重构效果。

参考文献(References):

- [1] GU F, CHI L, ZHANG Q, et al. Single Snapshot Imaging Method in Multiple-Input Multiple-Output Radar with Sparse Antenna Array [J]. IET Radar, Sonar Navigation, 2013, 7(5): 535-543.
- [2] PEI B, LI C, ZHANG Y, et al. A Compressed Sensing Based MIMO Radar Imaging [C]//7th Asia Modelling Symposium 2013: 122-127.
- [3] PATEL V M, EASLEY G R, H JR D M, et al. Compressed Synthetic Aperture Radar [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(2): 244-254.

- [4] WANG L, ZHAO L, BI G, et al. Enhanced ISAR Imaging by Exploiting the Continuity of the Target Scene [J]. *IEEE Trans Geosci and Remote Sensing*, 2014, 52(9):5736-5750.
- [5] 吴称光, 邓彬, 苏伍各, 等. 基于块稀疏贝叶斯模型的 ISAR 成像方法[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(12): 2941-2947.
WU C G, DENG B, SU W G, et al. ISAR Imaging Method Based on the Bayesian Group-Sparse Modeling[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2015, 37(12):2941-2947. (in Chinese)
- [6] ELDAR Y C, MISHALI M. Robust Recovery of Signals from a Structured Union of Subspaces [J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2009, 55(11): 5302-5316.
- [7] MEIER L, VAN D G S, BUHLMANN P. The Group Lasso for Logistic Regression [J]. *Journal of the Royal Statistical Society Series B: Statistical Methodology*, 2008, 70(1): 53-71.
- [8] STOJNIC M. L2/L1-Optimization in Block-Sparse Compressed Sensing and Its Strong Thresholds [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 350-357.
- [9] FANG J, SHEN Y, LI H, et al. Pattern-Coupled Sparse Bayesian Learning for Recovery of Block-Sparse Signals [J]. *IEEE Trans Image Process*, 2015, 63(2):360-372.
- [10] 朱宇涛, 粟毅. 一种 M^2 发 N^2 收 MIMO 雷达平面阵列及其三维成像方法[J]. *中国科学(信息科学)*, 2011, 41(12): 1495-1506.
ZHU Y T, SU Y. A Type of M^2 -Transmitter N^2 -Receiver MIMO Radar Array and 3D Imaging Theory [J]. *China Science(Information Science)*, 2011, 41(12): 1495-1506. (in Chinese)
- [11] 刘铭:基于相位编码的 MIMO 雷达的信号处理研究[D]. 南京:南京理工大学, 2014.
- LIU M. Research on MIMO Radar Signal Processing Based on Phase Coding [D]. Nanjing: Nanjing University of Science and Technology, 2014. (in Chinese)
- [12] BELLETTINI A, PINTO M A. Theoretical Accuracy of Synthetic Aperture Sonar Micronavigation Using a Displaced Phase Center Antenna [J]. *IEEE Journal of Oceanic Engineering*, 2002, 27(4): 780-789.
- [13] RRO W, LI G, WANG X Q. Parametric Sparse Representation Method for SAR Imaging of Rotating Targets [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2014, 50(2):910-919.
- [14] WIPT D P. Bayesian Methods for Finding Sparse Representations[D]. San Diego, CA, USA: University of California, 2006: 1-238.
- [15] WIPF D P, RAO B D. An Empirical Bayesian Strategy for Solving the Simultaneous Sparse Approximation Problem [J]. *IEEE Transaction of Signal Process*, 2007, 55(7): 3704-3716.
- [16] TIPPING M. Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine [J]. *Journal of Mach Learn*, 2001, 1(3): 211-244.
- [17] HAI D. Polyphase Code Design for Orthogonal Netted Radar Systems [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(11): 3126-3135.
- [18] 孟藏珍, 许稼, 王力宝, 等. 基于 Clean 处理的 MIMO-SAR 正交波形分离[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(12):2809-2814.
MENG C Z, XU J, WANG L B. An Orthogonal Waveform Separation Method Based on Clean Processing in MIMO-SAR [J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2013, 35(12):2809-2814. (in Chinese)

(编辑: 徐敏)