

基于方差成分扩张压缩的稀疏贝叶斯 ISAR 成像方法

苏伍各^{*①} 王宏强^① 邓彬^① 秦玉亮^① 凌永顺^②

^①(国防科技大学空间电子信息技术研究所 长沙 410073)

^②(电子工程学院 合肥 230037)

摘要: 基于贝叶斯框架下的稀疏重构方法, 由于考虑了稀疏信号的先验信息以及测量过程中的加性噪声, 因而能够更好地重建目标系数, 然而传统的稀疏贝叶斯学习(SBL)算法参数多, 时效性差。该文考虑一种新的稀疏贝叶斯学习方法方差成分扩张压缩(ExCoV), 其不同于SBL中赋予所有的信号元素各自的方差分量参数, ExCoV方法仅赋予有重要意义的信号元素不同的方差分量, 并拥有比SBL方法更少的参数。基于计算机层析成像技术框架下的ISAR成像模型, 该文将ExCoV方法结合压缩感知(CS)理论将其进行ISAR成像, 并从适用性和成像效果等方面与常用的极坐标格式算法(PFA), 卷积逆投影算法(CBPA)和传统的稀疏重构算法进行比较, 点目标仿真结果表明基于ExCoV的方法得到的ISAR像具有低旁瓣, 高分辨率的特点, 真实数据的成像结果表明该方法是一种比SBL更有效的ISAR成像算法。

关键词: 逆合成孔径雷达; 计算机层析成像; 稀疏贝叶斯学习; 方差成分扩张压缩; 稀疏恢复

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)07-1525-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2013.01338

Sparse Bayesian Representation of the ISAR Imaging Method Based on ExCoV

Su Wu-ge^① Wang Hong-qiang^① Deng Bin^① Qin Yu-liang^① Ling Yong-shun^②

^①(School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

^②(Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

Abstract: By taking into account of the prior information of the sparse signal and the additive noise encountered in the measurement process, the sparse recover algorithm under the Bayesian framework can reconstruct the coefficient better. However, the traditional Sparse Bayesian Learning (SBL) algorithm holds many parameters and its timeliness is poor. In this paper, a new sparse Bayesian learning algorithm named Expansion-Compression Variance-component based method (ExCoV) is considered, which only endows a different variance-component to the significant signal elements. Unlikely, the SBL has a distinct variance component on the all signal elements. In addition, the ExCoV has much less parameters than the SBL. Combined with the Compress Sensing (CS) theory, the ExCoV is used in the ISAR imaging model under the Computerized Tomography (CT) frame, and its applicability and the imaging quality are compared with the Polar Format Algorithm (PFA), Convolution Back Projection Algorithm (CBPA) and the traditional sparse recover algorithm. The point scatter simulation verifies that the Inverse SAR (ISAR) image obtained by the ExCoV has low sidelobe and high resolution, and is not sensitive to noise. The imaging results of real data show that the ExCoV has more sparse ISAR image, indicating that it is a more effective and potential ISAR imaging algorithm.

Key words: Inverse SAR (ISAR); Computerized Tomography (CT); Sparse Bayesian Learning (SBL); Expansion-Compression Variance-component based method (ExCoV); Sparse recover

1 引言

ISAR 能够获得运动目标的 2 维图像, 并能够提

高目标的识别性能^[1]。传统的基于傅里叶变化的逆合成孔径雷达(Inverse SAR, ISAR)成像方法受高旁瓣的影响成像分辨率低, 限制了其在高精度成像系统中的应用。理论和实验计算表明, 当存在强散射点时, 雷达目标的回波信号在高频段可看做是少数几个散射中心回波信号叠加的结果^[2], 因而 ISAR 成像问题可转化为稀疏信号表示的问题。压缩感知(CS)

2013-09-04 收到, 2014-01-20 改回

国家自然科学基金(61171133), 国家自然科学基金青年基金(61101182)

和湖南省杰出青年基金(11JJ1010)资助课题

*通信作者: 苏伍各 suwuge_zhanlang@sina.com

理论表明,对于稀疏信号,可以用比 Nyquist 采样定理要求的少得多的采样数据精确地恢复出原信号^[3,4]。随着 CS 理论的发展,其在雷达成像中得到成功的应用^[5-7]。

与传统的稀疏恢复算法不同,基于贝叶斯的方法能够提供稀疏系数完整的后验概率密度函数估计,因而在杂波和噪声环境下能够取得更好的效果。文献[8]首次在贝叶斯框架下提出了贝叶斯压缩感知方法(Bayesian Compress Sensing, BCS),该方法源于文献[9]提出的SBL算法和文献[10]将其应用于稀疏信号恢复中的算法。与广泛使用的基于L1惩罚项的算法相比,基于SBL的稀疏重构算法具有以下优势:(1)SBL没有基追踪方法的结构错误,也具有较少的局部最小点^[10],因此在ISAR成像中,当真实的解是最稀疏的解时,采用贝叶斯框架下的重构算法是更好的选择。(2)当感知矩阵的列与列之间相关性很强时,绝大多数的压缩感知重构算法性能会变得很差,而相比之下基于SBL的算法仍具有良好的性能^[11]。(3)发展至今的大部分稀疏恢复算法,需要设置人工参数(如稀疏信号的非零个数,信号的噪声水平等),而大多数的人工参数在实际情况下都不容易获取,与此比较,基于SBL的算法不需要人工确定参数,对噪声有较好的适应能力。迭代加权L1最小化算法易获得真正的最稀疏解^[12,13],文献[14]证明了SBL算法等价于一种迭代加权L1最小化算法,且基于L1的算法仅仅只是其第1步。文献[15]将SBL算法应用到波达方向(Direction-Of-Arrival estimation, DOA)估计中,文献[16]采用2维随机采样方法并将BCS用于合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)成像中,文献[17]在贝叶斯框架下采用准牛顿迭代算法进行计算,文献[18]采用Meridian prior作为贝叶斯先验模型来进行重构,实验证明这些方法在成像中均取得了良好的效果。

本文首先建立了基于计算机层析(CT)成像技术框架下的 ISAR 的稀疏成像模型,在重构中采用了一种改进的 SBL 算法,即基于方差成分扩张压缩(Expansion-Compression Variance-component based method, ExCoV)的稀疏贝叶斯方法^[19,20],SBL 最主要的缺点是高计算复杂性和需要大量的存贮要求,对于实际情况下的的大尺度数据使其应用受到了限制。ExCoV 方法概况了 SBL 的模型^[19],并拥有比 SBL 方法更少的参数,它利用了稀疏信号最主要的稀疏特征,即稀疏信号中大多数的元素为 0 或接近于 0,而只有少量的具有一定意义的非 0 元

素,因此可将信号自然地分为有重要意义的非 0 元素和无关紧要的元素,不同于 SBL 中赋予所有的信号元素各自的方差分量参数,ExCoV 方法仅仅赋予有重要意义的信号元素不同的方差分量,而对剩下的元素赋予单个相同的方差分量,这种方法提供了一个对信号模型选择的框架,在该模型下采用广义最大似然法(Generalized Maximum-Likelihood, GML)来选择系数参数,该规则不仅评价了信号表示的紧凑性和相应估计信号和数据的拟合性的程度^[20]。鉴于其概率模型的简洁性,本文在点目标仿真实验和真实 ISAR 数据中验证了 ExCoV 成像方法对噪声信息不敏感,获得了优于 SBL 的成像精度,并在成像实时性上明显快速于 SBL 方法,表明该方法是一种有效的 ISAR 稀疏成像方法。

2 基于 CT 成像技术框架下的 ISAR 稀疏表示模型

2.1 ISAR 成像几何关系及回波信号模型

医用X射线CT成像技术可应用于雷达空间目标 ISAR 成像^[21],其成像算法主要有极坐标格式算法(Polar Format Algorithm, PFA)^[22]和卷积逆投影算法(Convolution Back Projection Algorithm, CBPA)^[23]。从CT成像观点出发,设雷达运动目标已经过平动补偿,并且目标在成像场景中绕某一旋转中心均匀转动,ISAR成像就转化成CT成像模型。设雷达和目标的空间关系如图1所示,图中 X-Y 为目标坐标系,坐标原点为目标质心 O,雷达到旋转中心的距离 R_0 为一常数,观测角 θ 的变化范围为 $[-\theta_{\max}/2, \theta_{\max}/2]$, θ_{\max} 为目标绕某一旋转中心的总转角。由图1可知当目标散射点 $T(x_p, y_p)$ 在 t 时间内转过 θ 角度时,目标在雷达视线方向的投影距离为 $R_0 + R_T(x_p, y_p)$ 。设雷达测量满足远场条件,则可得 $R_T(x_p, y_p) = x_p \sin(\theta) + y_p \cos(\theta)$ 。

设雷达发射线性调频信号

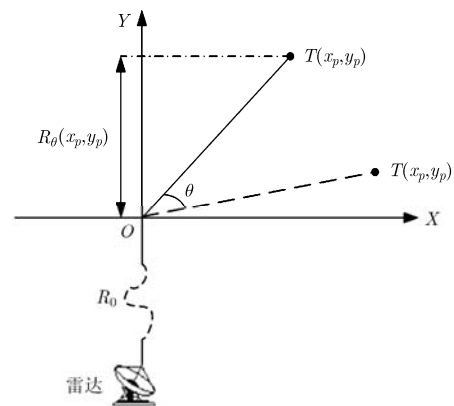


图1 目标散射点均匀旋转模型

$$s(\tau) = \text{rect}\left[\frac{\tau}{T_p}\right] \exp\left[-j2\pi\left(f_c\tau + \frac{\gamma}{2}\tau^2\right)\right] \quad (1)$$

其中, f_c 为信号载频, γ 为信号调频率, T_p 为信号持续时间。雷达回波信号经混频后可得基带回波信号

$$s(\xi, \theta) = \int_y \int_x \sigma(x, y) \exp\{-j2\pi\xi[R_\theta(x, y) - R_0]\} dx dy \quad (2)$$

其中, $\sigma(x, y)$ 为目标的2维电磁散射特性分布函数, $\xi = 2(f_0 + \gamma\tau)/c$, c 表示光速, τ 为快时间。

2.2 ISAR 稀疏信号表示模型

由式(2)可得实际ISAR基带回波为

$$s(\xi, \theta) = \sum_i \sigma_i \exp\{-j2\pi\xi R_T(x_p, y_p)\} \quad (3)$$

将目标的成像区域划分为 $K \times L$ 大小的离散区间, 其中 K 表示距离向划分的距离单元个数, L 表示方位向划分的方位单元个数。设距离向的分辨率为 ρ_r , 方位向的分辨率为 ρ_a , ρ_r 和 ρ_a 由目标空间区域离散化水平大小决定。则

$$R_{k,l}(x_p, y_p) = k\rho_r \sin\theta + l\rho_a \cos\theta \quad (4)$$

将回波信号在快时间 τ 内离散化为 M 点, 慢时间 t 内离散化为 N 点, 并设 F_s 为雷达在快时间的采样频率, F_p 为脉冲重复频率, 则式(3)中指数项可表示为

$$S_{k,l}(m, n, \theta) = \exp(-j2\pi\xi(m/F_s)R_{k,l}(n/F_p; \theta)) \quad (5)$$

其中 $\xi(m/F_s) = 2(f_0 + \gamma(m/F_s))/c$, $R_{k,l}(n/F_p; \omega_0) = k\rho_r \sin(\omega_0 \cdot (n/F_p)) + l\rho_a \cos(\omega_0 \cdot (n/F_p))$, $m=1, \dots, M$; $n=1, \dots, N$, ω_0 为雷达的一均匀旋转频率。将 $S_{k,l}$ 向量化为 $MN \times 1$ 的矩阵 $\mathbf{S}_{k,l}^{\text{vec}}$, 即

$$\mathbf{S}_{k,l}^{\text{vec}} \triangleq \underbrace{[S_{k,l}(1,1), S_{k,l}(2,1), \dots, S_{k,l}(M,1)]}_{\mathbf{S}_{k,l}^{\text{vec}} \text{的第1列}}, \underbrace{[S_{k,l}(1,2), S_{k,l}(2,2), \dots, S_{k,l}(M,2)]}_{\mathbf{S}_{k,l}^{\text{vec}} \text{的第2列}}, \dots, \underbrace{[S_{k,l}(1,N), S_{k,l}(2,N), \dots, S_{k,l}(M,N)]}_{\mathbf{S}_{k,l}^{\text{vec}} \text{的第N列}}^T \quad (6)$$

其中 $(\cdot)^T$ 表示矩阵的转置。当 $k=1, \dots, K, l=1, \dots, L$ 时, 根据式(6), 将其堆叠为 $MN \times KL$ 的矩阵 Φ 。

$$\Phi \triangleq \underbrace{[\mathbf{S}_{1,1}^{\text{vec}}, \mathbf{S}_{2,1}^{\text{vec}}, \dots, \mathbf{S}_{K,1}^{\text{vec}}]}_{l=1}, \underbrace{[\mathbf{S}_{1,2}^{\text{vec}}, \mathbf{S}_{2,2}^{\text{vec}}, \dots, \mathbf{S}_{K,2}^{\text{vec}}]}_{l=2}, \dots, \underbrace{[\mathbf{S}_{1,L}^{\text{vec}}, \mathbf{S}_{2,L}^{\text{vec}}, \dots, \mathbf{S}_{K,L}^{\text{vec}}]}_{l=L} \quad (7)$$

最终可得ISAR回波 \mathbf{y} 为

$$\mathbf{y} = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \mathbf{S}_{k,l}^{\text{vec}} \cdot \sigma_{k,l} + \mathbf{e} = \Phi \boldsymbol{\sigma} + \mathbf{e} \quad (8)$$

其中 $\boldsymbol{\sigma} = [\sigma_{1,1}, \sigma_{2,1}, \dots, \sigma_{K,1}, \sigma_{1,2}, \sigma_{2,2}, \dots, \sigma_{K,2}, \dots, \sigma_{1,L}, \sigma_{2,L}, \dots, \sigma_{K,L}]^T$ 为 $KL \times 1$ 的向量, 表征目标区域离散点处的复散射系数。 \mathbf{e} 表示由于雷达系统测量和观测时

引入的附加噪声, \mathbf{y} 为 $MN \times 1$ 的观测向量。将 Φ 作为词典, 式(8)为稀疏表示求解的问题, 即从观测向量 \mathbf{y} 和词典 Φ 中求解 $\boldsymbol{\sigma}$ 。

3 基于 ExCoV 的稀疏贝叶斯 ISAR 成像

3.1 ExCoV原理

对于 ISAR 回波, 如式(8)所示, 将其前向模型可表示为

$$p(\mathbf{y} | \boldsymbol{\sigma}, \varepsilon^2) = N(\mathbf{y}; \Phi \boldsymbol{\sigma}, \varepsilon^2 \mathbf{C}) \quad (9)$$

其中 $\Phi \in R^{P \times Q}$, 且有 $P < Q$, $\boldsymbol{\sigma} \in R^Q$ 为一未知的稀疏或近似稀疏的信号矢量, \mathbf{C} 为 $P \times P$ 大小的已知的正定对称矩阵, ε^2 为未知的噪声方差参数, $\varepsilon^2 \mathbf{C}$ 为噪声协方差矩阵, 当 $\mathbf{C} = \mathbf{I}_P$ 时, 即为高斯白噪声。与式(8)比较可知, 这里 $P = MN, Q = KL$ 。

SBL 算法假设 $\boldsymbol{\sigma}$ 中的每个元素都服从一个参数化的均值为 0 方差为 γ_i 的高斯分布:

$$p(\sigma_i; \gamma_i) = N(0, \gamma_i) = \prod_{i=1}^Q (2\pi\gamma_i)^{-1/2} \cdot \exp\left[-\frac{\sigma_i^2}{2\gamma_i}\right], \quad i = 1, 2, \dots, Q \quad (10)$$

SBL 算法通过在信号的各个分量上赋予不同方差分量, 并采用 EM 算法来估计这些方差分量。而 ExCoV 方法对于信号 $\boldsymbol{\sigma}$ 抓住了其最主要的特性: 稀疏性。 $\boldsymbol{\sigma}$ 的先验分布需要 $\boldsymbol{\sigma}$ 的成分中只有少量不为 0 的元素, 其余大部分成分为 0, 则信号 $\boldsymbol{\sigma}$ 自然可划分为有重要意义的信号分量和相对不重要的信号分量。而重要的信号分量会在幅度大小和标记上不同。因此将重要的信号分量赋予不同的方差分量, 而对信号的其它剩余系数赋予共同的方差分量参数。

定义 $\mathbf{A} = \{1, 2, \dots, Q\}$ 为信号 $\boldsymbol{\sigma}$ 分量的所有标号集, 记 \mathbf{A} 为信号分量中赋予的不同方差分量的系数标号集, 集合 \mathbf{A} 为未知的, 且大小 q_A 也为未知的, 定义补集(余集) $\mathbf{B} = \mathbf{A} \setminus \mathbf{A}$ 为信号中相对应的拥有共同方差分量的信号系数的标号集, 则 $q_B = Q - q_A$ 。同样对应地将词典 Φ 根据信号 $\boldsymbol{\sigma}$ 的标号集分为子矩阵 $\Phi_A \in R^{P \times q_A}$ 和 $\Phi_B \in R^{P \times q_B}$, 将信号 $\boldsymbol{\sigma}$ 对应地划分为 $\boldsymbol{\sigma}_A \in R^{q_A}$ 和 $\boldsymbol{\sigma}_B \in R^{q_B}$ 。

则对于信号系数 $\boldsymbol{\sigma}$ 可采取如式(11)所示的先验模型

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\sigma} | \boldsymbol{\delta}_A, \gamma^2) &= p(\boldsymbol{\sigma}_A | \boldsymbol{\delta}_A) \cdot P(\boldsymbol{\sigma}_B | \gamma^2) \\ &= N(\boldsymbol{\sigma}_A; \mathbf{0}_{q_A \times 1}, D_A(\boldsymbol{\delta}_A)) \\ &\quad \cdot N(\boldsymbol{\sigma}_B; \mathbf{0}_{q_B \times 1}, D_B(\gamma^2)) \end{aligned} \quad (11)$$

其中 $D_A(\boldsymbol{\delta}_A) = \text{diag}\{\delta_{A,1}^2, \delta_{A,2}^2, \dots, \delta_{A,q_A}^2\}$ 和 $D_B(\gamma^2) = \gamma^2 \mathbf{I}_{q_B}$ 为信号的协方差矩阵。对于子信号 $\boldsymbol{\delta}_A$, $\boldsymbol{\delta}_A =$

$[\delta_{A,1}^2, \delta_{A,2}^2, \dots, \delta_{A,q_A}^2]^T, \delta_{A,1}^2, \delta_{A,2}^2, \dots, \delta_{A,q_A}^2$ 都是不同的, 对于 σ_B 的各个系数赋予相同的方差 γ^2 , 当 $\mathbf{A} = \mathbf{A}$, $q_A = Q$ 和 $\mathbf{C} = \mathbf{I}_p$ 时, 将此记为稀疏贝叶斯学习方法中的全模型, 上述概率模型即变为 SBL 模型。

因上述信号方差分量 δ_A 和 γ^2 是未知的, 定义所有未知的参数集为 $\mathbf{x} = (\mathbf{A}, \rho_A)$, 其中对于给定标号集 \mathbf{A} 的方差分量参数为 $\rho_A = (\delta_A, \gamma^2, \sigma^2)$ 。则对于给定的 \mathbf{x} , 观测矢量 \mathbf{y} 的边缘概率密度函数可表示为

$$p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = \int p(\mathbf{y} | \sigma, \varepsilon^2) \cdot p(\sigma | \delta_A, \gamma^2) d\sigma = N(\mathbf{y}; 0_{N \times 1}, P^{-1}(\mathbf{x})) \quad (12)$$

其中 $P(\mathbf{x})$ 为在给定 \mathbf{x} 下 \mathbf{y} 的协方差矩阵的逆矩阵。将式(12)转换为对数下变量为 \mathbf{x} 的似然函数:

$$\ln p(\mathbf{y} | \mathbf{x}) = -\frac{1}{2} \mathbf{M} \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln |P(\mathbf{x})| - \frac{1}{2} \mathbf{y}^T P(\mathbf{x}) \mathbf{y} \quad (13)$$

对于给定的标号集 \mathbf{A} , 用 GML 来选择最佳的标号集 \mathbf{A} 。文献[20]使用 ExCoV 算法来近似 GML 定理。ExCoV 算法的核心思想是在每一次迭代中用扩张和压缩的方法来估计当前的标号集 \mathbf{A} , 其目的是寻找到更有效的集 \mathbf{A} 。对于在每一步中得到固定的 \mathbf{A} , 采用 EM 算法来最大化方差分量的边缘概率密度函数, 从而近似得到 $\hat{\rho}_A$, 其具体算法详见文献[19, 20]中。

3.2 ExCoV算法性能分析比较

上述基于 ExCoV 的稀疏贝叶斯方法能够在噪声和杂波条件下准确地估计出目标散射系数 σ , 同时基于稀疏贝叶斯的分析方法提供了所估计参数的均值和方差, 当精度达到一定要求时, 能够方便地终止迭代过程, 并且在在大尺度数据处理的问题上具有较好的时效性。

为验证该算法的有效性, 设置蒙特卡洛次数为 100 时, 图 2(a)示出了给定一源信号和噪声信号的情况下, ExCoV 算法同 SBL, BCS, 梯度投影稀疏重构算法(Gradient Projection for Sparse

Reconstruction, GPSR)^[24]和基于平滑 L0 准则(Smoothed L0 norm, SL0)^[25]的重建源信号的性能比较, 图 2(b)示出了在给定测量次数的条件下, 各个算法的均方差(MSE)比较情况, 综合可见 ExCoV 具有较好的优越性。

4 仿真实验结果

计算机层析成像方法, 如 PFA, CBPA 方法和稀疏重构算法 SL0, 自适应迭代算法(Iterative Adaptive Algorithm, IAA)和 SBL 均在雷达成像应用中得到了较好的效果, 为分析比较基于 ExCoV 的 ISAR 成像算法的性能, 本节通过 MATLAB 仿真来验证该方法, 并将仿真结果与这些方法进行比较。在仿真中加入的杂波为高斯杂波, 噪声为高斯噪声。本文在比较过程中用计算机层析成像方法时采用全数据, 采用计算机层析成像算法 PFA, CBPA 时用全部回波数据, 而采用 CS 方法做 ISAR 成像时, 选择随机矩阵作为采样矩阵, 由第 2 节知采样后的稀疏词典矩阵大小为 $\tilde{M}\tilde{N} \times KL$, 即在录取的雷达回波数据中, 在方位向和距离向上随机抽取数据 $\tilde{M} \times \tilde{N}$, 再通过稀疏重构方法来恢复出目标的散射系数 σ 。

实验1中, 设雷达发射线性调频信号, 载频10 GHz, 带宽1 GHz, 采样点数为256, 目标散射中心几何位置关系如图3所示, 散射中心散射强度均设为 1, 成像区域大小为 10 m × 10 m, 在建立稀疏词典时, 将 ρ_r 和 ρ_a 均设置为 0.2 m。设目标总转角 θ_{max} 为 5° , 转动期间录取的回波数为 512, 并且设雷达与目标的距离满足远场条件。根据式(3)即可获得目标各个姿态下的回波数据, 成像结果如图4所示。

图 4(a), 图 4(b)为传统的计算机层析成像方法, 即由 PFA 和 CBPA 方法得到的 ISAR 图像, 从图中可看出, 两种方法均具有高旁瓣低分辨率的特点, PFA 和 CBPA 处理时需要插值运算, 该插值运算对算法的性能损失影响尤为显著, 但从图中也可看出

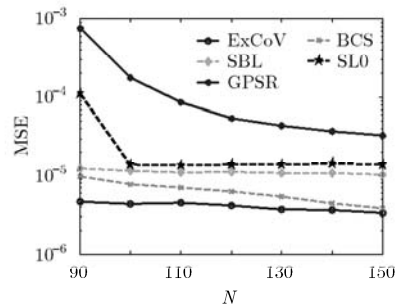
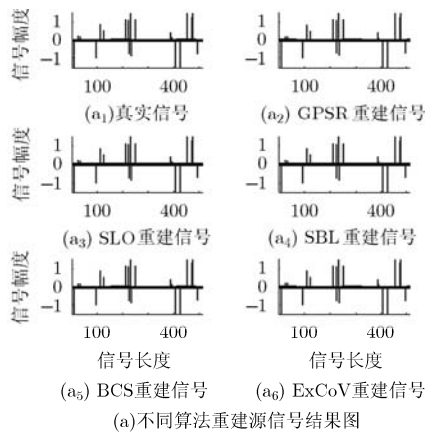


图 2 ExCoV 算法性能分析

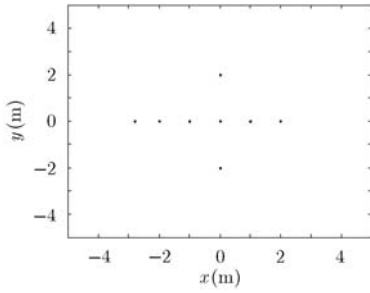


图3 目标散射点中心位置分布图

这两种方法均得到了较为干净的背景图像，即具有较好的抗噪性能。图 4(c)，图 4(d)是基于 GPSR 和 SL0 的稀疏恢复算法得到的 ISAR 图像，其中图 4(c)方法得到的 ISAR 图像质量较差，从图中可看出 GPSR 算法尤为对噪声敏感，虽然能较为准确地恢复出散射点位置，但背景信息复杂，容易掩盖掉真实散射点位置。GPSR 和 SL0 两种算法均需要设置人工参数，该人工参数的设置对算法具有较大的影响。图 4(e)，图 4(f)为 SBL 与 ExCoV 算法得到的图像，两种方法均为无参数化的自适应恢复算法，无需用户进行人工参数的设置，均能准确地恢复出散射点的位置，但从图中仍然可看出 SBL 算法具有较强的背景噪声信息。采用 ExCoV 的方法得到的 ISAR 图像能清楚地分辨出目标散射点，具有较强的对噪声不敏感性，同时可看出该方法得到的图像成像质量更高，误差更小。

图 5(a)示出了在含噪声情况下，随 SNR 的增加，各个稀疏恢复算法的均方差情况，在这里 MSE 定义

为 $MSE = \|\hat{\sigma} - \sigma\|^2 / \|\hat{\sigma}\|$ ，其中 $\hat{\sigma}$ 为真实点目标的散射系数， σ 为估计的目标散射点系数。图 5(b)示出了在同样的情况下，各个算法运行时间的情况。从图 5 中综合比较可以看出，在低噪声情况下，基于稀疏贝叶斯的方法具有较低的 MSE，ExCoV 方法拥有最低的 MSE，具有较好的抗噪声的性能。在运行时间上，SL0 方法具有最快的速度，SBL 方法具有最大的时耗性，此特点也是 SBL 方法最大的缺点，ExCoV 方法仅次于 SL0 方法。综上可知在一定的成像条件下，综合考虑 ISAR 成像的质量和成像的实时性，基于 ExCoV 的 ISAR 成像方法是较好的成像方法，同时可看出随着测量数据增加的情况下，词典列与列之间的相干性越来越强，而在此种情况下，ExCoV 方法具有最低的 MSE。

为验证基于 ExCoV 的 ISAR 成像方法的在实际应用中的可行性，实验 2 采用真实的 ISAR 数据进行验证，采用文献[26]中描述的方法得到雷达的回波数据，图 6(a)为 1 维距离像，图 6(b)为采用 FFT 方法得到的 ISAR 像，从图中可看出基于 FFT 的得到的 ISAR 像背景较模糊，具有较多的虚假点目标。图 6(c)~图 6(f)示出了基于稀疏表示的方法得到的 ISAR 像，基于稀疏表示的方法均能得到较为清晰的 ISAR 像，其中 GPSR 方法拥有较多的虚假点目标，而 SL0 方法和 SBL 方法得到的 ISAR 像，虽较稀疏，但目标散射点的旁瓣较高。综合比较本文方法得到的 ISAR 像，具有最稀疏性，能完全刻画目标散射点的分布特点。

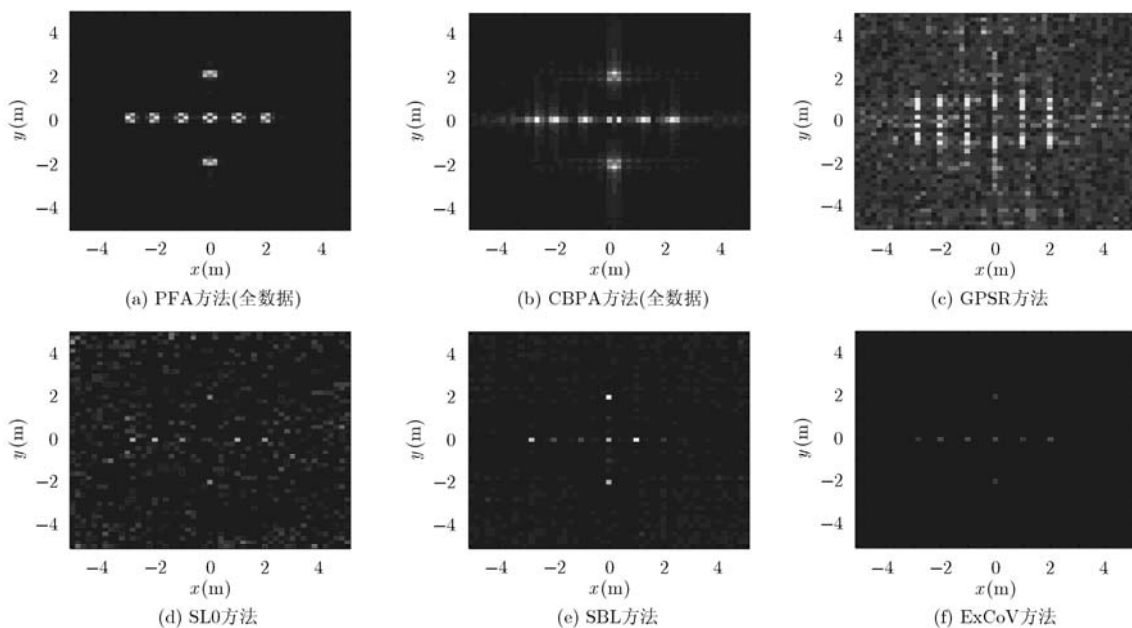


图4 点目标仿真实验

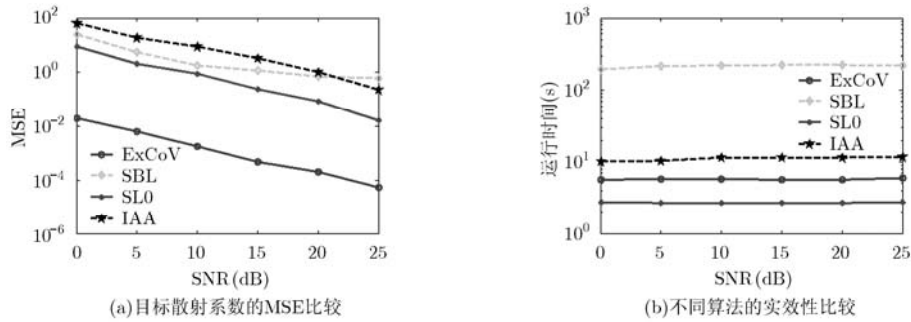


图5 不同 SNR 条件下各方法成像性能比较

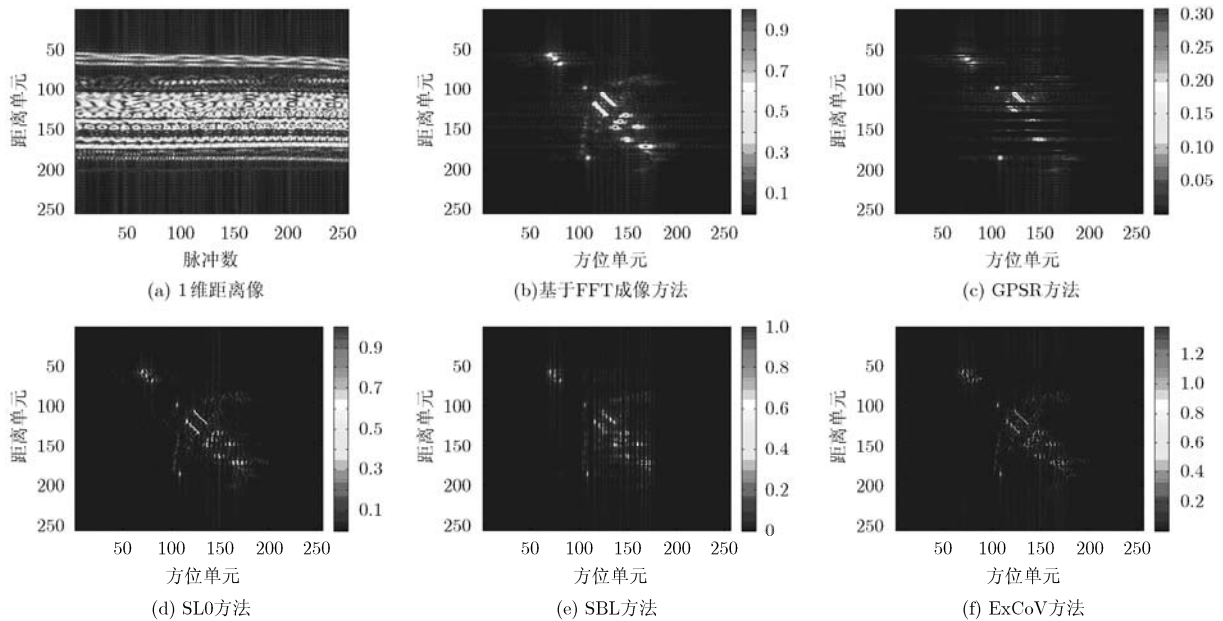


图6 真实 ISAR 数据成像

5 结束语

本文在计算机层析成像的 ISAR 模型框架下的基础上,首次进行了基于 ExCoV 方法的 ISAR 成像仿真,并与传统计算机层析成像方法 PFA, CBPA 和常用的稀疏恢复算法 SL0, GPSR 和 SBL 进行了对比仿真验证。基于 ExCoV 的 ISAR 成像方法采用了贝叶斯的分析方法,其概括了 SBL 的模型,并优于 SBL 方法,在图像重建中,它不仅能够提供点估计,还具有 BCS 方法中提供散射系数全后验概率密度估计的优点。基于 CS 理论, ExCoV 方法从有限的压缩数据中恢复出目标的散射系数,并基于先验概率分布,考虑了采样过程中的噪声因素,点目标仿真结果得出了该方法无论在成像效果和实时性性能上优于其它方法的结果。将真实 ISAR 数据的成像结果与基于 FFT 方法得到的图像相比,本文方法不仅具有低旁瓣高分辨的特点,并且得到了比其它稀疏恢复方法更加稀疏的 ISAR 图像,表明 ExCoV

是一种更有效,更有潜力的成像方法。下一步工作将考虑更具有实际意义的雷达目标先验概率,联合稀疏贝叶斯分析方法,进行高分辨、高时效的 ISAR 成像研究。

参考文献

- [1] Chen Zeng-ping, Zhang Wei-cheng, and Lin Qian-qiang. A novel phase compensation method for ISAR imaging in wide band radar[J]. *Journal of Radars*, 2013, 2(1): 23-29.
- [2] Gerry M J, Potter L C, Gupta I J, et al. A parametric model for synthetic aperture radar measurements[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1999, 47(7): 1179-1188.
- [3] Donoho D L. Compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [4] Candes E J and Wakin M B. An introduction to compressive sampling[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2008, 25(2): 21-30.
- [5] Zhang Lei, Xing Meng-dao, Qiu Cheng-wei, et al. Resolution

- enhancement for inversed synthetic aperture radar imaging under low SNR via improved compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2010, 48(10): 3824–3838.
- [6] Önhon N and Çetin M. A sparsity-driven approach for joint SAR imaging and phase error correction[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, 21(4): 2075–2088.
- [7] 陈倩倩, 徐刚, 李亚超, 等. 短孔径 ISAR 方位定标[J]. *电子与信息学报*, 2013, 35(8): 1854–1861.
Chen Qian-qian, Xu Gang, Li Ya-chao, *et al.* Cross-range scaling for ISAR with short aperture data[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(8): 1854–1861.
- [8] Ji S, Xue Y, and Carin L. Bayesian compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(6): 2346–2356.
- [9] Tipping M E. Sparse Bayesian learning and the relevance vector machine[J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, 2(1): 211–244.
- [10] Wipf D P and Rao B. Sparse Bayesian learning for basis selection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2004, 52(8): 2153–2164.
- [11] Zhang Zhi-ling and Rao B. Extension of SBL algorithms for the recovery of block sparse signals with intra-block correlation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(8): 2009–2015.
- [12] Candes E J, Wakin M B, and Boyd S P. Enhancing sparsity by reweighted l_1 minimization[J]. *Journal of Fourier Analysis and Applications*, 2008, 14: 877–905.
- [13] Rao Wei, Li Gang, Wang Xi-qin, *et al.* Adaptive sparse recovery by parametric weighted l_1 minimization for ISAR imaging of uniformly rotating targets[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2013, 6(2): 942–952.
- [14] Wipf D P and Nagarajan S. Iterative reweighted l_1 and l_2 methods for finding sparse solutions[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2010, 4(2): 317–329.
- [15] Liu Zhang-meng, Huang Zhi-tao, and Zhou Yi-yu. An efficient maximum likelihood method for direction-of-arrival estimation via sparse Bayesian learning[J]. *IEEE Transactions on Wireless Communications*, 2012, 11(10): 3607–3617.
- [16] 徐建平, 皮亦鸣, 曹宗杰. 基于贝叶斯压缩感知的合成孔径雷达高分辨成像[J]. *电子与信息学报*, 2011, 33(12): 2863–2868.
Xu Jian-ping, Pi Yi-ming, and Cao Zong-jie. SAR imaging based on Bayesian compressive sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2011, 33(12): 2863–2868.
- [17] Zhang Lei, Qiao Zhi-ju, Xing Meng-dao, *et al.* High-resolution ISAR imaging by exploiting sparse apertures[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2012, 60(2): 997–1008.
- [18] Zhao Guang-hui, Wang Zheng-yang, Wang Qi, *et al.* Robust ISAR imaging based on compressive sensing from noisy measurements[J]. *Signal Processing*, 2012, 92(1): 120–129.
- [19] Dogandzic A and Qiu Kun. ExCoV: expansion-compression variance-component based sparse-signal reconstruction from noisy measurements[C]. *Proceedings of 43rd Annual Conference Information Science and Systems*, Baltimore, USA, 2009: 186–191.
- [20] Qiu Kun and Aleksandar D. Variance-component based sparse signal reconstruction and model selection[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2010, 58(6): 2935–2952.
- [21] David C M, James D O, and Wkenneth J. A tomographic formulation of spotlight-mode synthetic aperture radar[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1983, 71(9): 917–925.
- [22] Gorham L A, Rigling B D, and Zelnio E G. A comparison between imaging radar and medical imaging polar format algorithm implementations[C]. *Proceedings of the International Society for Optical Engineering, Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XIV*, Orlando, Florida, USA, 2007: 1–7.
- [23] Desai M D and Jenkins W K. Convolution back projection image reconstruction for spotlight mode synthetic aperture radar[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1992, 1(4): 505–517.
- [24] Hosein G M, Zadeh M B, and Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed l_0 -norm[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2009, 57(1): 289–301.
- [25] Figueiredo M A T, Nowak R D, and Wright S J. Gradient projection for sparse reconstruction: application to compressed sensing and other inverse problems[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing*, 2007, 1(4): 586–597.
- [26] Liu Zhen, You Peng, Wei Xi-zhang, *et al.* Dynamic ISAR imaging of maneuvering targets based on sequential SL0[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2013, 10(5): 1041–1045.
- 苏伍各：男，1986年生，博士生，研究方向为雷达成像技术及稀疏表示方法。
- 王宏强：男，1970年生，研究员，博士生导师，研究方向为雷达信号处理、压缩感知、太赫兹雷达技术等。
- 邓彬：男，1981年生，讲师，研究方向为合成孔径雷达、太赫兹雷达。
- 秦玉亮：男，1980年生，副研究员，研究方向为雷达信号处理。
- 凌永顺：男，1937年生，教授，研究方向为雷达隐身、红外隐身、电子伪装和雷达红外复合干扰等。