

## SAR 微动目标的稀疏贝叶斯成像方法\*

苏伍各<sup>1</sup>, 王宏强<sup>1</sup>, 邓彬<sup>1</sup>, 秦玉亮<sup>1</sup>, 凌永顺<sup>2</sup>

(1. 国防科技大学 电子科学与工程学院, 湖南 长沙 410073; 2. 电子工程学院, 安徽 合肥 230037)

**摘要:** SAR 微动信息能够反映出目标的属性信息, 其微动图像可作为雷达目标识别的一种重要手段。基于 SAR 微动目标回波的稀疏特性, 建立了在过完备词典下的稀疏表示模型, 提出一种新的稀疏贝叶斯重构方法——方差成分扩张压缩, 该方法仅赋予有重要意义的信号元素不同的方差分量, 拥有更少的参数。仿真结果表明, 方差成分扩张压缩方法能较精确地估计出 SAR 目标微动参数, 同时能够获得低信噪比条件下较好的微动目标像。

**关键词:** SAR; 微动目标成像; 参数估计; 稀疏表示; 方差成分扩张压缩

**中图分类号:** TN957 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-2486(2014)06-128-06

## The SAR micro motion target imaging via the sparse Bayesian method

SU Wuge<sup>1</sup>, WANG Hongqiang<sup>1</sup>, Deng Bin<sup>1</sup>, QIN Yuliang<sup>1</sup>, LING Yongshun<sup>2</sup>

(1. College of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China;  
2. Electronic Engineering Institute, Hefei 230037, China)

**Abstract:** The micro motion target image of SAR can be used in radar target recognition since it can reflect the attribute of target information. Based on the fact that the SAR echo of the micro motion target is sparse, the sparse signal representation was established under an over-complete dictionary. A new sparse Bayesian learning named expansion-compression variance-component based method was employed, which only assigns the distinct variance components to the significant signal elements. In addition, the expansion-compression variance-component based method has much less parameters. The imaging results of SAR micro motion target can estimate the micro motion parameter better, and achieve the fine SAR micro motion image under the low signal to noise ratio.

**Key words:** synthetic aperture radar; micro motion target imaging; parameter estimation; sparse representation; ExCoV

目标微动往往蕴含着对目标识别和合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)图像解译极为有利的特征和信息,因而在近些年来获得了极大的关注<sup>[1-2]</sup>。对于典型的 SAR 微动目标,如防空阵地中的旋转天线,振动的车辆引擎,摆动的舰船,直升机高速旋转的旋翼等,微动主要体现在旋转和振动中<sup>[3]</sup>。微动参数主要包括微动频率和微动幅度等,这些参数信息能反映出目标的属性信息。传统的 SAR 运动目标指示(SAR Ground Moving Target Indication, SAR GMTI)技术无法解决微动参数估计的问题<sup>[3-4]</sup>。而现有的 SAR 微动参数估计方法,如循环谱估计方法、时频分析方法等,由于受目标微动因素的影响,往往造成成像模糊,以致微动参数难以在图像域估计<sup>[5-6]</sup>。

近年来稀疏表示方法和压缩感知理论

(Compress Sensing, CS)<sup>[7]</sup>在雷达信号处理中得到广泛的应用<sup>[8-9]</sup>。本文将 SAR 微动成像问题转化为在过完备词典下的稀疏表示问题。但传统的稀疏恢复算法如梯度投影重建(Gradient Projection for Sparse Reconstruction, GPSR)方法<sup>[10]</sup>、压缩采样匹配追踪(the Compressive Sampling Matching Pursuit, CoSaMP)<sup>[11]</sup>方法等,算法性能受人工参数设置的影响,在实际应用中很难进行正确的选择。在低信噪比条件下,当前大多数的稀疏重构算法性能会变得较差,而相比之下基于贝叶斯理论的稀疏恢复算法<sup>[12-13]</sup>,如稀疏贝叶斯学习(Sparse Bayesian Learning, SBL)方法<sup>[14]</sup>仍具有良好的性能。依据贝叶斯理论的稀疏恢复算法是一种数据自适应算法,其通过采用稀疏先验模型,依据贝叶斯基本推论,采用优化算法进行稀疏求

\* 收稿日期:2014-03-14

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61171133);国家自然科学基金青年基金资助项目(61302148,61101182)

作者简介:苏伍各(1986—),男,四川凉山州人,博士研究生,E-mail:suwuge\_zhanlang@sina.com;

王宏强(通信作者),男,研究员,博士,博士生导师,E-mail:oliverwhq@vip.tom.com

解<sup>[12]</sup>,相比较于传统稀疏重构方法,具有较好的抗噪性能。

SBL 主要缺点是计算的高复杂性和大量的存储需求,并受噪声影响较大。鉴于此,考虑采用一种新的稀疏贝叶斯重构方法,即方差成分扩张压缩方法 (Expansion-Compression Variance-component based method, ExCoV)。ExCoV 方法概括了 SBL 的模型<sup>[15-16]</sup>,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,因此该方法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。这种方法更能突出稀疏特性。由于其概率模型的简洁性,ExCoV 拥有较好的实效性,并在低信噪比的条件下获得了优于 SBL 的精度。

### 1 SAR 微动目标稀疏模型

设雷达工作在聚束式条件下,雷达与目标的几何关系如图 1 所示。图中雷达以速度  $V_a$  飞行, $X$  和  $Y$  分别表示距离向和方位向。注意到在时间  $t$  和较小的观测角  $\theta$  下雷达移动到  $y = V_a t = R_c \tan\theta \approx R_c \theta$ ,其中  $R_c$  表示雷达到旋转中心的距离。

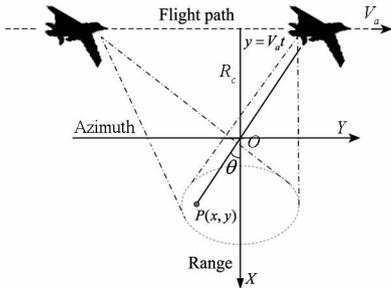


图 1 聚束 SAR 微动目标几何模型

Fig. 1 The geometrical model of spotlight SAR micro-moving target

考虑在 SAR 成像场景中的任意运动目标  $P(x, y)$ ,并令矢量  $\boldsymbol{\vartheta}$  表示除散射系数之外的目标参数不变量,例如初始位置  $(x, y)$ 、运动速度  $V$ 、旋转频率  $\omega$  等。假设目标运动至  $(x_{\vartheta, \theta}, y_{\vartheta, \theta})$ ,目标的距离模型可表示为

$$R_{\vartheta}(\theta) = \sqrt{(R_c + x)^2 + (V_a t + y)^2} \quad (1)$$

$$\approx \sqrt{R_c^2 + (V_a t)^2} + x_{\vartheta, \theta} \cos\theta + y_{\vartheta, \theta} \sin\theta$$

聚束 SAR 成像的目标几何模型,如图 2 所示。图中  $K = 2k = 4\pi f/c$ ,  $K_c = 4\pi/\lambda_c$ ,则目标回波可表示为

$$s(K, \theta; \boldsymbol{\vartheta}) = P(K) \exp[-jK \sqrt{R_c^2 + (V_a t)^2}] \cdot \exp[-jK(x_{\vartheta, \theta} \cos\theta + y_{\vartheta, \theta} \sin\theta)] \quad (2)$$

其中  $P(K)$  为发射信号的傅里叶变换。对于目标微动参数  $\boldsymbol{\vartheta}$  假设目标的散射系数为  $\sigma(\boldsymbol{\vartheta})$ ,则所有目标的总回波可表示为

$$S(K, \theta) = \int \sigma(\boldsymbol{\vartheta}) \cdot s(K, \theta; \boldsymbol{\vartheta}) d\boldsymbol{\vartheta} \quad (3)$$

经过距离压缩和运动补偿后,目标的信号模型可表示为

$$G(K, \theta) = \int \sigma(\boldsymbol{\vartheta}) \cdot \exp[-jK(x_{\vartheta, \theta} \cos\theta + y_{\vartheta, \theta} \sin\theta)] d\boldsymbol{\vartheta} \quad (4)$$

当目标存在微动形式、图旋转或振动时,可得

$$\begin{cases} x_{\vartheta, \theta} = x + r \cos(2\pi f_m t + \varphi_0) \\ y_{\vartheta, \theta} = y + r \sin(2\pi f_m t + \varphi_0) \end{cases} \quad (5)$$

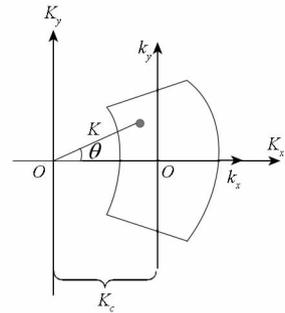


图 2 波束域目标几何模型

Fig. 2 The target geometrical model in wave number domain

在这种情形下,微动参数组成了一个参数矢量  $\boldsymbol{\vartheta} = (x, y, r, f_m, \varphi_0)$ ,其中  $(x, y)$  表示微动中心的位置, $r$  为微动幅度(如旋转幅度或振动幅度), $f_m$  为微动频率, $\varphi_0$  为微动初相。将式(5)代入式(4)中且考虑噪声  $\varepsilon_i$  时,将观测模型离散化后可得

$$G(K, \theta) = \sum_{i=1}^I \sigma_i \cdot \mathbf{h}_{K, \theta}(\boldsymbol{\vartheta}_i) + \varepsilon_i \quad (6)$$

其中  $I$  表示散射中心的个数, $\sigma_i$  表示第  $i$  个目标的散射系数,式中观测矩阵

$$\mathbf{h}_{K, \theta}(\boldsymbol{\vartheta}_i) = \exp(-jKx_i \cos\theta - jKy_i \sin\theta) \cdot$$

$$\exp\left(-jKr_i \cos\left(\frac{2\pi f_{mi} R_c}{V_a} \tan\theta + \varphi_{0i}\right)\right) \quad (7)$$

在式(7)中,第 2 个指数项表示了目标的微动项。在实际的 SAR 微动目标成像中,目标回波仅由少数几个散射点回波构成,故目标回波是稀疏的,在目标位置  $(x, y)$  处,若不存在散射点则  $\sigma(x, y) = 0$ 。将成像场景分别在距离向和方位向离散化为  $N_x$  和  $N_y$  个取值,将微动幅度、微动频率和初相在可能存在的范围内分别离散为  $P, Q$  和  $J$  个取值,并考虑实际观测矩阵,将  $K$  和  $\theta$  分别离散化为  $M$  和  $N$  个取值后,按顺序取微动参数  $x, y, r, f_m, \varphi^0$  的离散值,并将其矢量化为  $MN \times 1$  的列向量,最终遍历所有的离散化参数值后,形成了  $MN \times N_x N_y P Q J$  的词典矩阵  $\mathbf{H}$ ,如式(8)所示。

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h(K_1, \theta_1; x_1, y_1, r_1, f_{m1}, \varphi_1^0) & h(K_1, \theta_1; x_1, y_1, r_1, f_{m1}, \varphi_2^0) & \cdots & h(K_1, \theta_1; x_{N_x}, y_{N_y}, r_P, f_{mQ}, \varphi_J^0) \\ h(K_1, \theta_2; x_1, y_1, r_1, f_{m1}, \varphi_1^0) & h(K_1, \theta_2; x_1, y_1, r_1, f_{m1}, \varphi_2^0) & \cdots & h(K_1, \theta_2; x_{N_x}, y_{N_y}, r_P, f_{mQ}, \varphi_J^0) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ h(K_M, \theta_N; x_1, y_1, r_1, f_{m1}, \varphi_1^0) & h(K_M, \theta_N; x_1, y_1, r_1, f_{m1}, \varphi_2^0) & \cdots & h(K_M, \theta_N; x_{N_x}, y_{N_y}, r_P, f_{mQ}, \varphi_J^0) \end{bmatrix} \quad (8)$$

则由式(6)可得稀疏表示如式(9)所示。

$$\mathbf{g} = \mathbf{H}\boldsymbol{\vartheta} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (9)$$

其中观测矢量  $\mathbf{g}$ 、噪声矢量  $\boldsymbol{\varepsilon}$  和目标参数矢量  $\boldsymbol{\vartheta}$  为

$$\begin{cases} \mathbf{g} = [G(K_1, \theta_1), G(K_1, \theta_2), \dots, G(K_M, \theta_N)]_{MN \times 1}^T \\ \boldsymbol{\varepsilon} = [\varepsilon(K_1, \theta_1), \varepsilon(K_1, \theta_2), \dots, \varepsilon(K_M, \theta_N)]_{MN \times 1}^T \\ \boldsymbol{\vartheta} = [K_1, \dots, K_N, \theta_1, \dots, \theta_N; x_1, \dots, x_{N_x}, y_1, \dots, y_{N_y}, \\ r_1, \dots, r_P, f_{m1}, \dots, f_{mQ}, \varphi_1, \dots, \varphi_J] \end{cases} \quad (10)$$

目标参数矢量  $\boldsymbol{\vartheta}$  包含了需要估计的目标微动参数,即目标位置、微动幅度、微动频率和微动初相。由此 SAR 微动目标成像可由式(9)来进行求解。

## 2 基于 ExCoV 的 SAR 微动目标成像

CS 理论已证明若  $\boldsymbol{\vartheta}$  为  $L$  稀疏矢量,则通过  $O[L \log(N_x N_y PQJ)]$  次测量可重建  $\boldsymbol{\vartheta}$ ,并由式(11)代价函数进行求解

$$\text{minimize } \|\boldsymbol{\vartheta}\|_1, \text{ subject to } \|\mathbf{g} - \mathbf{H}\boldsymbol{\vartheta}\|_2 < \varepsilon \quad (11)$$

根据标准的高斯噪声模型,对于 SAR 微动目标回波,其前向模型概率形式可表示为

$$p(\mathbf{g} | \boldsymbol{\vartheta}, \xi^2) = N(\mathbf{g}; \mathbf{H}\boldsymbol{\vartheta}, \xi^2 \mathbf{C}) \quad (12)$$

其中  $\mathbf{C}$  为  $MN \times MN$  大小已知的正定对称矩阵,  $\xi^2$  为未知的噪声方差参数,  $\xi^2 \mathbf{C}$  为噪声协方差矩阵,当  $\mathbf{C} = \mathbf{I}_{MN}$  时,即为高斯白噪声。

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

$$p(\boldsymbol{\vartheta}_i; \gamma_i) = N(0, \gamma_i) = \prod_{i=1}^{N_x N_y PQJ} (2\pi\gamma_i)^{-\frac{1}{2}} \exp\left(-\frac{\boldsymbol{\vartheta}_i^2}{2\gamma_i}\right) \quad (13)$$

基于这一假设来估计这些方差分量。而 ExCoV 方法对于信号  $\boldsymbol{\vartheta}$  抓住了其最主要的特性,即稀疏性。 $\boldsymbol{\vartheta}$  的先验分布需要  $\boldsymbol{\vartheta}$  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  $\boldsymbol{\vartheta}$  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,而对信号的其他剩余系数赋予共同的方差分量参数。定义  $\mathbf{A} = \{1, 2, \dots, N_x N_y PQJ\}$  为信号  $\boldsymbol{\vartheta}$  分量的所有标号,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)  $\mathbf{B} = \mathbf{A} \setminus \mathbf{A}$  为信号中相对应地拥有共同方差分量的信号系数的标号集,则  $q_B = N_x N_y PQJ - q_A$ 。同样对应地将词典  $\mathbf{H}$  根据信号  $\boldsymbol{\vartheta}$  的标号集分为子矩阵  $\mathbf{H}_A \in \mathbf{R}^{P \times q_A}$  和  $\mathbf{H}_B \in \mathbf{R}^{P \times q_B}$ ,将信号  $\boldsymbol{\vartheta}$  对应地划分为  $\boldsymbol{\vartheta}_A \in \mathbf{R}^{q_A}$  和  $\boldsymbol{\vartheta}_B \in \mathbf{R}^{q_B}$ 。则对于信号系数  $\boldsymbol{\vartheta}$  可采取如式(14)所示的先验模型。

$$\begin{aligned} p(\boldsymbol{\vartheta} | \delta_A, \gamma^2) &= p(\boldsymbol{\vartheta}_A | \delta_A) \cdot p(\boldsymbol{\vartheta}_B | \gamma^2) \\ &= N(\boldsymbol{\vartheta}_A; \mathbf{0}_{q_A \times 1}, \mathbf{D}_A(\delta_A)) \cdot N(\boldsymbol{\vartheta}_B; \mathbf{0}_{q_B \times 1}, \mathbf{D}_B(\gamma^2)) \end{aligned} \quad (14)$$

其中  $\mathbf{D}_A(\delta_A) = \text{diag}\{\delta_{A,1}^2, \delta_{A,2}^2, \dots, \delta_{A,q_A}^2\}$  和  $\mathbf{D}_B(\gamma^2) = \gamma^2 \mathbf{I}_{q_B}$  为信号的协方差矩阵。对于子信号  $\delta_A = [\delta_{A,1}^2, \delta_{A,2}^2, \dots, \delta_{A,q_A}^2]^T, \delta_{A,1}^2, \delta_{A,2}^2, \dots, \delta_{A,q_A}^2$  都是不同的,对于  $\boldsymbol{\vartheta}_B$  的各个系数赋予相同的方差  $\gamma^2$ ,当  $\mathbf{A} = \mathbf{A}, q_A = N_x N_y PQJ$  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。

定义所有未知的参数集为  $\mathbf{x} = (\mathbf{A}, \delta_A, \gamma^2, \xi^2)$ 。则对于给定的  $\mathbf{x}$ ,观测矢量  $\mathbf{g}$  的边缘概率密度函数可表示为

$$\begin{aligned} p(\mathbf{g} | \mathbf{x}) &= \int p(\mathbf{g} | \boldsymbol{\vartheta}, \xi^2) \cdot p(\boldsymbol{\vartheta} | \delta_A, \gamma^2) d\boldsymbol{\vartheta} \\ &= N(\mathbf{g}; \mathbf{0}_{N \times 1}, \mathbf{P}^{-1}(\mathbf{x})) \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $\mathbf{P}^{-1}(\mathbf{x})$  为在给定  $\mathbf{x}$  下  $\mathbf{g}$  的协方差矩阵的逆矩阵。将式(15)两边取对数可得代价函数为

$$\begin{aligned} \ln p(\mathbf{g} | \mathbf{x}) &= -\frac{1}{2} N \ln(2\pi) + \frac{1}{2} \ln |\mathbf{P}(\mathbf{x})| \\ &\quad - \frac{1}{2} \mathbf{g}^T \mathbf{P}(\mathbf{x}) \mathbf{g} \end{aligned} \quad (16)$$

对于给定的标号集  $\mathbf{A}$ ,用广义最大似然估计<sup>[15]</sup>来选择最佳的标号集  $\mathbf{A}$ 。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  $\mathbf{A}$ 。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  $\hat{\rho}_A$ ,具体求解详见文献[15-16]。

基于 CS 理论,采用一种距离向和方位向回波数据同时进行降采样的采样机制,即二维数据联合处理的方式<sup>[17]</sup>,通过此采样方案能够有效地减少回波数据。在采样完成之后,再应用 ExCoV

算法进行稀疏重构,图 3 为本文提出方法的信号处理流程图。

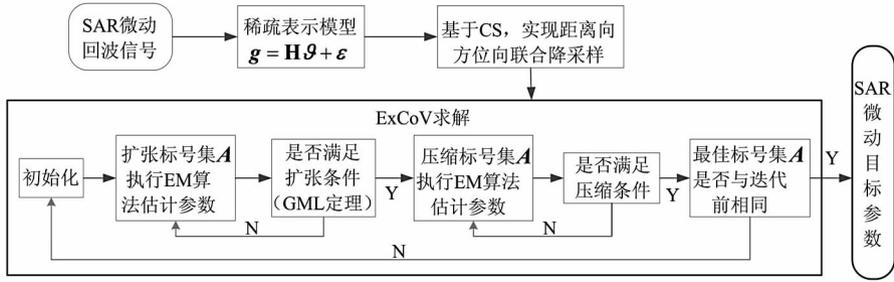


图 3 SAR 微动目标成像信号处理流程

Fig. 3 The flow of signal processing on SAR micro target imaging

### 3 仿真分析

传统的卷积逆投影 (Convolution Back Projection, CBP) 成像算法和常用的稀疏恢复算法 CoSaMP 在雷达成像应用中均取得了良好的效果,为分析比较基于 ExCoV 的 SAR 微动目标成像性能,在本节中用仿真数据来验证本文方法的可用性和有效性,并与传统方法进行分析比较,在仿真中加入的噪声均为高斯噪声。在比较过程中用传统成像方法时采用全部回波数据,而采用 CS 做微动目标成像时,选择随机矩阵作为采样矩阵,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远小于原始数量的回波数据,再通过稀疏重构方法来恢复出目标的散射系数。

SAR 微动目标成像的几何模型如图 1 所示,设雷达发射线性调频信号,载频 10GHz,带宽 400MHz,雷达到目标中心的初始距离  $R_0$  为 10km,目标散射中心几何位置关系如图 4 所示,散射中心散射强度均设为 1,成像区域大小为  $8 \times 8m$ ,在建立稀疏词典时,将成像区域间隔均设置为 0.2m。设目标观测角  $\theta$  为  $10^\circ$ ,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。当目标经历微动时,在仿真实验中,将点目标初相均设置为 0,微动幅度设置为 0.1,微动频率设置为  $4\pi$ ,根据式(5)即可获得目标各个姿态下的回波数据。在仿真中采用 CS 理论时,方位向和距离向的随机抽取数均设置为 16。

图 5 为将信噪比 (Signal Noise Ratio, SNR) 设置为 15dB 时,采用传统的 CBP 方法得到的结果,其中图 5(a)是距离向图像,图 5(b)为三维场景下的目标重建示意图。从图中可看出,由于目标微动的存在使得点目标的距离像重叠在一起,方位向不能将其分开,故获得的图像比较模糊,不能进行精确成像,通过该方法不能正确进行微动目标参数估计。图 6 是将 SNR 设置为 2dB 的情况下,稀疏重构方法 CoSaMP 与 ExCoV 得到的 SAR 微动目标图

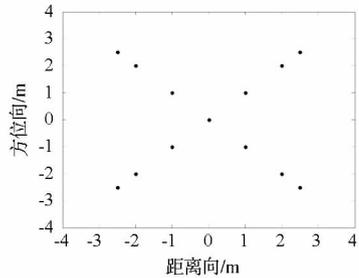
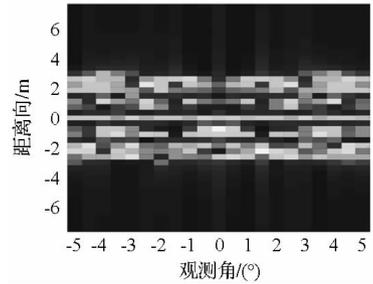
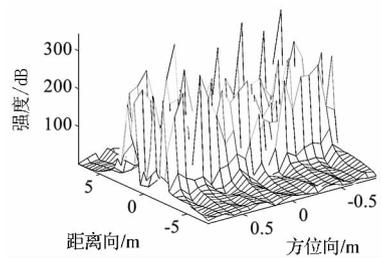


图 4 目标散射点模型

Fig. 4 Model of target scattering points



(a) 距离向



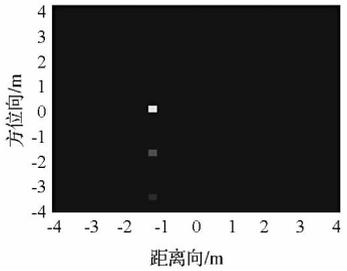
(b) 三维重建图像

图 5 基于 CBP 的 SAR 微动目标成像

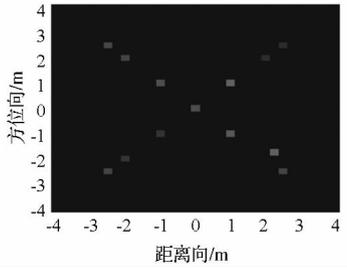
Fig. 5 SAR micro target imaging based on CBP

像。从中可看出,在信噪比较低时,CoSaMP 方法不能进行精确成像,而相比之下,ExCoV 方法能将大多数的散射点进行精确恢复,显示出了其良好的成像能力。图 7 是将 SNR 设置为 15dB 的情况下,稀疏重构方法 CoSaMP 与 ExCoV 得到的 SAR 微动目标图像。从图 7 中可看出,在一定的条件下,稀疏联合参数估计成像方法即使在很小的随机采样中仍然能够得到较好的聚焦图像。

在 SNR 变化时,CoSaMP 方法与 ExCoV 方法

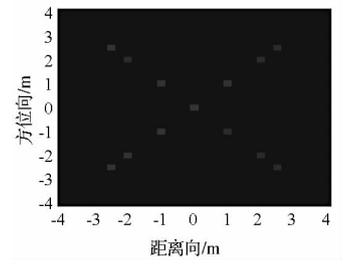


(a) CoSaMP

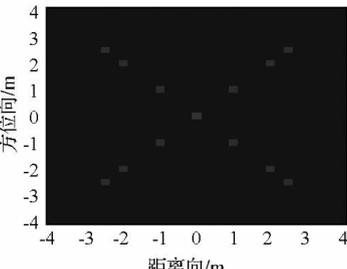


(b) ExCoV

图 6 在信噪比为 2dB 条件下的成像结果  
Fig. 6 The imaging result under the SNR of 2dB



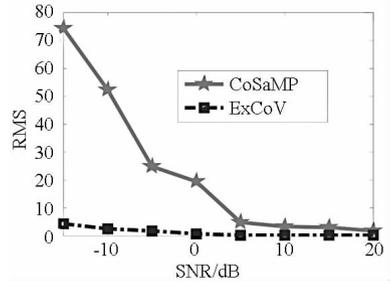
(a) CoSaMP



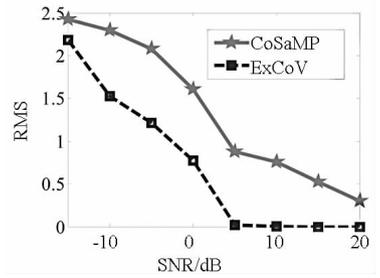
(b) ExCoV

图 7 在信噪比为 15 dB 条件下的成像结果  
Fig. 7 The imaging result under the SNR of 15dB

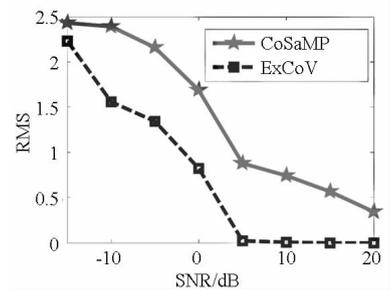
估计得到的微动参数的均方根 (Root Mean Square, RMS) 比较如图 8 所示。从图 8 中整体比较,可见随着 SNR 增加,ExCoV 的 RMS 急剧下降,表明该方法能够得到较为精确的微动参数值,具有较好的稳健性。图 9 表示在不同的稀疏采样条件下,稀疏恢复算法运行时间的情况,这里将稀疏采样率定义为  $l/MN, l=0.1, \dots, 0.35$ 。从图 9 中可看出 ExCoV 方法比 CoSaMP 方法的计算量要大些,因为 CoSaMP 仅仅是匹配追踪优化方法,因此计算精度要低,而 ExCoV 在估计学习参数的时候,利用 EM 算法进行参数的估计,因此计算量相



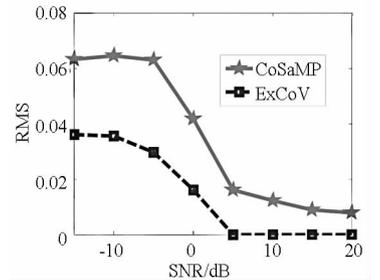
(a) 散射系数幅度



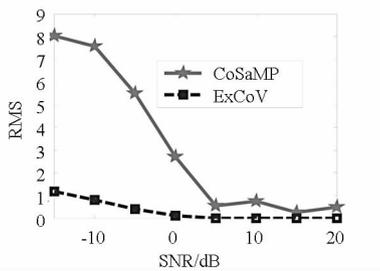
(b) 距离向位置



(c) 方位向位置



(d) 微动幅度



(e) 微动频率

图 8 不同 SNR 条件下,由 CoSaMP 方法和 ExCoV 方法估计的 RMS 值

Fig. 8 The root mean square based on the CoSaMP method and the ExCoV method in different conditions of SNR

对较大。针对 SAR 微动参数估计的问题,研究如何改进 ExCoV 方法使得其计算量更小,达到 CoSaMP 的水平,这是作者正在进行的一个研究方向。

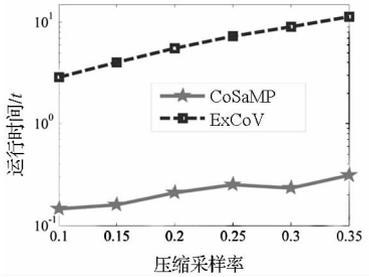


图9 不同压缩采样率下的时效性比较

Fig. 9 The time complexity of algorithm under different compression ratio

## 4 结论

将 SAR 微动目标成像的非线性问题转化为稀疏表示问题,并进行了基于 ExCoV 方法的 SAR 微动目标成像,在稀疏贝叶斯框架下对 SAR 微动目标联合成像参数估计进行了实现。通过与传统成像方法进行比较,验证了本文方法在低信噪比条件下,可获得较高精度的微动参数估计,表明稀疏贝叶斯 ExCoV 方法适合于 SAR 微动目标成像及微动参数估计。

## 参考文献 (References)

[1] Thayaparan T, Suresh K, Qian S, et al. Micro-doppler analysis of a rotating target in synthetic aperture radar[J]. IET Signal Process, 2010, 4(3):245-255.

[2] Li X, Deng B, Qin Y, et al. The influence of target micromotion on SAR and GMTI [J]. IEEE Transactions Geoscience Remote Sensing, 2011, 49(7):2738-2751.

[3] Deng B, Wang H Q, Qin Y L, et al. Rotating parabolic-reflector antenna target in SAR data: model, characteristics, and parameter estimation[J]. International Journal of Antennas and Propagation, 2013: 1-13.

[4] 邓彬. 合成孔径雷达微动目标指示[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2011.

DENG Bin. Research on synthetic aperture radar micro-motion target indication [D]. Changsha: National University of Defense Technology, 2011. (in Chinese)

[5] Sparr T, Krane B. Micro-doppler analysis of vibrating targets in SAR [J]. IEE Proceedings Radar Sonar Navig, 2003, 150(4): 277-283.

[6] Wicks M C, Himed B, Bascom H, et al. Tomography of moving targets (TMT) for security and surveillance [J]. Advances in Sensing with Security Applications, 2006, 2: 323-339.

[7] Candès E J, Romberg J, Tao T. Robust uncertainty principles: exact signal reconstruction from highly incomplete frequency information [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(2):489-509.

[8] Samadi S, Cetin M, Masnadi-Shirazi M A. Multiple feature-enhanced SAR imaging using sparsity in combined dictionaries[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(4): 821-825.

[9] 林波, 张增辉, 朱炬波.  $(L_1)$ -analysis 稀疏重构在阵列信号恢复及波达角估计中的应用[J]. 国防科技大学学报, 2013, 35(5):152-157.

LIN Bo, ZHANG Zenghui, ZHU Jubo. Reconstruction of array output and direction-of-arrival estimation via  $(L_1)$ -analysis sparse recover [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2013, 35(5):152-157. (in Chinese)

[10] Mohimani H, Babaie-Zadeh M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed  $\ell^0$ -norm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1): 289-301.

[11] Needell D, Tropp J A. CoSaMP: iterative signal recovery from incomplete and inaccurate samples [J]. Applied Computational Harmonic Analysis, 2009, 26(3): 301-321.

[12] Mohammad-Djafari A. Bayesian approach with prior models which enforce sparsity in signal and image processing [J]. EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, 2012, 52(1):1-19.

[13] Zhang Z L, Rao B D. 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.

[14] Wipf D P, Rao B D. Sparse bayesian learning for basis selection [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2004, 52(8): 2153-2164.

[15] Dogandzic A, Qiu K. ExCoV: expansion-compression variance-component based sparse signal reconstruction from noisy measurements [C]//Proceeding of 43rd Annual Conference Information Science and Systems, Baltimore, USA, 2009.

[16] Qiu K, Dogandzic A. Variance-component based sparse signal reconstruction and model selection [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(6):2935-2952.

[17] Xu J, Pi Y, Cao Z. Bayesian compressive sensing in synthetic aperture radar imaging [J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2012, 6(1):2-8.