

基于块稀疏信号重构的高分辨率 ISAR 成像算法^①

冯俊杰^{1,2}, 张弓¹

1. 南京航空航天大学 电子信息工程学院, 南京 211106; 2. 六盘水师范学院 电气工程学院, 贵州 六盘水 553004

摘要: 为实现快速高分辨率逆合成孔径雷达 (Inverse synthetic aperture radar, ISAR) 成像, 充分利用目标的内在块稀疏结构信息, 提出一种块平滑 l_0 范数稀疏重构 ISAR 成像算法. 首先, 将 ISAR 稀疏成像转化为块 l_0 范数的优化问题, 采用一阶负指数函数趋近块 l_0 范数. 其次, 采用单循环步骤代替平滑 l_0 范数算法中的双循环结构, 减小控制参数的间隔, 实现对块稀疏信号的优化重构. 该算法能够在块稀疏度未知时利用 ISAR 目标固有的内在结构特征进行高分辨率成像. 仿真实验结果证实该算法的成像质量高且快于其它算法.

关键词: 逆合成孔径雷达; 块稀疏信号; 平滑函数; 成像

中图分类号: TN95

文献标志码: A

文章编号: 1000-5471(2018)10-0074-06

逆合成孔径雷达成像具有全天时、全天候、远距离探测目标和获取场景信息的能力, 在军用和民用应用中发挥着重要作用. 通过提高相干处理时间间隔 (CPI, coherent processing interval) 来获得高方位分辨率^[1-3]. 而 ISAR 目标在较长观测时间内运动一般是不平稳的, 存在较强的多普勒时变, 增加了成像复杂度.

近些年压缩感知 (Compressive Sensing, CS) 理论受到越来越广泛的关注^[4-6], 已成为数学领域和工程应用领域的研究热点. 稀疏信号重构算法是 CS 理论的重要步骤, 其作用是基于优化理论由较少的观测值重构出原始稀疏信号, 在雷达目标成像中, 目标相对于成像背景表现出高度稀疏性, 因此可以将稀疏信号重构算法应用于雷达成像^[7-9].

ISAR 目标的散射点之间并不是独立存在, 而是具有块状或者簇状结构特征, 即目标的强散射点以连续形式存在, 传统稀疏信号重构雷达成像算法仅考虑目标散射点的稀疏性, 不能完全地刻画块状目标的真实结构. 文献[10]提出两维结构模式耦合贝叶斯 (PC-SBL) ISAR 成像算法, 但该算法运算量大, 复杂度较高. 本文利用 ISAR 目标潜在的块状稀疏结构, 针对实际应用中信号块稀疏度未知的情况, 提出一种盲稀疏度信号重构算法, 实现快速高分辨率 ISAR 成像.

1 ISAR 成像模型

假设目标位于远场, 雷达发射线性调频信号:

$$y(t) = \exp\left(j2\pi\left(f_0 t + \frac{1}{2}\mu_0 t^2\right)\right) \quad t \in \left[-\frac{T}{2}, \frac{T}{2}\right] \quad (1)$$

其中 f_0 为中心频率, μ_0 为斜率, T 为脉冲周期. 经混频后, 目标散射点 $P(x, y)$ 回波信号为

$$y(t) = \sigma e^{-j2\pi f_0 \tau(t) + j\pi \mu_0 (t - \tau(t))^2} \quad (2)$$

其中, $\tau(t)$ 为时延, σ 为信号幅度. 距离压缩后, 信号可以表示为

$$y(t) = \sigma \exp(-j2\pi f_0 \tau(t)) \operatorname{sinc}(\mu_0 T(t - \tau(t))) \quad (3)$$

① 收稿日期: 2017-08-28

基金项目: 国家自然科学基金项目(61471191); 贵州省科学技术基金项目(黔科合 LH 字[2014]7471 号), 贵州省重点学科项目(ZDXK201535).

作者简介: 冯俊杰(1983-), 男, 博士, 副教授, 主要从事图像信号处理、稀疏信号处理研究.

经包络对其和运动补偿后, 目标绕坐标轴以角速度 ω 匀速旋转. 假设散射点初始位置为 (x_0, y_0) , 延时主要由 $x_0 \sin(\omega t) + y_0 \cos(\omega t)$ 决定. 经泰勒展开后, $x_0 \sin(\omega t) + y_0 \cos(\omega t)$ 可以表示为

$$x_0 \sin(\omega t) + y_0 \cos(\omega t) \approx y_0 + x_0 \omega t \quad (4)$$

此时时延为 $\tau(t) \approx \tau_0 + \frac{2(y_0 + x_0 \omega t)}{c}$, c 为光速. 则距离单元 $\tau_0 + \frac{2y_0}{c}$ 的回波信号可以写为

$$y(t) = \sigma e^{-\frac{j4\pi x_0 \omega t}{\lambda}} \quad (5)$$

其中 $\lambda = \frac{c}{f_0}$ 为波长. 离散化后, 上式可以写为

$$y(n) = \sigma a(n) \quad (6)$$

其中 $a(n) = e^{j2\pi f_d n}$, $f_d = \frac{-2x_0 \omega d_t}{\lambda}$, d_t 为采样间隔. 将接收信号写为矩阵形式:

$$y = \Phi x + n \quad (7)$$

其中 x 表示散射系数 σ 组成的向量, Φ 为稀疏矩阵. 将 x 的求解问题等效成下列优化问题:

$$\min_x \|x\|_{0s} \cdot t \quad \|y - \Phi x\|_2 < \tau \quad (8)$$

其中 τ 为一较小常量, 其值与噪声方差有关. 从而 ISAR 成像问题转化为公式(8)的重构问题.

针对 x 的求解, 文献[11]提出平滑 l_0 范数算法, 该算法采用高斯函数序列 $F_\sigma(x) = N - \sum_i \exp(-\frac{x_i^2}{\sigma})$ 逼近 l_0 范数. 通过逐渐减小控制参数 σ 的值, 可以获得最小 l_0 范数解. 当 $\sigma \rightarrow \infty$ 时, $F_\sigma(x)$ 趋近于 l_2 范数. 为进一步提高稀疏信号的重构效果, 本文选用一阶负指数函数序列 $G_\sigma(x) = N - \sum_i \exp(-\frac{|x_i|}{\sigma})$ 作为平滑函数趋近 l_0 范数. 当 $\sigma \rightarrow \infty$ 时, $G_\sigma(x)$ 趋近于 l_1 范数, 当 $\sigma \rightarrow 0$ 时, $G_\sigma(x)$ 趋近于 l_0 范数. 由 l_1 范数过渡到 l_0 范数, 本文所选平滑函数较高斯函数以更高概率求出最优解.

2 块稀疏信号重构 ISAR 成像算法

现在考虑块稀疏信号, 将公式(8)中的 x 分块如下:

$$x = [\underbrace{x_1 \cdots x_d}_{x_1^T}, \underbrace{x_{d+1} \cdots x_{2d}}_{x_2^T}, \cdots, \underbrace{x_{N-d+1} \cdots x_N}_{x_M^T}] \quad (9)$$

其中, x_i , ($i = 1, \dots, M$) 为一个子块, 假设其长度为 d . 定义 $I(x)$ 为示性函数, 即满足:

$$I(x) = \begin{cases} 1 & x \neq 0 \\ 0 & x = 0 \end{cases} \quad (10)$$

针对块稀疏信号的重构问题, 定义 l_2/l_0 混合模:

$$\|x\|_{2,0} = \sum_{i=1}^M I(\|x_i\|_2) \quad (11)$$

如果 $\|x\|_{2,0} \leq K$, 块稀疏向量 x 中至多有 K 个非零块. 因此, 块稀疏信号恢复问题可以表述为以下优化问题:

$$\min \|x\|_{2,0} \quad s \cdot t \cdot \|y - \Phi x\|_2 < \epsilon \quad (12)$$

对于块稀疏信号来说, $G_\sigma(x) = Q - \sum_{i=1}^Q g_\sigma(x_i)$, 其中 $g_\sigma(x_i) = e^{-|x_i|/\sigma}$, 此时可以得到,

$$\|x\|_{2,0} \approx Q - \sum_{i=1}^Q e^{-\frac{\sqrt{\sum_{j=1}^d x_{ij}^2}}{\sigma}} \triangleq Q - G_\sigma(x) \quad (13)$$

分块情况下公式(12)可以写为

$$\min G_\sigma(x) \quad s \cdot t \cdot \|y - \Phi x\|_2 < \epsilon \quad (14)$$

在 SL0 的双循环结构中, $\sigma = \sigma_j$ 时的解仅仅作为 $\sigma = \sigma_{j+1}$ 时的初始值, 故没有必要求出 $\sigma = \sigma_j$ 时的精确解. 所以本文的稀疏信号重构算法采用单循环代替文献[11]中的双循环结构, 减少控制参数 σ_j , σ_{j+1} 之间的间隔, 对每个 σ_j , 只采用一次梯度下降法求 $G_{\sigma_j}(x)$ 的极小值, 将此时 x 的解赋予 $\sigma = \sigma_{j+1}$ 时的初始值, 并更

新代价函数. 该方法在保证重构精度的同时提高了运算效率. 整个 BSSL0 (block sparse smoothed L0, 块稀疏光滑 L0) 算法可以总结为:

- 1) 初始化: ① 初始值 $\hat{x}_0 = \Phi^H (\Phi\Phi^H)^{-1} y$;
- ② 选用一逐渐递减的 $\{\sigma\}$ 参数序列 $[\sigma_1 \ \sigma_2 \ \dots \ \sigma_J]$;
- 2) 迭代求解: for $j = 1, \dots, J$:
 - ① 令 $\sigma = \sigma_j, \beta = \frac{J-j+1}{J}$
 - ② 在可行集 $x = \{x; \|\Phi x - y\|_2 < \epsilon\}$ 上, 求解 $G_\sigma(x)$ 的最小值;
 - a): $x = \hat{x}_{j-1}$
 - b): 求解 $G_\sigma(x)$ 的梯度 δ
 - c): $x \leftarrow x - \mu\sigma\delta$, (步长因子 μ 为一小正常数)
 - d): 将 x 投影到可行集上 $x = x - \Phi^H (\Phi\Phi^H)^{-1} (\Phi x - y)$
 - e): $\hat{x}_j = x$
 - ③ 更新 $G_\sigma(x)$.
- 3) 最后得出最优解: $x = \hat{x}_J$

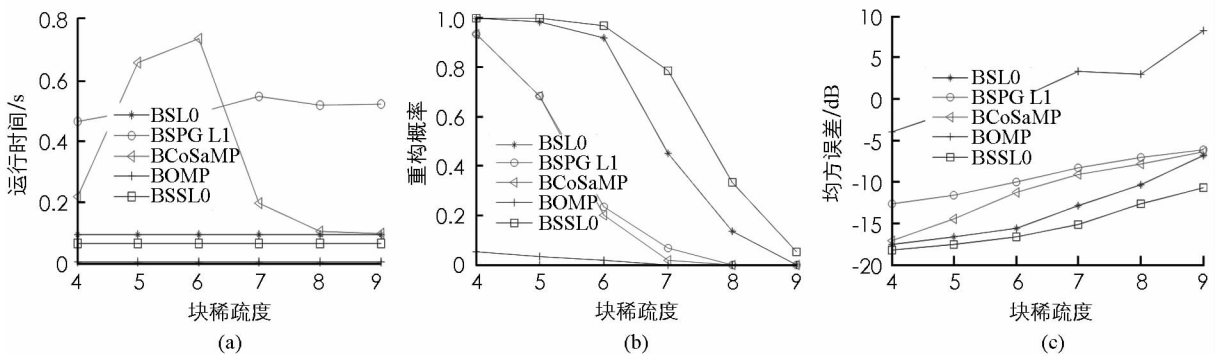
关于步长 μ , 初始搜索时, 由于搜索点离最小值点较远, 选用较大步长; 当搜索点逐渐接近最小值时, 搜索步长应该逐渐减小. 所以, 本文选用调节因子 β 对步长进行调整, 选择 $\mu = \beta \max \|x\| / 10$, 随着循环次数 j 的增加, β 逐渐降低, 此时步长也逐渐降低.

3 仿真结果与对比分析

仿真一、块离散信号重构情况

信号模型为 $y = \Phi x + n$, 测量矩阵 Φ 的维数为 80×160 , 每一元素服从均值为 0 方差为 1 的标准正态分布, 且每列进行模归一化. 信号 x 为块离散信号, 块长度为 $d=8$, 共 20 个块. 信号的非零系数随机地选为 ± 1 . 噪声 n 为高斯白噪声, 方差为 δ_n . 信噪比 SNR 定义为 $10 \log_{10}(1/\delta_n)$. 考虑 SNR=20 dB. 重构均方误差 MAE 定义为 $MAE = 10 \log_{10}(\|x - \hat{x}\|_2 / N)$, x 为原始信号, \hat{x} 为重构信号. 对于 BSL0 算法, 外循环与内循环次数分别取 20 和 10, 对于本文 BSSL0 算法循环次数取 200, 进行 500 次重复试验. 把本文算法与 BOMP 算法^[12]、BCoSaMp 算法^[13]、BSL0 算法^[14]、SPG L1 算法^[15] 进行比较.

图 1(a) 表示运行时间随信号稀疏度的变化情况. 可以看出, BOMP 算法和本文 BSSL0 算法耗时少于其它几种算法. 重构概率和 MAE 随着块稀疏度的变化如图 1(b)、图 1(c) 所示. 块稀疏度为 7 时 BSSL0 算法可以保持 80% 的重构概率, 仍然具有较好的重构效果. 在相同块稀疏度下, BSSL0 算法的重构概率与精度高于其它几种算法.



(a) 算法重构时间随块稀疏度的变化; (b) 重构概率随信号块稀疏度的变化; (c) 均方误差随块稀疏度的变化.

图 1 运行时间、重构概率、均方误差随信号稀疏度的变化

仿真二、实测数据成像

实测数据为 ISAR 系统录取的 Yak-42 飞机实测回波数据, 雷达参数为: 信号频带宽度为 400 MHz, 中心载频 5.52 GHz, 数据脉冲重复频率 (PRF) 100 Hz, 脉冲宽度是 $25.6 \mu\text{s}$, 选用 256 次回波脉冲作为实验数据, 采用均匀划分块的方式, 选用 4 个离散单元为一块. 将 BP 算法、SBL 算法^[16], PC-SBL 算法^[10] 和本文 BSSL0 算法对回波数据进行 ISAR 成像, 考虑 16, 32 和 64 个脉冲三种情况. 从实验结果可以看出, 当脉冲数目较少时, 本文算法和 PC-SBL 算法成像结果较好, 成像质量优于 BP 算法和 SBL 算法, BSSL0 算法成像结果较 PC-SBL 算法在飞机头部部分具有更多目标信息. 本文 BSSL0 算法考虑了信号的块稀疏性特性, 更能描述信号的特征, 具有较好的信号重构性能. 在脉冲数为 32 时, 每种算法重复 100 次, 平均成像时间如表 1 所示. 可以看到本文方法需要的时间少于其它几种算法, 有利于实时成像.

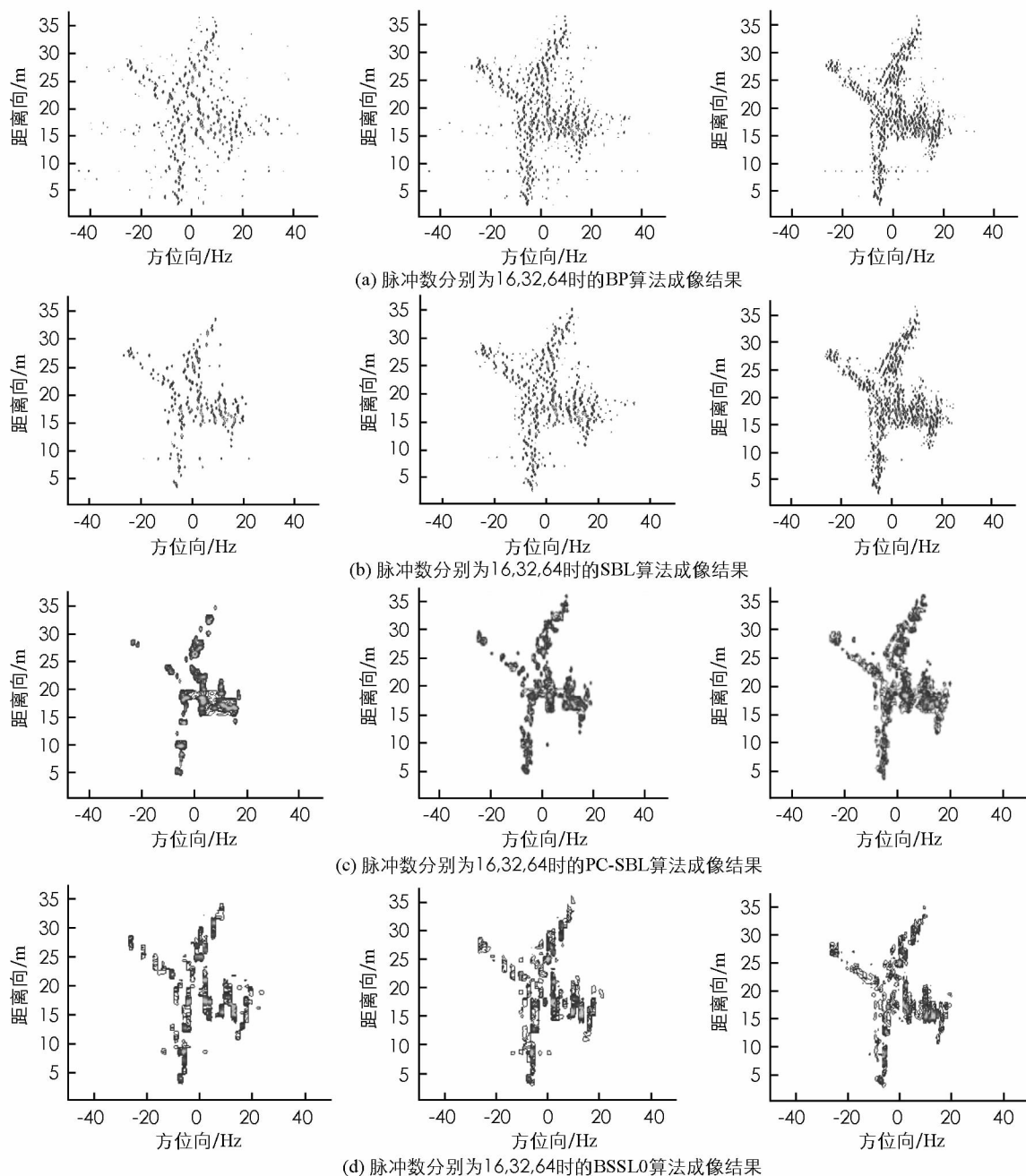


图 2 四种成像方法的 ISAR 成像结果

表 1 不同算法成像时间

算法	BP	SBL	PC-SBL	BSSL0
成像时间/s	149	236	228	92

4 结 论

利用目标具有块状结构的特征,提出一种基于块稀疏信号重构的 ISAR 成像算法.采用一阶负指数函数作为平滑函数,利用单循环结构代替平滑 l_0 范数算法的双循环结构,减少对控制参数的搜索间隔,并更新代价函数,实现快速高分辨率 ISAR 成像.仿真和实测实验结果证明,在相同条件下本文算法在重构效率和重构精度方面具有优势,实现快速高分辨率 ISAR 成像.

参考文献:

- [1] THAYAPARAN T, FRANGOS P, STANKOVIC L J. Signal Processing Techniques for ISAR and Feature Extraction [J]. IET Signal Process, 2008, 2(3): 189–191.
- [2] CHEN Y J, ZHANG Q, YUAN N, et al. An Adaptive ISAR Imaging Considered Task Scheduling Algorithm for Multi-Function Phased Array Radars [J]. IEEE Trans on Image Process, 2015, 63(19): 5096–5110.
- [3] 彭立, 杨武年, 黄瑾. 川西高原多时相干涉雷达土地覆盖分类研究 [J]. 西南大学学报(自然科学版), 2016, 38(5): 125–132.
- [4] CHARTRAND R. Exact Reconstruction of Sparse Signals Via Nonconvex Minimization [J]. IEEE Signal Process Letters, 2007, 14(10): 707–710.
- [5] NEEDELL D, VERSHYNIN R. Uniform Uncertainty Principle and Signal Recovery Via Regularized Orthogonal Matching Pursuit [J]. Foundations of Computational Mathematics, 2009, 9(3): 317–334.
- [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] CETIN M, STOJANOVIC I, ONHON N, et al. Sparsity-Driven Synthetic Aperture Radar Imaging: Reconstruction, Autofocusing, Moving Targets, and Compressed Sensing [J]. IEEE Signal Processing Magazine, 2014, 31(4): 27–40.
- [8] ZHAO L F, WANG L, BIG G, et al. An Autofocus Technique for High-resolution Inverse Synthetic Aperture Radar Imagery [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2014, 52(10): 6392–6403.
- [9] 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]. 电子与信息学报, 2011, 33(10): 2452–2457.
- [10] DUAN H, ZHANG L, FANG J, et al. Pattern-Coupled Sparse Bayesian Learning for Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2015, 22(11): 1995–1999.
- [11] MOHIMANI H, BABAIE-ZADEH M, JUTTEN C. A Fast Approach for Overcomplete Sparse Decomposition Based on Smoothed Norm [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(1): 289–301.
- [12] ELDAR Y C, KUPPINGER P, BOLCSKEI H. Block-Sparse Signals: Uncertainty Relations and Efficient Recovery [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58(6): 3042–3054.
- [13] BARANIUK R G, CEVHER V, DUARTE M F, et al. Model-Based Compressive Sensing [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2010, 56(4): 1982–2001.
- [14] GHALEHJEGH H S, BABAIE-ZADEH M, JUTTEN C. Fast Block-sparse Decomposition Based on SL0 [C]//Proceedings of the 9th International Conference on Latent Variable Analysis and Signal Separation; Berlin, Germany; Springer 2010: 426–433.
- [15] VAN DEN B, FRIEDLANDER M P. Sparse Optimization with Least-squares Constraints [J]. SIAM Journal on Optimization, 2011, 21(4): 1201–1229.

- [16] WIPF D P, RAO B D. An Empirical Bayesian Strategy for Solving the Simultaneous Sparse Approximation Problem [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2007, 55(7): 3704—3716.

High Resolution ISAR Imaging Algorithm Based on Block Sparse Signal Recovery

FENG Jun-jie^{1,2}, ZHANG Gong¹

1. College of Electronics and Information Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China;

2. School of Electrical engineering, Liupanshui Normal University, Liupanshui, Guizhou, 553004, China

Abstract: To achieve fast high resolution inverse synthetic aperture radar (ISAR) imaging, a block sparse signal recovery ISAR imaging algorithm based on smoothed l_0 norm is proposed by utilizing the block structure of the scatters. Firstly, the ISAR sparse imaging problem is mathematically converted into block l_0 norm sparse optimization problem, one negative exponential function sequence approaches the block l_0 norm. Then, a single loop structure is proposed to instead of the double loop layers in the smoothed l_0 algorithm to solve the sparse signal recovery problem, the interval of controlling parameter decreases, the block sparse signal can be recovery precisely. The proposed method can be applied to ISAR imaging by exploiting the underlying block sparse structures, which doesn't need the information of the number of the blocks. Simulation and real data experiments verify that the quality of the ISAR image using the algorithm of this paper is higher and the speed is faster than other algorithms.

Key words: Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR); block sparse signal; smoothed function; imaging

责任编辑 汤振金