

文章编号:2095-6134(2019)02-0244-07

基于广义最小最大凹惩罚项的 ISAR 稀疏成像方法^{*}

杨 力^{1,2†}, 魏中浩^{1,2}, 张冰尘¹, 卢晓军³
(1 中国科学院电子学研究所 中国科学院空间信息处理与应用系统技术重点实验室, 北京 100190;
2 中国科学院大学, 北京 100049; 3 中国国际工程咨询公司, 北京 100048)
(2018 年 1 月 8 日收稿; 2018 年 3 月 20 日收修改稿)

Yang L, Wei Z H, Zhang B C, et al. ISAR sparse imaging algorithm based on generalized minimax concave penalty [J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2019, 36(2): 244-250.

摘 要 介绍一种基于广义最小最大凹 (generalized minimax concave, GMC) 惩罚项的 ISAR 稀疏成像方法。该方法的惩罚项形式与 L_1 范数最小化方法不同, 不仅使最小二乘损失函数凸性最小, 而且避免了 L_1 范数最小化方法系统性幅值低估问题。通过仿真实验说明 GMC 算法在 ISAR 成像中的幅度保持特性。利用 Yak-42 飞机的实际数据进行 ISAR 成像, 结果表明 GMC 算法在成像精度方面优势明显, 具有更好的成像效果。
关键词 ISAR; 广义最小最大凹惩罚项; L_1 范数最小化
中图分类号: TN957 **文献标志码**: A **doi**: 10.7523/j.issn.2095-6134.2019.02.012

ISAR sparse imaging algorithm based on generalized minimax concave penalty

YANG Li^{1,2}, WEI Zhonghao^{1,2}, ZHANG Bingchen¹, LU Xiaojun³
(1 Key Laboratory of Spatial Information Processing and Application System Technology of CAS, Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100190, China; 2 University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 3 China International Engineering Consulting Corporation, Beijing 100048, China)

Abstract A sparse imaging algorithm of ISAR based on generalized minimax concave (GMC) penalty is described in this paper. The penalty of the algorithm is different from that of the L_1 norm regularization. The penalty function not only maintains the convexity of the least squares cost function to be minimized but also avoids the systematic underestimation characteristic of the L_1 norm regularization. This work illustrates the amplitude preservation characteristics of GMC algorithm in ISAR imaging by simulation experiments and imaging results of real data of Yak-42 aircraft. The results show that GMC algorithm has obvious advantages in imaging accuracy and has better imaging effect.
Keywords ISAR; generalized minimax concave penalty; L_1 norm regularization

逆合成孔径雷达 (inverse synthetic aperture radar, ISAR) 成像技术通过距离向脉冲压缩和方位向目标的相对运动形成合成孔径, 将目标场景的散射特性映射为方位-距离平面^[1-2]。随着压缩感知 (compressed sensing, CS)^[3-4] 理论的提出和完善, 稀疏重构方法在雷达成像中得到越来越

^{*} 国家自然科学基金 (61331017, 61571419) 资助
[†] 通信作者, E-mail: 710578064@qq.com

多的应用^[5]。与匹配滤波方法相比,稀疏重构方法可以通过较少的测量数据恢复目标场景。在稀疏重构模型中, L_1 范数最小化方法是一种常见的选择^[6],但是 L_1 惩罚项为重构结果带来了一定的误差,尤其是对目标的后向散射截面积有一定程度的低估^[7]。对于上述问题,可以利用非凸优化惩罚项进行稀疏重构,避免对目标后向散射截面积的低估。但是基于非凸优化惩罚项的重构模型往往为非凸函数,容易收敛到局部极小值^[8]。广义最小最大凹优化^[9] (generalized minimax concave, GMC) 惩罚项是一种非凸惩罚项,但是基于 GMC 惩罚项的最小二乘损失函数是凸优化函数,所以基于 GMC 的重构模型既有非凸优化重构的高精度的特点,又避免了迭代收敛到局部最小值。

本文将基于 GMC 的重构模型引入 ISAR 成像当中,然后用前向-后向算法^[10] 求解该模型。与基于 L_1 范数最小化方法的重构结果相比,该方法避免了对 ISAR 中目标后向散射截面积的低估,有更高的幅度重构精度。仿真和实际数据处理结果验证了本文方法的有效性。

1 基于压缩感知的 ISAR 成像模型

ISAR 成像转台模型如图 1 所示。假设雷达发射线性调频信号为

$$s(t) = \text{rect}\left(\frac{\hat{t}}{T_p}\right) \exp\left(j2\pi\left(f_c \hat{t} + \frac{\gamma}{2} \hat{t}^2\right)\right), \quad (1)$$

式中: $\text{rect}(\cdot)$ 是矩形时间窗; T_p 是脉冲持续时间; f_c 为中心频率; γ 为信号调频率; \hat{t} 为快时间, t_m 为慢时间,与全时间 t 的关系为: $t = \hat{t} + t_m$ 。散射点 $p(x_p, y_p)$ 的回波信号经过基于匹配滤波的距离脉压后,可得到

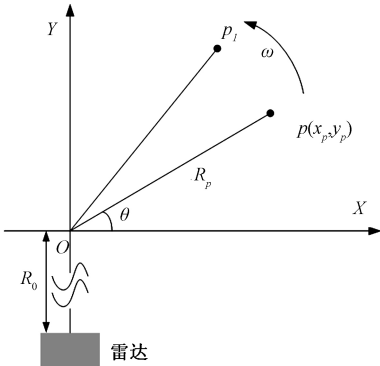


图 1 目标转台模型示意图

Fig.1 ISAR model

$$s(\hat{t}, t_m) = \sigma_p \times \text{sinc}\left[T_p \gamma \left(\hat{t} - \frac{2R_p(t_m)}{c}\right)\right] \times \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda} R_p(t_m)\right), \quad (2)$$

式中: λ 表示信号波长, c 为光速, σ_p 为散射点 p 的反射系数。通常情况下 ISAR 目标由多个散射中心组成,假设散射中心数为 P , 公式(2)可进一步写为

$$s(\hat{t}, t_m) \approx \sum_{p=1}^P \sigma_p \times \text{sinc}\left[T_p \gamma \left(\hat{t} - \frac{2(R_0 + y_p)}{c}\right)\right] \times \exp\left(-j \frac{4\pi x_p \omega t_m}{\lambda}\right) \times \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + y_p)\right). \quad (3)$$

当目标尺寸较大时,需要对 $s(\hat{t}, t_m)$ 进行越距离单元走动校正,克服包络偏移。进一步对上式作关于慢时间 t_m 的傅里叶变换,可得到目标在距离-多普勒域的成像结果为

$$s(\hat{t}, f_d) = \sum_{p=1}^P \sigma_p \times \text{sinc}\left[T_p \gamma \left(\hat{t} - \frac{2(R_0 + y_p)}{c}\right)\right] \times \text{sinc}[T_a(f_d - f_p)] \times \exp\left(-j \frac{4\pi}{\lambda} (R_0 + y_p)\right), \quad (4)$$

式中: f_p 表示第 p 个散射中心的多普勒频率, T_a 为方位向积累时间。对慢时间 t_m 和多普勒频率 f_d 离散化,可得 $t_m = [1:M] \cdot \Delta t_m$, $f_d = [1:M] \cdot \Delta f_d$, M 为方位向采样点数。建立傅里叶矩阵 F_M 为

$$F_M = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_M], \phi_m = \exp\left(-j \frac{2f_d(m) t_m}{\lambda}\right). \quad (5)$$

令 $s = \text{vec}(s(\hat{t}, t_m))$, 考虑加性噪声影响,矩阵形式如下所示

$$s = \begin{bmatrix} F_M & & \\ & F_M & \\ & & \ddots \\ & & & F_M \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \sigma(1,1) \\ \sigma(1,2) \\ \vdots \\ \sigma(1,M) \\ \vdots \\ \sigma(N,M) \end{bmatrix} + n \\ = F\sigma + n, \quad (6)$$

式中: σ 表示后向散射系数向量, n 表示加性噪声向量。

ISAR 图像是目标在距离-多普勒 2 维平面的分布,ISAR 目标尺寸有限,在较小的观测角度内,ISAR 图像可以认为由散射点组成,并且强散射点仅占整个成像平面非常少的像素单元,这说明 ISAR 图像有很强的稀疏性。式(6)即为基于稀

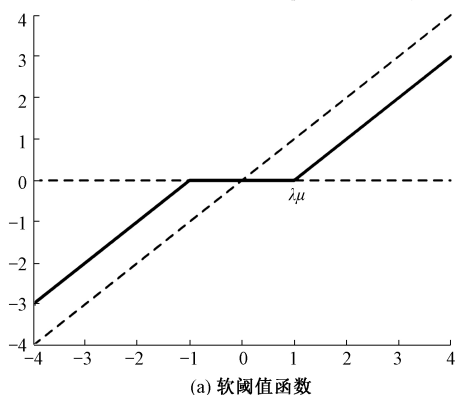
疏处理的 ISAR 成像模型。进一步要获得 ISAR 的成像结果,实际上就是对式(6)进行求解。上式是典型的压缩感知模型,采用稀疏重构算法即可得到后向散射系数 σ ,将 σ 重新排成二维矩阵即是目标的 ISAR 成像结果。

2 ISAR 稀疏重构方法

2.1 L_1 范数最小化方法

稀疏重构方法有凸优化方法^[11]、非凸优化方法^[12]、贪婪算法^[13]和贝叶斯算法^[14],其中较为常用的是基于 L_1 范数的凸优化方法。

通常使用的方法是加入正则项使最小二乘损



(a) 软阈值函数

失函数最小化,即

$$\min \frac{1}{2} \|s - F\sigma\|_2^2 + \lambda \varphi(\sigma), \quad (7)$$

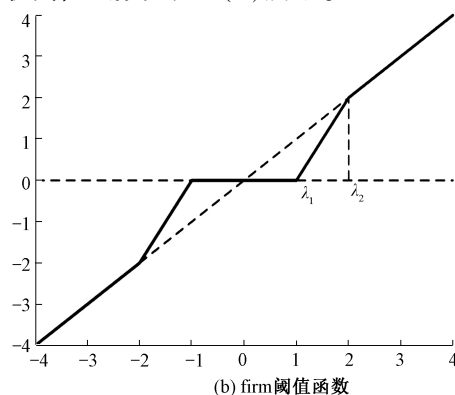
其中 λ 为正则化参数,当惩罚项为 L_1 范数时,可以用迭代软阈值算法(iterative shrinkage-thresholding, IST)对上式进行求解^[15-16]。迭代公式如下

$$x^{(i+1)} = f_{\lambda\mu}(x^i - \mu F^H(s - Fx^i)), \quad (8)$$

其中

$$f_{\lambda\mu}(x) = \begin{cases} \text{sign}(x)(x - \lambda\mu), & |x| \geq \lambda\mu \\ 0, & |x| < \lambda\mu \end{cases}, \quad (9)$$

式中 μ 为控制收敛性的参数,sign 为符号函数,软阈值函数如图 2(a)所示。



(b) firm 阈值函数

图 2 软阈值函数和 firm 阈值函数

Fig.2 Soft threshold function and firm threshold function

2.2 GMC 惩罚项方法

GMC 是最小最大凹(minimax concave, MC)惩罚项的一种推广^[9]。本文以 MC 惩罚项^[17]来推导 GMC 方法避免幅值系统性低估的原理。在下面这个式子中,令 $\lambda > 0$ 且 $a \in \mathbb{R}$

$$f(x) = \frac{1}{2}(y - ax)^2 + \lambda \varphi_b(x), \quad (10)$$

其中,MC 惩罚项的 φ_b 等于

$$\varphi_b(x) = \begin{cases} |x| - \frac{1}{2}b^2x^2, & |x| \leq 1/b^2 \\ \frac{1}{2b^2}, & |x| > 1/b^2 \end{cases}, \quad (11)$$

如果 $b^2 \leq a^2/\lambda$,那么 f 就是凸函数。当 f 为凸函数时, f 的极小值由 firm 阈值函数给出

$$\text{firm}(y; \lambda_1, \lambda_2) = \begin{cases} 0, & |y| < \lambda_1 \\ \lambda_2 \frac{|y| - \lambda_1}{\lambda_2 - \lambda_1} \text{sign}(y), & \lambda_1 \leq |y| \leq \lambda_2 \\ y, & |y| > \lambda_2 \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\lambda_1 > 0, \lambda_2 > \lambda_1$ 为自由调节参数,当 $\lambda_2 \rightarrow \lambda_1$ 或者 $\lambda_2 \rightarrow \infty$ 时,firm 阈值函数分别接近于硬阈值或者软阈值函数,firm 函数如图 2(b)所示。在恢复较大幅值时,firm 阈值函数保证了其原有值大小,所以它不会导致高幅值的低估^[9]。

将 MC 惩罚项推广到多元,即 GMC。令 $B \in \mathbb{R}^{M \times N}$, B 为由 F 约束的一个参数矩阵,GMC 惩罚项定义如下

$$\varphi_B(x) = \|x\|_1 - S_B(x), \quad (13)$$

其中,

$$S_B(x) = \inf_{v \in \mathbb{R}^N} \left\{ \|v\|_1 + \frac{1}{2} \|B(x - v)\|_2^2 \right\}. \quad (14)$$

对于给定 $B \in \mathbb{R}^{M \times N}$, GMC 惩罚项满足

$$\varphi_B(x) = \|x\|_1 - \frac{1}{2} \|Bx\|_2, \quad (15)$$

当且仅当 $\|B^H Bx\|_\infty \leq 1$, 这个结果意味着在 0 附近 GMC 惩罚项近似于 L_1 范数。

考虑设计能够维持正则化最小二乘损失函数凸性的 GMC 惩罚项,令 $y \in \mathbb{R}^M, F \in \mathbb{R}^M$ 且 $\lambda > 0$,

定义 $G: \mathbb{R}^N \rightarrow \mathbb{R}$

$$G(x) = \frac{1}{2} \|y - Fx\|_2^2 + \lambda \varphi_B(x), \quad (16)$$

其中 φ_B 为 GMC 惩罚项。如果

$$B^H B \leq \frac{1}{\lambda} F^H F, \quad (17)$$

那么 G 则为一个凸函数,对于给定的 F , 令

$$B = \sqrt{\gamma/\lambda} F, 0 \leq \gamma \leq 1, \quad (18)$$

当 $\gamma \leq 1$ 时, $B^H B = (\gamma/\lambda) F^H F$ 满足式(17), 在实践中, γ 的取值通常在 $0.5 \sim 0.8^{[9]}$ 。当 B 满足式(17)时, 为了能够使用近似算法去最小化损失函数 G , 将 G 重写为一个鞍点问题:

$$(x^{\text{opt}}, v^{\text{opt}}) = \arg \min_{x \in \mathbb{C}^N} \max_{v \in \mathbb{C}^N} G(x, v), \quad (19)$$

其中

$$G(x, v) = \frac{1}{2} \|y - Fx\|_2^2 + \lambda \|x\|_1 - \lambda \|v\|_1 - \frac{\gamma}{2} \|F(x - v)\|_2^2, \quad (20)$$

式(20)的解由前向-后向算法获得, 前向后向问题仅包括简单的计算步骤, 其算法流程如表 1 所示。

表 1 前向-后向算法	
Table 1 Forward-backward algorithm	
前向后向算法	
输入: $y \in \mathbb{C}^N, F \in \mathbb{C}^{M \times N}$	
初始: $\rho = \max\{1, \gamma/(1 - \gamma)\} \ F^H F\ $	
$\mu: 0 < \mu < 2/\rho$	
for $i = 1:I$	
$\omega^i = x^i - \mu I(G(x^i + \lambda(v^i - x^i)) - y)$	
$\mu^i = v^i - \mu \gamma I(G(v^i - x^i))$	
迭代: $x^i = f_{\lambda \mu}(\omega^i)$	
$v^i = f_{\lambda \mu}(\mu^i)$	
end	
输出: x	

3 实验及结果分析

下面通过仿真数据和实测数据验证本文的基于 GMC 惩罚项的 ISAR 稀疏重构方法重构效果。仿真实验通过与传统 RD 成像方法和 IST 算法的对比, 验证基于 GMC 惩罚项方法提高幅值精度的能力。实测数据实验中, 从恢复性能和抗噪声性能两方面比较 IST 重构算法和 GMC 重构算法, 验证本文算法的优越性。

3.1 仿真数据实验

在仿真数据中, 仿真场景为 12 个点目标组成的飞机, 雷达中心频率 $f_c = 10$ GHz, 系统带宽 $B = 400$ MHz, 点目标匀速转动, 对所得到的回波进行 20% 降采样, 所得 RD 成像结果如图 3(a) 所示。使用 IST 算法稀疏重构的结果如图 3(b) 所示。采用改进 L_1 范数方法的 GMC 算法成像结果如图 3(c) 所示。

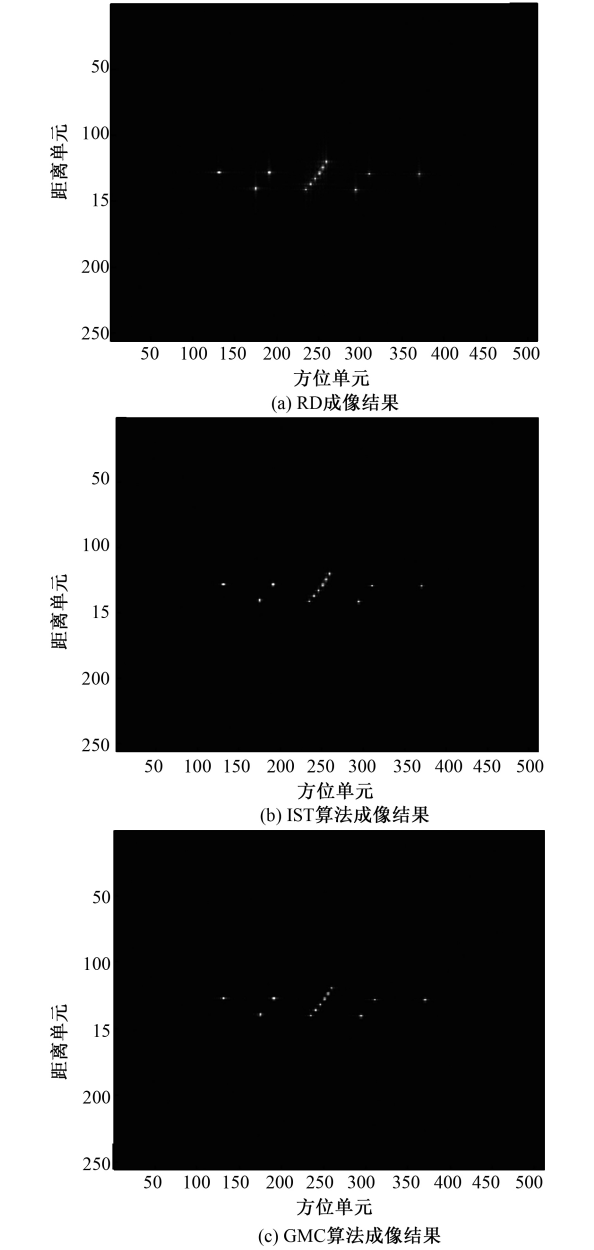


图 3 不同算法成像结果
Fig.3 Imaging results using different algorithms

从图 3 可以看出, 使用 RD、IST 算法和 GMC 算法均可实现仿真场景成像, 与 RD 成像结果相比, IST 算法和 GMC 算法对旁瓣的抑制能力均优

于 RD 结果。为探究 IST 算法和 GMC 算法的成像精度能力,依然使用上述成像场景,改变回波信噪比,分别使用 IST 算法和 GMC 算法进行成像,计算成像结果中幅值与真实值之间的误差,为方便比较,成像结果均经归一化处理,其误差曲线如图 4 所示。

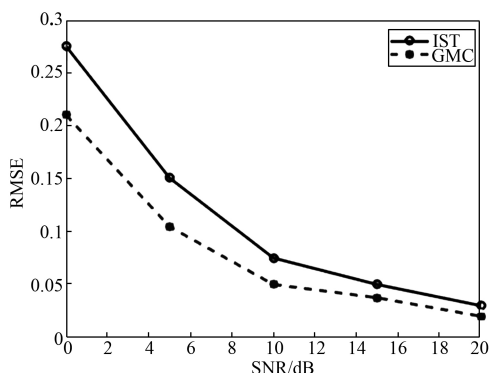


图 4 IST 算法和 GMC 算法成像 RMSE 比较

Fig.4 RMSE curves for the IST and GMC results

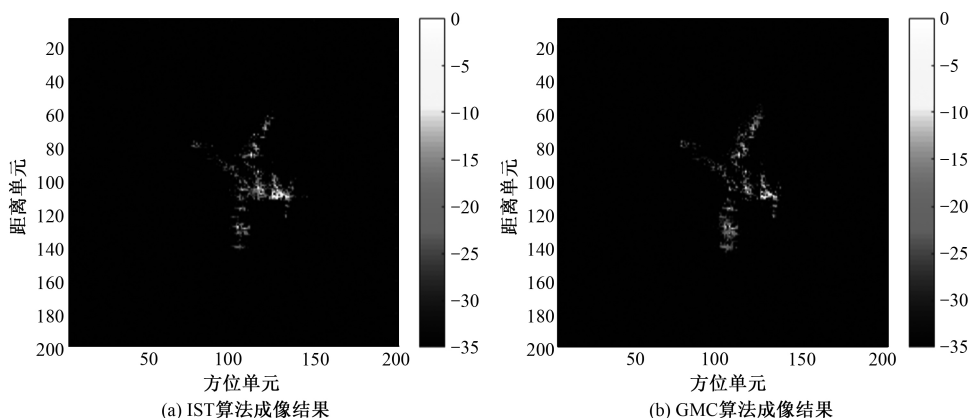


图 5 两种算法实际数据成像结果

Fig.5 Imaging results of real data using the two different algorithms

为了进一步验证 GMC 算法在成像精度方面的优势,下面通过对原始数据添加高斯白噪声,使其信噪比为 0,5 和 10 dB。在不同信噪比下对降采样 20% 数据分别使用 IST 算法重构和 GMC 算法重构处理,得到如图 6 所示图像,图 6 分别为 IST 重构和 GMC 重构两种算法在不同信噪比下的成像结果。

为分析 GMC 算法在保持幅值精度的能力方面,选取图 6 中不同信噪比条件下相同部分的切面,归一化幅值比较如图 7 所示,可以看到,在信噪比为 10 dB 时,两种算法均实现了目标点的准确成像,但是 IST 算法成像结果存在整体性幅值

从误差曲线可以看出,随着噪声的增大,两种精度误差曲线均呈上升趋势,但是误差估计仍然与高信噪比条件下处于同一数量级,而 GMC 算法在信噪比一定的条件下,其成像精度要高于 IST 算法,且随着信噪比的降低,GMC 算法的成像精度更稳定。由此可见,GMC 算法具备更高的成像误差精度估计。

3.2 实测数据实验

首先从成像能力方面验证 GMC 算法的有效性,下面使用一组实测数据进行处理。实测数据为 ISAR 系统记录的 Yak-42 飞机回波信号,信号带宽为 400 MHz,载频为 5.52 GHz,脉冲重复频率为 100 Hz,经过包络对齐和自聚焦处理后的数据大小为 256×1024 ,进行 20% 降采样处理。回波数据经过 IST 算法和 GMC 算法处理后,成像结果如图 5 所示,从图中可以看出,两种方法均可实现对 Yak-42 飞机的稀疏成像。

低估的情况,而 GMC 算法成像结果则不存在上述误差,具有更低的幅值精度估计误差。随着信噪比的降低,IST 算法成像切面出现幅值偏差,当信噪比为 0 dB 时出现虚假目标点,而 GMC 算法在低信噪比的条件下依然保持了成像结果的幅值特性,由此可见,GMC 算法在保持成像幅值精度方面更有优势。

4 结论

由于已有的基于 L_1 范数最小化方法在 ISAR 稀疏成像中存在重建幅值精度上的偏差,因此,本文提出将基于 GMC 惩罚项的方法应用

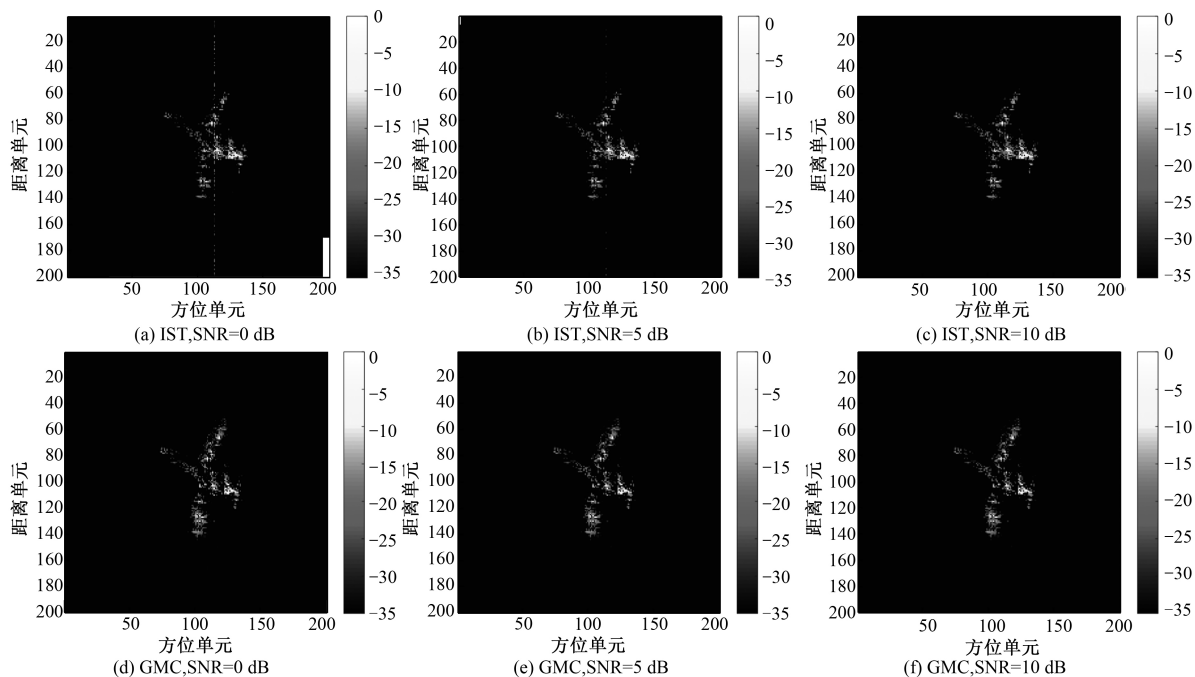


图 6 两种算法不同信噪比成像结果比较

Fig.6 Imaging results at different SNR values using the two different algorithms

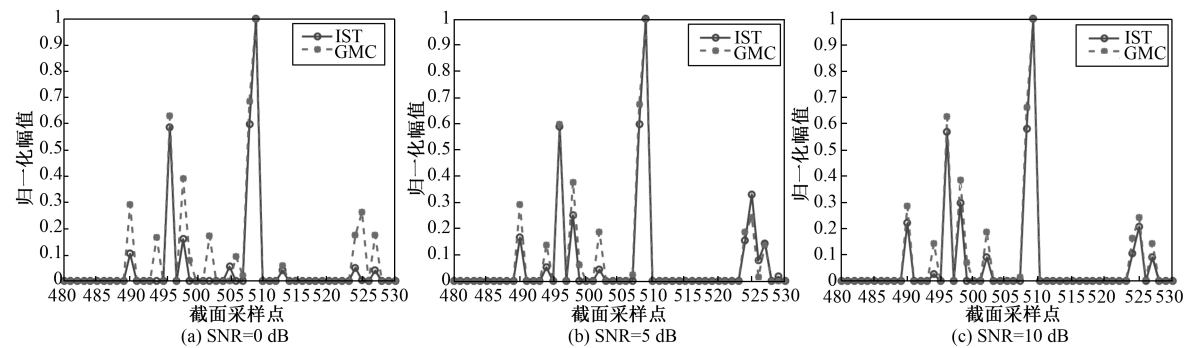


图 7 两种算法不同信噪比成像切面幅值比较

Fig.7 Slice images at different SNR values using the two different algorithms

于 ISAR 稀疏成像,通过对仿真和实测数据的比较分析,验证了该方法在稀疏重构中保持目标回波幅值的能力,且在信噪比变化较大的情况下仍具有良好的聚焦性能。与 IST 算法相比,本文方法在重建幅值精度上重建精度高,优势明显。

参考文献

[1] Özdemir. Inverse synthetic aperture radar imaging with MATLAB algorithms [M]. Hoboken: Wiley, 2012.
[2] 吴一戎,洪文,张冰尘,等. 稀疏微波成像研究进展(科普类)[J]. 雷达学报, 2014, 3(4): 383-395.
[3] Donoho D L. Compressed sensing [J]. IEEE Transactions on

Information Theory, 2006, 52(4):1 289-1 306.
[4] Candes 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.
[5] Zhang B C, Hong W, Wu Y R. Sparse microwave imaging: principles and applications [J]. Science China Information Sciences, 2012, 55(8):1 722-1 754.
[6] 许学杰,潘志刚,刘畅. 基于压缩感知的 SAR 图像压缩算法[J]. 中国科学院大学学报, 2015, 32(6):790-796.
[7] Wright S J, Nowak R D, Figueiredo M A T. Sparse reconstruction by separable approximation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2009, 57(7):2 479-2 493.

- [8] Quan X Y, Guo B, Lu Y, et al. Comparison of several sparse reconstruction algorithms in SAR imaging [C] // IET International Radar Conference 2015. Hangzhou: IET, 2015: 1-5.
- [9] Selesnick I. Sparse regularization via convex analysis [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2017, 65 (17) : 4 481-4 494.
- [10] Bauschke H H, Combettes P L. Convex analysis and monotone operator theory in Hilbert spaces [M]. New York: Springer New York, 2011.
- [11] Bi H, Zhang B C, Wang Z D, et al. L q, regularisation-based synthetic aperture radar image feature enhancement via iterative thresholding algorithm [J]. Electronics Letters, 2016, 52 (15) : 1 336-1 338.
- [12] Xu Z B, Zhang H, Wang Y, et al. L1/2 regularization [J]. Science China: Information Sciences, 2010, 53 (6) : 1 159-1 169.
- [13] Needell D, Vershynin R. Signal recovery from incomplete and inaccurate measurements via regularized orthogonal matching pursuit [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4 (2) : 310-316.
- [14] Quan X Y, Zhang B C, Liu J G, et al. An efficient general algorithm for SAR imaging: complex approximate message passing combined with backprojection [J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2016, 13 (4) : 535-539.
- [15] Daubechies I, Defrise M, Mol C D. An iterative thresholding algorithm for linear inverse problems with a sparsity constraint [J]. Communications on Pure & Applied Mathematics, 2003, 57 (11) : 1 413-1 457.
- [16] Bredies K, Lorenz D A. Linear convergence of iterative soft-thresholding [J]. Journal of Fourier Analysis & Applications, 2008, 14 (5/6) : 813-837.
- [17] Zhang C H. Nearly unbiased variable selection under minimax concave penalty [J]. Annals of Statistics, 2010, 38 (2) : 894-942.