

文章编号:1001-9014(2007)03-0196-05

# 基于 Fourier 原子的基追踪方法在 SAR 超分辨成像中的应用

汪雄良<sup>1,2</sup>, 王正明<sup>1</sup>

(1. 国防科技大学 理学院数学与系统科学系, 湖南 长沙 410073;

2. 中国人民解放军 75660 部队, 广西 桂林 541002)

**摘要:**将基追踪方法的应用扩展到 SAR 图像的超分辨问题上来. 首先在相位历史域依据 SAR 目标属性散射模型构造了一类具有快速算法的 Fourier 原子; 其次利用 Fourier 原子的可分离特性, 分别在图像的行和列的方向上构造相应的字典, 降低了字典的维数和计算复杂度, 并且设计了一种新的迭代算法进行快速求解基追踪优化问题; 最后对得到的表示系数作 IFFT 变换以得到更高分辨率的 SAR 图像. 仿真实例和 MSTAR 实测数据计算表明, 基于 Fourier 原子的基追踪方法能够快速稳定实现, 同时具有良好的超分辨性能.

**关键词:** SAR 图像; 超分辨; 基追踪; 字典

**中图分类号:** TN957 **文献标识码:** A

## SUPER-RESOLUTION PROCESSING OF SAR IMAGES BY BASIS PURSUIT METHOD BASED ON FOURIER ATOM

WANG Xiong-Liang, WANG Zheng-Ming

(1. Department of Mathematics, Institute of Science, National University of Defence Technology, Changsha 410073, China;

2. 75660 Army, Guilin 541002, China)

**Abstract:** The application of the basis pursuit method to SAR super-resolution processing was extended. Firstly, based on the SAR attributed scattering model, a Fourier dictionary with fast implicit algorithm was designed in phase history domain. Secondly, in light of the separable feature of Fourier atom, The dictionaries in column-wise and row-wise of the image were construct, the dimension of the dictionary and the computation burden were greatly reduced. A new and fast iterative algorithm was proposed to solve the optimization problem of the basis pursuit. Finally, higher resolution image was obtained by IFFT to the coefficient. Simulation experiments and computational results of measured MSTAR data demonstrate that basis pursuit can be implemented speedy and stably, and it can provide super-resolution at the same time.

**Key words:** SAR images; super-resolution; basis pursuit; dictionary

### 引言

提高 SAR 图像的分辨率一直是 SAR 信号处理孜孜以求的目标. 为了实现提高分辨率的目的, 有两种途径可供选择: 其一是采用信号超宽带和超长合成孔径, 其二是在不增加信号谱宽和合成孔径长度的情况下, 采用成像的提高分辨率算法.

实际上, SAR 高分辨率成像可认为是从有限观测数据中得到目标散射点位置和幅度参数的高精度估计. 因此 SAR 高分辨成像问题本质上是一个参数

估计问题. 经典的 SAR 图像提高分辨率方法, 如现代谱估计方法<sup>[1,2]</sup> 基于相位历史域(与图像域相对应的频率域)的目标散射模型, 通过高精度的参数估计来外推系统带宽以外的图像频谱<sup>[3]</sup>, 从而获得更高分辨率的图像.

从数据分析的角度看, SAR 高分辨率成像问题也可看成是信号的表示问题. 由 SAR 成像的理想点散射模型描述可知, 对于含有  $P$  个理想点散射中心的目标而言, 在频率  $f$  和方位角  $\phi$  观测下, 目标后向散射场表示为<sup>[4,5]</sup>

收稿日期: 2006-04-10, 修回日期: 2006-11-30

Received date: 2006-04-10, revised date: 2006-11-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60572136)

作者简介: 汪雄良(1974-), 男, 湖北黄梅人, 讲师, 博士, 研究方向为图像处理的数学理论与技术.

$$E(f, \phi) = \sum_{k=1}^P A_k \exp\left(-j \frac{4\pi f}{c} (x_k \cos \phi + y_k \sin \phi)\right), \quad (1)$$

其中,  $A_k, x_k, y_k$  分别表示第  $k$  个散射中心的复振幅和在散射场中所处的位置坐标. 如果将式(1)中的  $\exp\left(-j \frac{4\pi f}{c} (x_k \cos \phi + y_k \sin \phi)\right)$  看成一组基函数的话, 估计目标散射幅度参数的问题, 也可看成是有限的观测信号在特定基下的表示问题.

基追踪方法<sup>[6]</sup>是信号稀疏表示领域的一种新方法. 它寻求从完备或超完备的基函数集中得到信号的最稀疏的表示. 在采用超完备的基函数集的情况下, 基追踪方法能捕捉信号在常规完备基下不能分辨的细节特征, 达到超分辨的目的. 另一方面, 研究结果表明通常我们所关心的 SAR 图像目标在高频区可由少数几个散射中心描述<sup>[4]</sup>, 这与基追踪方法的稀疏先验十分吻合. 因此, SAR 高分辨率成像问题可视为信号稀疏表示问题, 利用基追踪方法可望提高参数估计的精度, 从而能够高分辨率成像.

本文将基追踪方法的应用扩展到满足稀疏性条件的 SAR 图像的超分辨问题上来. 为了解决基追踪方法计算量大的难题, 针对 SAR 图像, 本文首先在相位历史域依据 SAR 目标属性散射模型构造了一类具有快速算法的 Fourier 原子; 其次利用 Fourier 原子的可分离特性, 分别在图像的行和列的方向上构造相应的字典, 降低了字典的维数和计算复杂度, 并且设计了一种新的迭代算法进行快速求解基追踪优化问题; 最后对得到的表示系数作 IFFT 变换即得到更高分辨率的 SAR 图像. 仿真算例和 MSTAR 实测数据计算表明, 基于 Fourier 原子的基追踪方法能够快速稳定实现, 同时具有良好的超分辨性能.

## 1 问题描述

对于观测到的离散信号  $s \in H$ ,  $H$  为 Hilbert 空间, 给定  $H$  中的字典  $\phi = \{\phi_\gamma, \gamma \in \Gamma\}$ , 其中  $\Gamma$  为指标集,  $\phi_\gamma$  为  $H$  中的基函数, 也称为原子. 基追踪方法将信号  $s$  的稀疏表示问题定义为以下有约束的极值问题<sup>[6]</sup>, 即

$$\min \|\alpha\|, \text{ subject to } s = \sum_{\gamma \in \Gamma} \alpha_\gamma \phi_\gamma, \quad (2)$$

其中,  $\alpha_\gamma (\gamma \in \Gamma)$  为表示系数. 如果我们将字典中的向量表示成矩阵  $\phi$  的列, 系数表示成一个列向量, 则上式可表示成

$$\min \|\alpha\|, \text{ subject to } s = \phi \alpha. \quad (3)$$

由上式可见, 基追踪方法的核心问题涉及到 (a) 原子  $\phi_\gamma$  的选取; (b) 字典  $\phi = \{\phi_\gamma, \gamma \in \Gamma\}$  的构

造; (c) 求解算法设计等 3 个方面. 其中, 字典的构造是基追踪方法中的重要环节. 对于 SAR 图像而言, 我们将需要构造与之相适应的字典. 具体来说, 我们将基于目标散射模型来构造 SAR 信号字典.

### 1.1 点散射模型

对式(1)所描述的模型进行以下变换: 令  $f_x = f \cos \theta, f_y = f \sin \theta$ , 则模型(1)转换到相位历史域下有

$$E(f_x^m, f_y^n) = \sum_{k=1}^P A_k \exp\left(-j \frac{4\pi}{c} (f_x^m x_k + f_y^n y_k)\right), \quad (4)$$

其中  $m = 1, 2, \dots, M, n = 1, 2, \dots, N, M, M$  和  $N$  为在相位历史域的采样数.  $f_x \in [f_c - B/2, f_c + B/2]$ ,  $f_y \in [-f_c \sin(\theta_m/2), f_c \sin(\theta_m/2)]$  为系统带宽,  $f_c$  为中心频率,  $\theta_m$  为成像积累角.

### 1.2 相位历史域观测模型

假设在相位历史域加入高斯白噪声, 满足  $\varepsilon \sim N(0, \sigma^2/2) + jN(0, \sigma^2/2)$ , 则相位历史域的观测模型为<sup>[4]</sup>:

$$y(f_x^m, f_y^n) = E(f_x^m, f_y^n) + \varepsilon(f_x^m, f_y^n). \quad (5)$$

### 1.3 Fourier 字典的构造

对上式(4), 作变换  $t_k^x = 2x_k/c, t_k^y = 2y_k/c$ , 将空域坐标变为时域坐标, 得到

$$E(\tau_1, \tau_2) = \sum_{k=1}^P A_k \exp(-j2\pi(t_k^x f_x(\tau_1) + t_k^y f_y(\tau_2))), \quad (6)$$

其中  $\tau_1 = 0, 1, \dots, M-1; \tau_2 = 0, 1, \dots, N-1$ .

假定在直角频率域( $f_x, f_y$  域)进行均匀采样, 则有

$$f_x(\tau_1) = f_x(0) + \tau_1 \Delta f_x, \tau_1 = 0, 1, \dots, M-1;$$

$$f_y(\tau_1) = f_y(0) + \tau_2 \Delta f_y, \tau_2 = 0, 1, \dots, N-1;$$

代入式(6), 并将  $A_k$  与常数项合并为  $\tilde{A}$ , 可得

$$E(\tau_1, \tau_2) = \sum_{k=1}^P \tilde{A}_k \cdot \exp(-j2\pi(t_k^x \Delta f_x \tau_1 + t_k^y \Delta f_y \tau_2)). \quad (7)$$

又由

$$\Delta f_x = \frac{B}{M-1}, \Delta f_y = \frac{2f_c \sin(\theta_m/2)}{N-1}$$

代入上式可知,

$$t_k^x \Delta f_x = \frac{2x_k}{c} \cdot \frac{B}{M-1} = \frac{x_k}{(M-1)\delta_r} < 1;$$

$$t_k^y \Delta f_y = \frac{2y_k}{c} \cdot \frac{2f_c \sin(\theta_m/2)}{N-1} = \frac{y_k}{(N-1)\delta_a} < 1$$

其中,  $\delta_r$  和  $\delta_a$  分别为距离向和方位向的分辨率. 令

$$\tilde{t}_k^x = 2\pi t_k^x \Delta f_x, \tilde{t}_k^y = \pi t_k^y \Delta f_y,$$

故以上模型(7)的最优信号原子是  $\phi_{\tilde{t}_k^x, \tilde{t}_k^y}(\tau_1, \tau_2) = e^{-j(\tilde{t}_k^x \tau_1 + \tilde{t}_k^y \tau_2)}$ , 其中  $\tilde{t}_k^x, \tilde{t}_k^y < 2\pi$  是参数. 令

$$E(\tau_1, \tau_2) = \sum_{k=1}^P \bar{A}_k \cdot \exp(-j(\bar{t}_k^x \tau_1 + \bar{t}_k^y \tau_2))$$

$$= \sum_{k_1=0}^{M-1} \sum_{k_2=0}^{N-1} \bar{A}(k_1, k_2) \cdot \exp(-j(\bar{t}_{k_1}^x \tau_1 + \bar{t}_{k_2}^y \tau_2))$$

我们假设在  $M \times N$  网格上每一个点都是一个散射中心, 当它真是散射中心时, 系数  $\bar{A}(k_1, k_2)$  不为零, 当它不是散射中心时, 系数  $\bar{A}(k_1, k_2)$  为零. 故此时的参数网格取为

$$\begin{cases} \bar{t}_{k_1}^x = 2\pi k_1 / M, k_1 = 0, 1, \dots, M-1 \\ \bar{t}_{k_2}^y = 2\pi k_2 / N, k_2 = 0, 1, \dots, N-1 \end{cases}$$

此时的字典形式为

$$\phi = (\phi_{ij})_{(MN) \times (MN)}$$

$$\text{原子 } \phi_{ij} = \exp[-j2\pi(k_1\tau_1/M + k_2\tau_2/N)]$$

它实际上是标准的 Fourier 字典. 该字典与观测数据的积实际上对应着对观测数据求二维离散 Fourier 变换, 此即传统的 Fourier 成像方法.

实际中由于网格较粗, 有可能两个散射中心重叠在同一个网格点上, 从而导致这两个散射中心无法分辨开来, 我们需进一步对  $M \times N$  网格采样加密, 即令

$$E(\tau_1, \tau_2) = \sum_{k=1}^P \bar{A}_k \cdot \exp(-j(\bar{t}_k^x \tau_1 + \bar{t}_k^y \tau_2))$$

$$= \sum_{k_1=0}^{l_1 M - 1} \sum_{k_2=0}^{l_2 N - 1} \bar{A}(k_1, k_2) \cdot \exp(-j(\bar{t}_{k_1}^x \tau_1 + \bar{t}_{k_2}^y \tau_2))$$

其中  $l_1, l_2$  定义为超完备因子, 且有  $l_1, l_2 > 1$ . 此时我们同样假设在  $l_1 M \times l_2 N$  网格上每一个点都是一个散射中心. 故此时的参数网格取为  $(l_1, l_2)$ —重超完备网格

$$\begin{cases} \bar{t}_{k_1}^x = 2\pi k_1 / (l_1 M), k_1 = 0, 1, \dots, l_1 M - 1 \\ \bar{t}_{k_2}^y = 2\pi k_2 / (l_2 N), k_2 = 0, 1, \dots, l_2 N - 1 \end{cases}$$

此时的字典形式为

$$\phi = (\phi_{ij})_{(MN) \times (l_1 M l_2 N)}$$

$$\text{原子 } \phi_{ij} = \exp[-j2\pi(k_1\tau_1/(l_1 M) + k_2\tau_2/(l_2 N))]$$

它即是超完备的 Fourier 字典. 由于本文主要考虑 SAR 超分辨成像问题, 因而我们所采用的字典为超完备的 Fourier 字典.

### 1.4 优化问题

在超完备的 Fourier 字典下, 记  $\alpha(k_1, k_2) = \bar{A}(k_1, k_2)$ , 则观测数据  $\{y(\tau_1, \tau_2)\}$  的原子分解形式为

$$y(\tau_1, \tau_2) = \sum_{k_1=0}^{l_1 M - 1} \sum_{k_2=0}^{l_2 N - 1} \alpha(k_1, k_2) \cdot \exp[-j2\pi(k_1\tau_1/(l_1 M) + k_2\tau_2/(l_2 N))] + \varepsilon(\tau_1, \tau_2) \quad (8)$$

其中  $\tau_1 = 0, 1, \dots, M-1; \tau_2 = 0, 1, \dots, N-1$ , 假设  $\varepsilon(\tau_1, \tau_2)$  为高斯白噪声. 记

$$y = [y(0,0), y(0,1), \dots, y(0, N-1)];$$

$$y(1,0), y(1,1), \dots, y(1, N-1); \dots;$$

$$y(M-1,0), y(M-1,1), \dots, y(M-1, N-1)]^T$$

$$\alpha = [\alpha(0,0), \alpha(0,1), \dots, \alpha(0, l_2 N - 1)];$$

$$\alpha(1,0), \alpha(1,1), \dots, \alpha(1, l_2 N - 1); \dots;$$

$$\alpha(l_1 M - 1, 0), \alpha(l_1 M - 1, 1), \dots, \alpha(l_1 M - 1, l_2 N - 1)]^T$$

$$\varepsilon = [\varepsilon(0,0), \varepsilon(0,1), \dots, \varepsilon(0, N-1);$$

$$\varepsilon(1,0), \varepsilon(1,1), \dots, \varepsilon(1, N-1); \dots;$$

$$\varepsilon(M-1,0), \varepsilon(M-1,1), \dots, \varepsilon(M-1, N-1)]^T$$

$$\phi = (\phi_{ij})_{(MN) \times (l_1 M l_2 N)}$$

$$\phi_{ij} = \exp[-j2\pi(k_1\tau_1/(l_1 M) + k_2\tau_2/(l_2 N))]$$

则

$$Y_{(MN) \times 1} = \phi_{(MN) \times (l_1 M l_2 N)} \alpha_{(l_1 M l_2 N) \times 1} + \varepsilon_{(MN) \times 1} \quad (9)$$

现在的问题是由已知  $y$  和  $\phi$ , 求解  $\alpha$ . 由  $\phi$  的奇异性可知此问题是一个病态问题. 依据基追踪方法的原理, 我们将信号稀疏表示问题归结为求解以下复数域的最优化问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \|y - \phi\alpha\|_2^2 + \lambda \|\alpha\|_1 \quad (10)$$

以上最优化问题致力于最小化信号重建误差, 同时使得信号的表示最稀疏. 正则化参数  $\lambda$  控制着允许误差与稀疏性之间的平衡. 至此, 由已知相位历史域数据求解  $\alpha$  的问题转化为求解复数域的最优化问题.

### 1.5 字典降维

注意到式(10)中字典  $\phi$  是  $MN \times (l_1 M \times l_2 N)$  的矩阵, 由此带来的计算量和存储量都是很大的. 利用 Fourier 原子的可分离性质, 下面我们考虑降低字典  $\phi$  的维数. 首先考虑一类二维信号的可分离表示问题. 假定原信号形式为:

$$f(m, n) = \sum_k \sum_l \alpha_{k,l} \psi_{k,l}(m, n)$$

若  $\psi_{k,l}(m, n)$  为可分离的, 即  $\psi_{k,l}(m, n) = \psi_k(m) \psi_l(n)$ . 则上式变为

$$f(m, n) = \sum_k \sum_l \alpha_{k,l} \psi_k(m) \psi_l(n)$$

$$= \sum_k \psi_k(m) \left( \sum_l \alpha_{k,l} \psi_l(n) \right)$$

记  $G(k, n) = \sum_l \alpha_{k,l} \psi_l(n)$ ,  $G = \alpha\psi_y$ , 其中  $\psi_y(l, n) = \psi_l(n)$ . 记  $\psi_x(k, m) = \psi_k(m)$ , 则

$$f(m, n) = \sum_k \psi_x(k, m) G(k, n)$$

$$= \sum_k \psi_x^T(m, k) G(k, n) \quad ,$$

则

$$f = \psi_x^T G = \psi_x^T \alpha \psi_y \quad (11)$$

在对可分离的二维信号进行稀疏表示的过程中,可先利用关系式  $f = \psi_x^T G$  求解得到  $G$ ,再根据  $G = \psi_y^T \alpha^T$  求解得到  $\alpha^T$ ,即可得到  $\alpha$  的估计  $\hat{\alpha}$ .

由式(8)可见,其中 Fourier 原子满足可分离性质,因此,对基于 Fourier 原子的基追踪算法而言,我们先构造行方向的字典  $\psi_x^T$ ,依据  $f = \psi_x^T G$ ,对图像矩阵的每一列进行类似一维信号的基追踪处理,得到  $G$ ;再构造列方向的字典  $\psi_y^T$ ,依据  $G^T = \psi_y^T \alpha$ ,对  $G$  的每一行进行类似一维信号的基追踪处理,得到  $\alpha^T$ ,最后即可得到  $\alpha$  的估计  $\hat{\alpha}$ .

## 2 优化问题的数值求解

文献[6]利用一种基于线性规划的內点算法(primal-dual log-barrier)求解以上最优化问题(10).它将以上最优化问题转化为一种带约束的线性规划问题,并采用一种內点算法求解.內点算法收敛性能稳定,但它是一种大尺度的线性规划算法,算法复杂度高,所耗费的计算时间长,不利于实际应用.为此,我们构造一种新的迭代算法来求解此复数域的最优化问题.

将字典  $\phi$  的维数大大缩小以后(假定我们此时考虑行方向的字典  $\phi = \psi_x^T$ ,其维数为  $M \times l_1 M$ ),我们继续求解以上式(10).

首先,我们用  $\alpha^H W(\alpha) \alpha$  替换  $\|\alpha\|$  [5],  $W(\alpha) = \text{diag}(1/|\alpha_i|)$ ,  $H$  表示共轭转置,  $\text{diag}$  表示对角阵.将式(10)转化为求解以下优化问题:

$$\min_{\alpha} \frac{1}{2} \|y - \phi \alpha\|_2^2 + \lambda \alpha^H W(\alpha) \alpha \quad (12)$$

令

$$J(\alpha) = \frac{1}{2} (y - \phi \alpha)^H (y - \phi \alpha) + \lambda \alpha^H W(\alpha) \alpha$$

由  $\nabla J(\alpha) = 0$ , 得到

$$(\phi^H \phi + 2\lambda W(\alpha)) \alpha = \phi^H y \quad (13)$$

故

$$\alpha = (\phi^H \phi + 2\lambda W(\alpha))^{-1} \phi^H y \quad (14)$$

令

$$Q(\alpha) = (2W(\alpha))^{-1}$$

又

$$\begin{aligned} & \phi^H (\lambda I_{M \times M} + \phi Q(\alpha) \phi^H) \\ & = (\lambda Q(\alpha)^{-1} + \phi^H \phi) Q(\alpha) \phi^H \end{aligned} \quad (15)$$

其中  $I_{M \times M}$  表示维数为  $M \times M$  的单位阵. 故

$$(\lambda Q(\alpha)^{-1} + \phi^H \phi)^{-1} \phi^H$$

$$= Q(\alpha) \phi^H (\lambda I_{M \times M} \phi Q(\alpha) \phi^H)^{-1} \quad (16)$$

即

$$\alpha = Q(\alpha) \phi^H (\lambda I_{M \times M} + \phi Q(\alpha) \phi^H)^{-1} y \quad (17)$$

式(17)将式(14)中求逆矩阵的维数由  $l_1 M \times l_1 M$  降低为  $M \times M$ ,在超完备因子  $l_1$  较大时可以非常显著地减少计算量.

迭代求解式(17),迭代式如下:

$$\begin{aligned} \hat{\alpha}^{n+1} &= \beta Q(\hat{\alpha}^{(n)}) \phi^H (\lambda I_{M \times M} + \phi Q(\hat{\alpha}^{(n)}) \phi^H)^{-1} y + \\ & (1 - \beta) \hat{\alpha}^{(n)} \end{aligned} \quad (18)$$

其中,  $\beta$  为迭代步长,  $0 < \beta \leq 1$ , 迭代初值可取  $\hat{\alpha}^{(0)} = \phi^H y$ . 迭代的终止条件由  $\|\hat{\alpha}^{(n+1)} - \hat{\alpha}^{(n)}\|_2^2 / \|\hat{\alpha}^{(n)}\|_2^2 < \delta_{CC}$  控制(本文取  $\delta_{CC} = 10^{-3}$ ), 这样即可得到优化问题的解  $\hat{\alpha}$ . 实验结果表明,该算法对算法初值  $\hat{\alpha}$  的选取不敏感,迭代算法总能收敛到全局最优值.

在所考虑的噪声为高斯白噪声以及对字典  $\phi$  进行规范化( $\|\phi_j\|_2 = 1$ )的情况下,  $\lambda$  的经验值可取  $\lambda = \sigma \sqrt{2 \log(P)}$  [6], 其中,  $P$  为字典  $\phi$  的势. 因此这种参数的选取方法依赖于对信号中的噪声方差的精确估计. 而在实际问题中对噪声方差的精确估计通常是比较困难的,也总是存在偏差的,因此该经验值是一种次优值. 另一方面,由式(10)中目标函数的单峰性质(目标函数为凸函数),我们可在迭代算法中用线性搜索的方法寻求最优的  $\lambda$ .

## 3 超分辨成像

由以上迭代求解算法即可得  $\alpha$  的估计  $\hat{\alpha}$ . 代入模型(7)中得

$$\hat{E}(\tau_1, \tau_2) = \sum_{k_1=0}^{l_1 M - l_2 N - 1} \sum_{k_2=0}^{l_2 N - 1} \hat{\alpha}(k_1, k_2) \cdot \exp[-2\pi j(k_1 \tau_1 / (l_1 M) + k_2 \tau_2 / (l_2 N))] \quad (19)$$

其中  $\tau_1 = 0, 1, \dots, l_1 M - 1$ ;  $\tau_2 = 0, 1, \dots, l_2 N - 1$ .

由式(19)可见,在得到  $\alpha$  的估计  $\hat{\alpha}$  后,只需对作 FFT 变换即可得外推后的相位历史数据.

最后,对以上外推后的相位历史数据作 IFFT 变换即得超分辨图像.

## 4 实验结果

### 4.1 仿真点目标实验

基于聚束式 SAR 成像模式仿真产生两个理想点目标图像. 取成像仿真参数为:中心频率 10GHz, 带宽 400MHz, 则距离向分辨率  $\delta_r = 0.375$  米, 选择成像积累角  $2.3^\circ$ , 使得方位向分辨率  $\delta_a = 0.375$  米. 在场景中设置两个理想点目标,以图像中心点为原

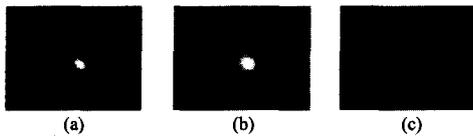


图1 仿真点目标图像超分辨结果 (a)原图 (b)加窗 IFFT 图像 (c)超分辨图像

Fig.1 The simulated point-target image super-resolution results (a)original image (b)windowed IFFT image (c) super-resolution image

点,点目标的位置坐标分别为(0.2625 米,0.2625 米)和(0.1125 米,-0.1125 米).点目标的复散射系数分别为  $1-2j$  和  $0.5+j$ .我们选择直角频率域采样为  $16 \times 16$ ,对该数据添加根方差  $\sigma=0.8$  的高斯白噪声,再对此数据进行以下操作:(1)补零到  $64 \times 64$ ,通过 IFFT 方法成像,得到  $64 \times 64$  的图像(a);(2)先加上一个  $-35\text{dB}$  的泰勒窗,再补零到  $64 \times 64$ ,通过 IFFT 方法成像,得到  $64 \times 64$  的图像(b);(3)利用本文方法,得到超分辨重构图像(c).在配置为 Pentium4 Celeron(1.8G)微机上运行 Matlab 程序总过程耗时约 3 秒.

#### 4.2 MSTAR 数据实验

国外公共数据库 MSTAR 是公开评价 SAR 算法性能的标准数据库.取 MSTAR Slicy 数据(hb14934.015)进行实验.它是一种聚束式 SAR 图像数据.该图像数据大小为  $54 \times 54$ ,对该数据进行 FFT、去零、除窗得到对应的相位历史数据大小为  $20 \times 20$ .对此相位历史数据进行以下操作:(1)补零到  $80 \times 80$ ,通过 IFFT 方法成像,得到  $80 \times 80$  的图像(b);(2)先加上  $-35\text{dB}$  的泰勒窗,再补零到  $80 \times 80$ ,通过 IFFT 方法成像,得到  $80 \times 80$  的图像(c);(3)利用本文方法,得到  $80 \times 80$  的超分辨重构图像(d).在配置为 Pentium4 Celeron(1.8G)微机上运行 Matlab 程序总过程耗时约 24 秒.

从仿真点目标和 MSTAR 图像数据实验结果可见,不加窗 IFFT 图像中旁瓣非常明显,加窗 IFFT 图像在降低旁瓣的同时,主瓣被展宽,由此导致分辨率降低.基追踪方法超分辨图像中点目标显然分开,点目标位置估计准确.相对于加窗 IFFT 图像而言,在抑制旁瓣的同时主瓣变窄,点目标更清晰显示出来,图像分辨率显著提高.

#### 5 结论

本文应用了一种新的 SAR 图像超分辨方法——基于 Fourier 原子的基追踪方法.与现代谱

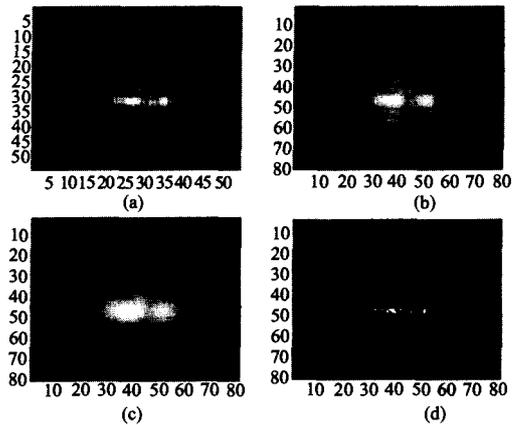


图2 MSTAR Slicy 图像数据超分辨结果 (a)原图 (b)不加窗 IFFT 图像 (c)加窗 IFFT 图像 (d)超分辨图像

Fig.2 The MSTAR Slicy image super-resolution results (a)original image (b)unwindowed IFFT image (c) windowed IFFT image (d) super-resolution image

估计方法类似,它也是在相位历史域进行参数估计,所不同的是它采取一种新的信号稀疏分解方法.仿真实点目标算例和 MSTAR 实测数据计算表明:基于 Fourier 原子的基追踪方法能够快速稳定实现,同时具有良好的超分辨性能.

#### REFERENCES

- [1] BI Zhao-Qiang, LI Jian, LIU Zheng-She. Super resolution SAR imaging via parametric spectral estimation methods [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(1): 267—281.
- [2] XIE Mei-Hua, Wang Zheng-Ming. SAR image enhancement based on regularization variation model [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (谢美华,王正明.基于正则化变分模型的 SAR 图像增强方法. *红外与毫米波学报*), 2005, 24(6): 467—471.
- [3] DONG Guang-Jun, ZHANG Yong-Sheng, FAN Yong-Hong. Image fusion for hyperspectral data of PHI and high-resolution aerial image [J]. *J. Infrared Millim. Waves* (董广军,张永生,花永弘. PHI 高光谱数据和高分辨率遥感图像融合技术研究. *红外与毫米波学报*), 2006, 25(2): 123—126.
- [4] Koets M A, Moses R L, Feature Extraction Using Attributed Scattering Center Models on SAR Imagery [C], *SPIE Conference on Algorithms for SAR Imagery VI*, Orlando, Florida, April, 1999, 104—115.
- [5] WANG Xiong-liang, RAN Cheng-qi, WANG Zheng-ming. Super-resolution processing of SAR images by basis pursuit method based on compacted dictionary [J]. *ACTA ELECTRONICA SINICA* (汪雄良,冉承其,王正明.基于紧致字典的基追踪方法在 SAR 图像超分辨中的应用. *电子学报*), 2006, 34(6): 996—1001.
- [6] Chen S, Donoho D L, Saunders M A. Atomic decomposition by basis pursuit [J]. *SIAM J. Sci. Comp.*, 1999, 20(1): 33—61.