

基于压缩感知的二维联合超分辨 ISAR 成像算法

吴敏* 邢孟道 张磊

(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)

摘要: 在 ISAR 成像中, 距离和方位分辨率分别受发射信号带宽和成像积累角的限制。基于压缩感知(CS)理论, 该文提出了一种 2 维联合超分辨 ISAR 成像算法。首先建立 ISAR 观测信号模型并构造 2 维超分辨字典, 然后利用 ISAR 图像的稀疏先验信息将 2 维联合超分辨成像建模为最小 l_1 范数的优化问题, 最后提出一种快速算法求解该优化问题。该方法进行距离维和方位维的联合处理, 有效利用了回波数据的 2 维耦合信息; 通过共轭梯度(CG)运算, 快速傅里叶变换(FFT), Hadamard 乘积等操作, 有效提高了算法的实现效率。仿真和实测实验验证了该算法的有效性。

关键词: 逆合成孔径雷达(ISAR); 2 维超分辨成像; 压缩感知(CS); 稀疏先验信息

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2014)01-0187-07

DOI: 10.3724/SP.J.1146.2012.01597

Two Dimensional Joint Super-resolution ISAR Imaging Algorithm Based on Compressive Sensing

Wu Min Xing Meng-dao Zhang Lei

(National Key Laboratory of Radar Signal Processing, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: For ISAR imaging, the range and cross-range resolutions are constrained by the bandwidth of transmitted signal and Coherent Processing Interval (CPI). In this paper, a novel algorithm of Two-Dimension(2D) joint super-resolution ISAR imaging is addressed based on Compressive Sensing (CS) theory. The ISAR observation signal model is established, where the 2D super-resolution dictionary is formed. By exploiting the sparse prior information of ISAR image, 2D super-resolution imaging is mathematically converted into the l_1 norm optimization. The super-resolution ISAR imaging can be realized with accuracy via fast optimization algorithm. In the proposed algorithm, the 2D coupling information of the echo can be effectively utilized through the joint processing of range and azimuth dimension. Besides, the efficiency of the proposed algorithm is improved by using the Conjugate Gradient (CG) algorithm, Fast Fourier Transform (FFT) and Hadamard multiplication operations. Simulation and real-data experiments verify the effectiveness of the proposed algorithm.

Key words: Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR); 2D super-resolution imaging; Compressive Sensing (CS); Sparse prior information

1 引言

ISAR成像的距离和方位分辨率与雷达系统带宽以及成像积累角有关。发射大带宽信号可提高距离向分辨率, 但在实际中会受到限制, 较大的信号频谱宽度会增加回波的数据量, 造成雷达系统设计的复杂性。提高成像积累角可以改善方位向的分辨率, 但是这需要较长的观测时间, 易受外界干扰, 而且ISAR目标在较长观测时间内运动一般是不平稳的, 这会增加成像复杂度^[1]。因此, 研究如何改善

有限带宽和小角度观测数据下ISAR成像的2维分辨率具有重要意义。

自20世纪70年代以来, 涌现了很多超分辨算法, 如Burg外推算法^[2], RELAX算法^[3]和 p -范数正则化超分辨算法^[4]等。Burg外推算法是通过将低维自相关序列进行频带外推以估计高维序列从而提高分辨率, 但Burg外推算法对噪声相对敏感。RELAX算法通过参数化建模, 利用空间谱估计原理对强散射中心进行高精度估计实现高分辨成像, 此算法在低信噪比下往往会存在散射点漏检或产生虚假点的现象。正则化方法利用稀疏成份分析将ISAR超分辨成像转化为 p -范数约束的优化问题, 利用2维信息实现超分辨。

近几年来, 随着压缩感知(CS)^[5]理论的提出和

2012-12-07 收到, 2013-10-08 改回

国家自然科学基金优秀青年基金(61222108)和中央高校基本科研业务费(K5051302001, K5051302038)资助课题

*通信作者: 吴敏 wumin880902@hotmail.com

不断完善, 基于压缩感知的超分辨成像方法被提出^[6-8], 算法利用目标信号的稀疏性构建 l_1 优化函数, 通过统计建模可以准确选择 l_1 范数的约束参数。由于在参数选择中充分利用了加性噪声的统计特性, 此类方法具有较好的噪声抑制能力^[9]。已有相关工作对 ISAR 目标进行方位向超分辨成像^[6], 但其未能有效利用回波的 2 维耦合信息, 本文算法致力于利用耦合信息, 同时提高距离向和方位向分辨率。算法首先建立 ISAR 观测信号模型并构造 2 维超分辨字典, 然后利用 ISAR 图像的稀疏先验信息将 2 维超分辨成像问题转化为 l_1 范数优化问题, 最后提出了基于共轭梯度法的快速算法求解该优化问题。

2 联合超分辨成像模型

2.1 观测信号模型

经过平动补偿^[10-12]后, ISAR 成像模型可以用转台模型表示, 如图 1 所示。在相干处理时间 T_a 内, 目标相对雷达的瞬时姿态角定义为 $\theta(t_m)$, 其中 $t_m = mT$ ($m = 0, 1, \dots, M-1$)为慢时间, T 为脉冲重复周期。在小角度观测条件下, 目标可近似为匀速转动, 假设旋转角速度为 ω , 则转角近似为 t_m 的一次函数: $\Delta\theta(t_m) = \theta(t_m) - \theta(t_0) \approx \omega t_m$ 。在实际 ISAR 成像中, 成像目标通常满足远场假设, 雷达电磁波可以采用平面波表示, 目标上散射点 P 相对于参考点的坐标为 (x, y) , 转过 $\Delta\theta(t_m)$ 的角度到 P' 点, 在小角度观测条件下可作如下假设: $\cos \Delta\theta(t_m) \approx 1$, $\sin \Delta\theta(t_m) \approx \omega t_m$, 则 t_m 时刻的瞬时斜距 $R(t_m)$ 为

$$R(t_m) = x \cos \Delta\theta(t_m) + y \sin \Delta\theta(t_m) \approx x\omega t_m + y \quad (1)$$

假设雷达发射线性调频信号为

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

其中 $\text{rect}(u) = \begin{cases} 1, & |u| \leq 1/2 \\ 0, & |u| > 1/2 \end{cases}$, T_p 为时宽, γ 为调频

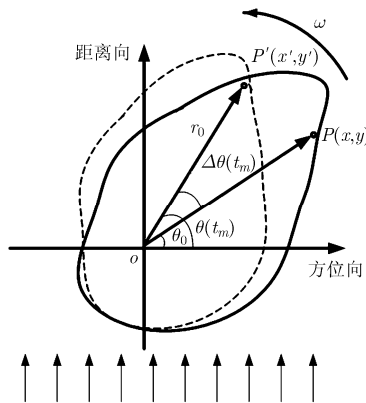


图 1 ISAR 转台模型

斜率, f_c 是雷达中心频率, \hat{t} 为表示快时间。进行解线频调(dechirp)处理后, 经过平动补偿的基频回波信号可表示为^[10]

$$s(\hat{t}, t_m) \approx \iint_{(x,y) \in L} a(x,y) e^{-j4\pi \frac{\omega t_m}{\lambda} x} e^{-j4\pi \frac{\gamma \hat{t}}{c} y} dx dy \quad (3)$$

其中 $a(x,y)$ 表示散射中心 p 的散射率, c 为光速, $\lambda = c/f_c$ 是波长。对于有限带宽和小角度情况, 散射点不会发生越距离单元走动, 所以式(3)忽略了 $\omega t_m x$ 对距离像的影响。

将回波信号 $s(\hat{t}, t_m)$ 离散表示成 $\mathbf{S} = [s_{nm}]_{N \times M}$ ($n = 0, 1, \dots, N-1, m = 0, 1, \dots, M-1$), 散射率分布函数 $a(x,y)$ 离散表示成目标 2 维散射率分布矩阵 $\mathbf{Y} = [y_{kh}]_{K \times H} = [a(x_h, y_k)]_{K \times H}$ ($k = 0, 1, \dots, K-1, h = 0, 1, \dots, H-1$), 其中 $K > N, H > M$ 。令 ρ_x 表示方位分辨率, ρ_y 表示距离分辨率, $\Delta\theta$ 为成像积累角, B 为带宽, Δf 为频率采样间隔, 不难推出式(4)成立。

$$\left. \begin{aligned} x_h &= h\rho_x, & y_k &= k\rho_y \\ \rho_x &= \lambda/(2\Delta\theta), & \rho_y &= c/(2B) \\ B &= K\Delta f, & \gamma\hat{t} &= n\Delta f \\ \Delta\theta &= \omega HT \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

将式(4)代入式(3)可得 ISAR 观测信号模型的离散形式为

$$\mathbf{S} = [s_{nm}]_{N \times M} = \sum_{h,k} y_{kh} \cdot e^{-j2\pi \frac{mh}{H}} \cdot e^{-j2\pi \frac{nk}{K}} \quad (5)$$

根据 ISAR 离散观测信号模型, 构造冗余傅里叶基 $\Phi = [\phi_0, \phi_1, \dots, \phi_{N-1}]^T$ 和 $\mathbf{F} = [F_0, F_1, \dots, F_{M-1}]$, 其中 $\phi_n = e^{-j2\pi \frac{nk}{K}}$, $F_m = e^{-j2\pi \frac{mh}{H}}$ 。考虑到加性噪声的影响, 离散观测信号模型可表示为

$$\mathbf{S} = \Phi \mathbf{Y} \mathbf{F} + \mathbf{E} \quad (6)$$

其中 $\mathbf{E} = [\epsilon_{nm}]_{N \times M}$ 为加性复噪声矩阵, 矩阵各元素彼此独立, 服从 $N(0, \sigma^2)$ 的高斯分布。由于 \mathbf{Y} 为目标 2 维散射系数分布矩阵, 像素值对应观测场景中各散射中心后向散射系数, 所以 \mathbf{Y} 可代表需要重构的目标 2 维超分辨图像, Φ 和 \mathbf{F} 相当于滤波器, 对 \mathbf{Y} 进行滤波操作, 将观测场景调制成回波信号。

为了方便构造和求解优化函数, 分别将 \mathbf{Y}, \mathbf{S} 和 \mathbf{E} 矩阵矢量化, 即将矩阵列向量依次迭加, 得到长度为 KH, NM 和 NM 的列向量 \mathbf{y}, \mathbf{s} 和 ϵ , 则式(6)可等价表示为

$$\mathbf{s} = \hat{\mathbf{F}} \hat{\Phi} \mathbf{y} + \epsilon \quad (7)$$

式中 $\hat{\Phi} = \text{diag}(\Phi_1, \Phi_2, \dots, \Phi_H)$,

$$\hat{\mathbf{F}} = \begin{bmatrix} C_{11} & C_{12} & \cdots & C_{1H} \\ C_{21} & C_{22} & \cdots & C_{2H} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ C_{M1} & C_{M2} & \cdots & C_{MH} \end{bmatrix}_{NM \times NH}$$

$\hat{\mathbf{F}}$ 中的 Φ_i 为上面推导的冗余傅里叶矩阵 Φ ,

$$C_{uv} = \begin{bmatrix} W^{-J} & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & W^{-J} & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & W^{-J} \end{bmatrix}_{N \times N}$$

式中 $W = e^{-j\frac{2\pi}{H}}$, $J = [(H-M)/2+u] \times (v-1)$ 。

为表述方便, 令 $\hat{\mathbf{F}}\hat{\Phi} = \mathbf{T}$, 则观测模型可进一步表示成

$$\mathbf{s} = \mathbf{T}\mathbf{y} + \varepsilon \quad (8)$$

\mathbf{T} 即为 2 维超分辨字典, 是一个高维到低维的映射矩阵。

2.2 联合超分辨成像模型

超分辨成像是由低维到高维的映射, 根据压缩感知理论, 在信号稀疏的前提下, 能够以极大概率从非常有限的观测数据中准确重建未知信号。若目标信号向量为 \mathbf{f} , $\mathbf{f} \in C^{P \times 1}$, 在基 \mathbf{Q} 下可以稀疏表示为 $\mathbf{f} = \mathbf{Q}\mathbf{y}$, 其中 $\mathbf{Q} \in C^{P \times P}$, $\mathbf{y} \in C^{P \times 1}$, \mathbf{y} 中仅有 K 个大值元素, 其它均接近零, 且 $K < P$ 。 \mathbf{f} 经过矩阵 \mathbf{P} 降维观测后得到观测向量 \mathbf{s} , 可以表示为 $\mathbf{s} = \mathbf{P}\mathbf{f} = \mathbf{P}\mathbf{Q}\mathbf{y} = \mathbf{T}\mathbf{y}$, 其中 $\mathbf{s} \in C^{Q \times 1}$, $\mathbf{P} \in C^{Q \times P}$ 。在信号稀疏的前提下, 当以下两个条件满足时, 信号就能被准确恢复^[5]:

(1) 观测数 Q 不能无限小, 满足 $Q \geq O(K \cdot \lg P)$;

(2) 字典矩阵 $\mathbf{T} = \mathbf{P}\mathbf{Q}$ 具备 K 阶受限等距特性,

K -RIP 对应的限制等距常数 $\delta_k \in (0,1)$ 为使 $(1 - \delta_k) \cdot \|\mathbf{y}\|_2^2 \leq \|\mathbf{T}\mathbf{y}\|_2^2 \leq (1 + \delta_k) \|\mathbf{y}\|_2^2$ 成立的最小值。

对于 ISAR 来说, 目标图像主要由有限的较强散射点构建, 而强散射点在成像像素点中占很小的一部分, 所以 ISAR 图像具备很强的稀疏性。基于压缩感知理论, 利用 2.1 节中建立的 2 维超分辨字典 \mathbf{T} , 将 2 维联合超分辨成像转化为 CS 重构的一个特例, 可利用 l_1 范数优化求解式(8)中的稀疏信号 \mathbf{y} 。

$$\bar{\mathbf{y}} = \arg \min_{\mathbf{y}} \left\{ \|\mathbf{s} - \mathbf{T}\mathbf{y}\|_2^2 + \rho \|\mathbf{y}\|_1 \right\} \quad (9)$$

其中 $\|\cdot\|_p$ 表示 p 范数, 定义 $\|\mathbf{y}\|_p = \left(\sum_i |y_i|^p \right)^{1/p}$, 标量 ρ 表示约束参数。

本文参考文献[6], 基于贝叶斯 CS 确定式(9)中的约束参数 ρ , 得

$$\rho = \sigma^2 \lambda \quad (10)$$

其中 σ^2 表示复高斯噪声方差, λ 是 Laplace 函数尺度系数^[13,14], 可利用目标结构特性用统计知识和最大似然法准确估计。至此, 本文将 2 维联合超分辨成像问题转化成式(9)所示的 l_1 范数优化问题, 通过求解此优化问题, 可实现超分辨成像。

3 联合超分辨成像处理

3.1 联合超分辨求解

为获得 2 维联合超分辨成像, 下面推导求解 l_1 范数优化问题的迭代算法。式(9)中代价函数 $J(\mathbf{y}) = \|\mathbf{s} - \mathbf{T}\mathbf{y}\|_2^2 + \sigma^2 \lambda \sum_{i=1}^{HK} |y_i|$ 在零点是不可微的, 为克服这一缺陷, 利用近似式

$$|z| \approx (|z|^2 + \tau)^{1/2} \quad (11)$$

其中 $\tau \geq 0$ 为一个小的常数。代价函数重构为

$$J_\tau(\mathbf{y}) = \|\mathbf{s} - \mathbf{T}\mathbf{y}\|_2^2 + \sigma^2 \lambda \sum_{i=1}^{HK} \left(|y_i|^2 + \tau \right)^{1/2} \quad (12)$$

当 $\tau \rightarrow 0$ 时, $J_\tau(\mathbf{y}) \rightarrow J(\mathbf{y})$ 。为获得最优超分辨成像效果, 需令式(12)所示的代价函数取最小值, 对式(12)的代价函数关于复数 \mathbf{y} 求共轭梯度得

$$\nabla J_{y^*}(\mathbf{y}) = \mathbf{H}(\mathbf{y})\mathbf{y} - 2\mathbf{T}^H \mathbf{s} \quad (13)$$

其中

$$\mathbf{H}(\mathbf{y}) = 2\mathbf{T}^H \mathbf{T} + \sigma^2 \lambda \cdot \mathbf{\Lambda}(\mathbf{y})$$

$$\mathbf{\Lambda}(\mathbf{y}) = \text{diag} \left\{ \frac{1}{\sqrt{|y_i|^2 + \tau}} \right\} (i = 1, 2, \dots, HK)$$

在式(13)中, $\mathbf{H}(\mathbf{y})$ 可近似看成 \mathbf{y} 的系数矩阵, 所以 $\mathbf{H}(\mathbf{y})$ 可近似认为是代价函数的 Hesse 矩阵。传统的牛顿法和拟牛顿法, 如 Davidon-Fletcher-Powell 法和 Broyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno 法是通过修正 Hesse 矩阵进行迭代, 但是在处理包含非二次型的优化问题时会遇到一定困难^[15], 特别是本文中的代价函数包含 y_i 的模, 更增加了求解的复杂性。为克服上述困难, 本文利用一种新的迭代算法来求解式(9)的优化问题。由牛顿法可知, \mathbf{y} 的第 $l+1$ 次迭代式为

$$\mathbf{y}^{l+1} = \mathbf{y}^l - \beta \left[\mathbf{H}(\mathbf{y}^l) \right]^{-1} \nabla J_{y^*}(\mathbf{y}^l) \quad (14)$$

式中 β 为迭代步长值, $[\cdot]^{-1}$ 表示矩阵的逆。把共轭梯度式(13)代入迭代式(14)整理得

$$\mathbf{H}(\mathbf{y}^l) \mathbf{y}^{l+1} = (1 - \beta) \mathbf{H}(\mathbf{y}^l) \mathbf{y}^l + 2\beta \mathbf{T}^H \mathbf{s} \quad (15)$$

令 $\beta = 1$, 则式(15)转化为

$$\mathbf{H}(\mathbf{y}^l) \mathbf{y}^{l+1} = 2\mathbf{T}^H \mathbf{s} \quad (16)$$

迭代中 Hesse 矩阵的修订式为 $\mathbf{H}(\mathbf{y}^l) = 2\mathbf{T}^H \mathbf{T} + \sigma^2 \lambda \cdot \mathbf{\Lambda}(\mathbf{y}^l)$ 。由式(16)可明显看出, 第 $l+1$ 次迭代中的未知量只有 \mathbf{y}^{l+1} , 求解 \mathbf{y}^{l+1} 的算法复杂度主要在于对 Hesse 矩阵 $\mathbf{H}(\mathbf{y}^l)$ 求逆, $\mathbf{H}(\mathbf{y}^l)$ 维度为 $KH \times KH$, 用传统的 Cholesky 分解求逆需要

$(KH)^3/3 + 2(KH)^2$ 次乘法运算, 求解算法又需要多次迭加, 运算量十分巨大。为避免 Hesse 矩阵求逆引起的运算量过大的问题, 本文算法中采用共轭梯度法来求解式(16)。综上所述, 2 维联合超分辨成像算法步骤为:

第 1 步 初始化。对原始回波信号补零后做 2 维 FFT 得到 RD 图像, 继而得到 $2\mathbf{T}^H\mathbf{s}$, 将 RD 图像结果向量化, 作为算法的初始值 \mathbf{y}^0 , 建立如式(9)所示的优化问题, 利用得到的初始值 \mathbf{y}^0 构造矩阵 $\mathbf{A}(\mathbf{y})^0$, 进而得到 Hesse 矩阵初始值 $\mathbf{H}(\mathbf{y})^0$, 用共轭梯度法求得估计值 \mathbf{y}^1 。

第 2 步 迭代。利用第 l ($l = 0, 1, \dots, L-1$) 步迭代得到的估计值 \mathbf{y}^l 构造矩阵 $\mathbf{A}(\mathbf{y})^l$ 和 Hesse 矩阵 $\mathbf{H}(\mathbf{y})^l$, 用共轭梯度法求得估计值 \mathbf{y}^{l+1} , 判断 $l+1$ 是否等于 L , 当等于 L 时迭代终止, 将得到的估计向量 \mathbf{y}^L 复原成矩阵, 最终得到 2 维联合超分辨图像 \mathbf{Y} ; 当不等于 L 时, 令 $l = l+1$, 继续进行第 2 步中的操作。

2 维联合超分辨成像流程图如图 2 所示。

3.2 运算量分析

共轭梯度法求解 \mathbf{y} 时, 每次迭代均需计算 $\mathbf{H}(\mathbf{y})\mathbf{z}$, \mathbf{z} 为 $KH \times 1$ 向量, 由 3.1 节的推导可知

$$\begin{aligned} \mathbf{H}(\mathbf{y})\mathbf{z} &= [2\mathbf{T}^H\mathbf{T} + \sigma^2\lambda \cdot \mathbf{A}(\mathbf{y})]\mathbf{z} \\ &= 2\mathbf{T}^H\mathbf{T}\mathbf{z} + \sigma^2\lambda \cdot \mathbf{A}(\mathbf{y})\mathbf{z} \end{aligned} \quad (17)$$

其中 \mathbf{T} 是 $NM \times KH$ 矩阵, $\mathbf{A}(\mathbf{y})$ 为 $KH \times KH$ 对角矩阵, 如直接用矩阵构造 $\mathbf{T}^H\mathbf{T}\mathbf{z}$ 和 $\mathbf{A}(\mathbf{y})\mathbf{z}$, 则共轭梯度法每次迭代的运算复杂度为 $O(H \cdot K^2 + K \cdot H^2)$, 运算量很大且矩阵构造十分复杂, 需要进一步寻求快速算法来提高运算效率。

由 2.1 节可知, \mathbf{T} 本质上是部分 2 维傅里叶矩阵, \mathbf{T}^H 相当于 \mathbf{T} 的反操作, 可以利用快速傅里叶变

换构造 $\mathbf{T}^H\mathbf{T}\mathbf{z}$ 实现快速运算。具体做法为: 首先对估计向量 \mathbf{z} 按列复原得 $K \times H$ 矩阵, 然后对该矩阵进行 2 维 FFT, 将 FFT 变换后矩阵中的部分数据置零(对应回波到超分辨图像映射时的回波缺失位置), 再进行 2 维 IFFT, 最后对矩阵向量化。通过在计算中运用 FFT(IFFT), $\mathbf{T}^H\mathbf{T}\mathbf{z}$ 需要的运算量仅为 $O(H \cdot K \log_2 K + K \cdot H \log_2 H)$ 。 $\mathbf{H}(\mathbf{y})\mathbf{z}$ 的第 2 部分中 $\mathbf{A}(\mathbf{y})\mathbf{z}$ 是对角矩阵, $\mathbf{A}(\mathbf{y})\mathbf{z}$ 本质上是对角线上的 KH 个元素组成的向量与 \mathbf{z} 向量的 Hadamard 乘积, 等价于 $\Psi(\mathbf{y}) \odot \mathbf{z}$, 其中 \odot 表示 Hadamard 乘积, $\Psi(\mathbf{y})$ 为 $\mathbf{A}(\mathbf{y})$ 对角元素组成的长度为 HK 的向量。运用 Hadamard 乘积运算, $\Psi(\mathbf{y}^k) \odot \mathbf{z}$ 操作仅需要 HK 次乘法。

通过运用 FFT 和 Hadamard 乘积, 共轭梯度法每次迭代的运算复杂度为 $O(HK \log_2 K + KH \log_2 H)$, 运算量相比于直接矩阵运算 ($O(HK^2 + KH^2)$) 要小很多, 运用快速操作可有效提高 2 维联合超分辨算法的运算效率。

4 实验验证与分析

下面用仿真数据和实测数据验证本文的 2 维联合超分辨成像效果。仿真实验通过与传统 R-D 成像方法的对比, 验证 2 维联合超分辨算法提高分辨率的能力。实测数据实验中, 从超分辨性能和抗噪性能两方面比较几种超分辨算法, 验证本文算法的优越性。

4.1 仿真数据实验

仿真中场景为 4 个点目标, 每个点目标在距离向和方位向间隔均为 0.5 m, 如图 3(a)所示。雷达中心频率 $f_c = 9.6$ GHz, 系统带宽 $B = 300$ MHz, 对应距离分辨率为 0.5 m。假设各散射点后向散射系数均为 1, 点目标匀速转动。方位角采样步长为 0.056° , 方位采样点数为 32, 对应的方位分辨率为 0.5 m。对回波数据完成匹配滤波和运动补偿后, 所得 RD 成像结果如图 3(b)所示。对回波数据在距离、方位维进行 2×2 倍 FFT 插值后的成像结果如图 3(c)所示。将图 3(c)的成像结果作为初始值, 对构造的 l_1 优化函数进行快速求解, 所得 2 维联合超分辨成像结果如图 3(d)所示。

从图 3 可看出, 传统 R-D 成像算法由于受到雷达带宽和成像积累角的限制, 距离和方位分辨率较低, 方位向和距离向的各个点目标难以分辨。运用 FFT 插值算法所得成像, 由于只增加了采样点数, 并未从本质上增加带宽和成像积累角, 各个点目标也没有被分开。经过本文的 2 维稀疏超分辨成像处

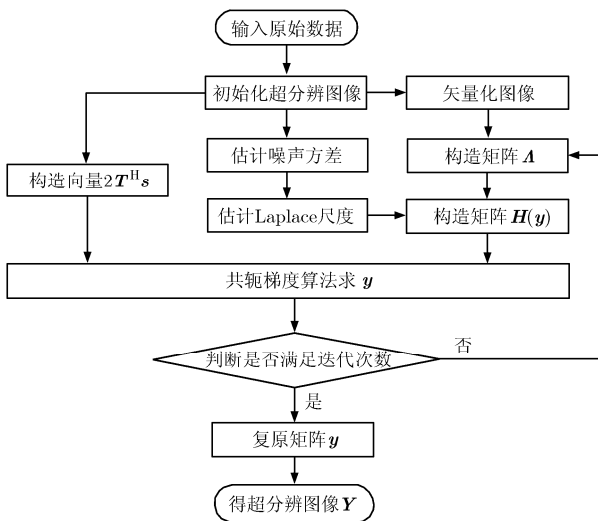


图 2 2 维联合超分辨算法流程图

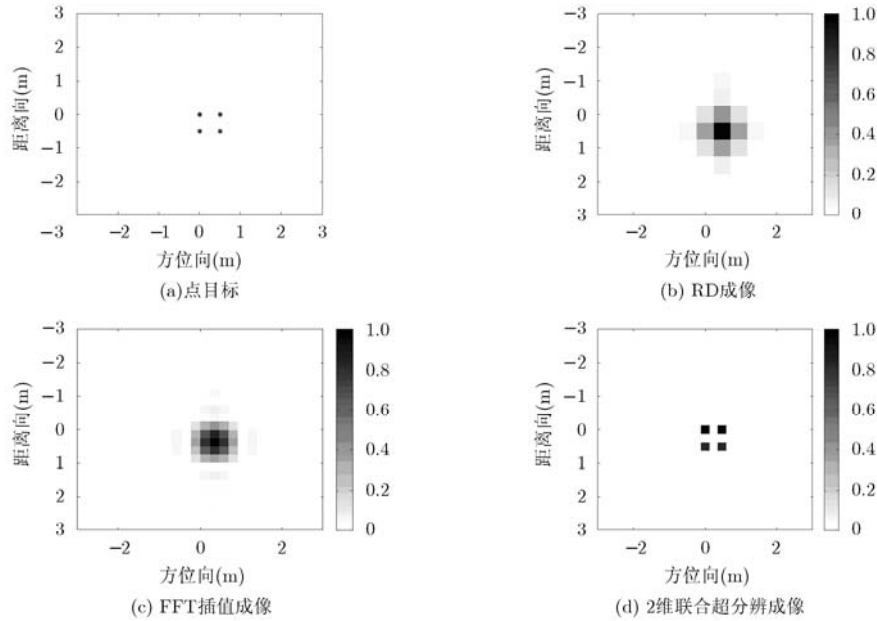


图3 点目标仿真结果

理,方位向和距离向的4个点目标很好地被区分开,并且目标散射系数的幅度基本保持一致,准确反演了目标2维位置信息,实现了对目标的超分辨成像。

4.2 实测数据实验

为了分析本文超分辨算法性能,首先从超分辨能力方面验证本文算法的高效性,下面对一组实测数据进行处理。实测数据为ISAR系统录取的Yak-42飞机回波信号,该信号是基于去斜方式采集的,信号带宽为400 MHz,载频为5520 MHz,脉冲重复频率为100 Hz,原始数据信噪比为22 dB^[4],通过加复高斯白噪声使信噪比(SNR)为10 dB。回波信号经过包络对齐和自聚焦处理,数据点大小为 256×256 。抽取回波数据中间 128×128 和 64×64 点数据,对其余数据点补零,所得2维频谱如图4(a1)和4(b1)所示。对图4(a1)和4(b1)频谱进行2维FFT,对应的RD成像结果如图4(a2)和4(b2)所示。由于2维频谱中包含信息量的减小,本质上是带宽和成像积累角的减小,从而RD算法所成图像分辨率较低,随着数据包含信息量的进一步减小,RD成像已不能正确反演目标轮廓,需要通过超分辨算法对子回波数据进行处理。

抽取的子回波数据分别经过Burg外推算法,RELAX算法和2维联合超分辨算法处理后,成像结果如图4(a3)和图4(b3),图4(a4)和图4(b4)以及图4(a5)和图4(b5)所示。通过对3种重构的 256×256 图像进行对比,表明超分辨倍数较小时,Burg外推法有一定的像素点丢失,RELAX算法出现较多虚假点,而用2维联合超分辨算法相比前两种算法,成像

质量更高;在超分辨倍数较大时,用Burg外推法所成图像出现像素点的严重丢失,RELAX算法出现大量的虚假点,两种成像方法所成图像几何失真明显,相比之下,用2维联合超分辨算法重建的图像,较完整地保留了目标信息,超分辨效果显著。

为了进一步验证算法性能,下面分析噪声对超分辨成像的影响,对Yak-42飞机回波数据取中间 128×128 频带进行处理,通过对原始数据加高斯白噪声,使其信噪比为10 dB,5 dB和0 dB。在不同信噪比下对原始数据分别用RELAX, Burg外推和2维联合超分辨3种算法进行处理,得到 2×2 倍超分辨成像。图5(a),5(b),5(c)分别为RELAX, Burg外推和2维联合超分辨3种算法在不同信噪比下的成像结果。

通过对比可明显看出,在较高信噪比下,3种算法均能很好地实现超分辨成像,但随着信噪比的降低,当SNR=5 dB时,RELAX和Burg外推算法所得超分辨成像出现了大量的虚假点,2维联合超分辨算法的成像结果几乎没有虚假点。随着信噪比的进一步降低,在SNR=0 dB时,通过RELAX和Burg外推算法处理所得目标几乎淹没在噪声背景中,而本文算法依然能正确地反演目标形态。由此可知,由于在参数估计中考虑了加性噪声的统计特性,本文算法具有很强的噪声抑制能力,在低信噪比情况下依然能有效实现对目标的2维联合超分辨。

5 结束语

本文提出了基于压缩感知的2维联合超分辨成像算法,能有效提高ISAR成像的2维分辨率。通过

对距离和方位向的联合处理,完整保留了目标2维耦合信息;通过运用CG, FFT和Hadamard乘积,大大提高了算法的运算效率。但所提算法是基于傅里

叶模型构建的,要求信号相对平稳,不能有效处理强机动目标,下一步工作将探索更完善模型的构建,对强机动目标进行超分辨成像处理。

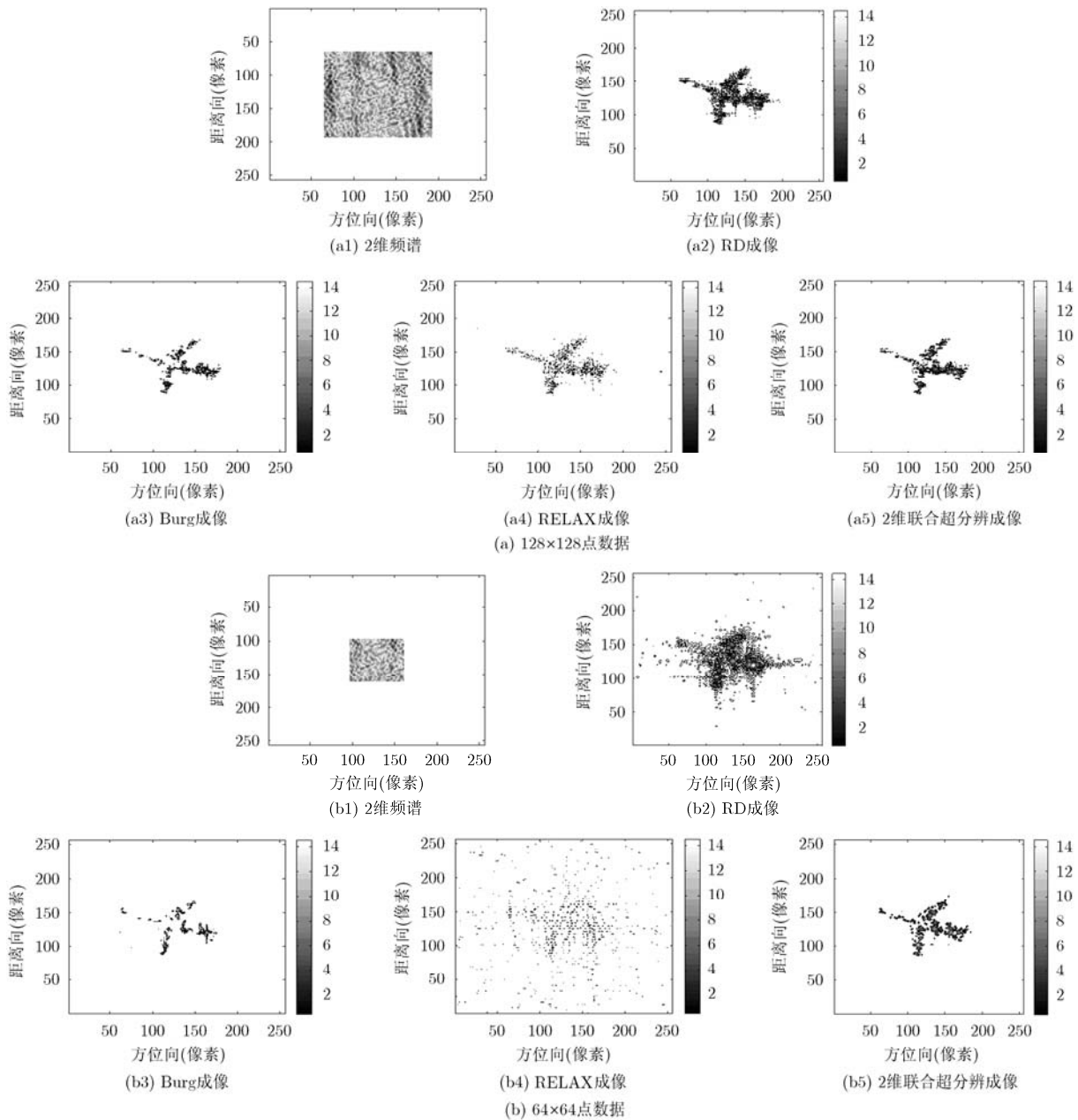
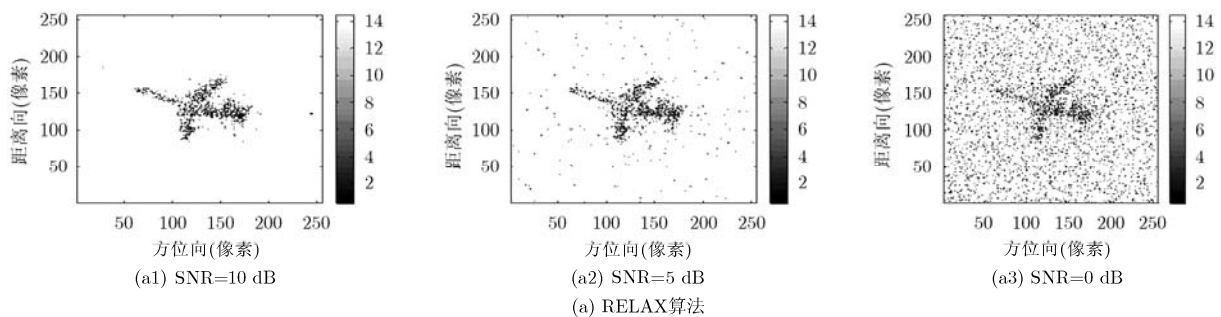


图4 超分辨性能对比



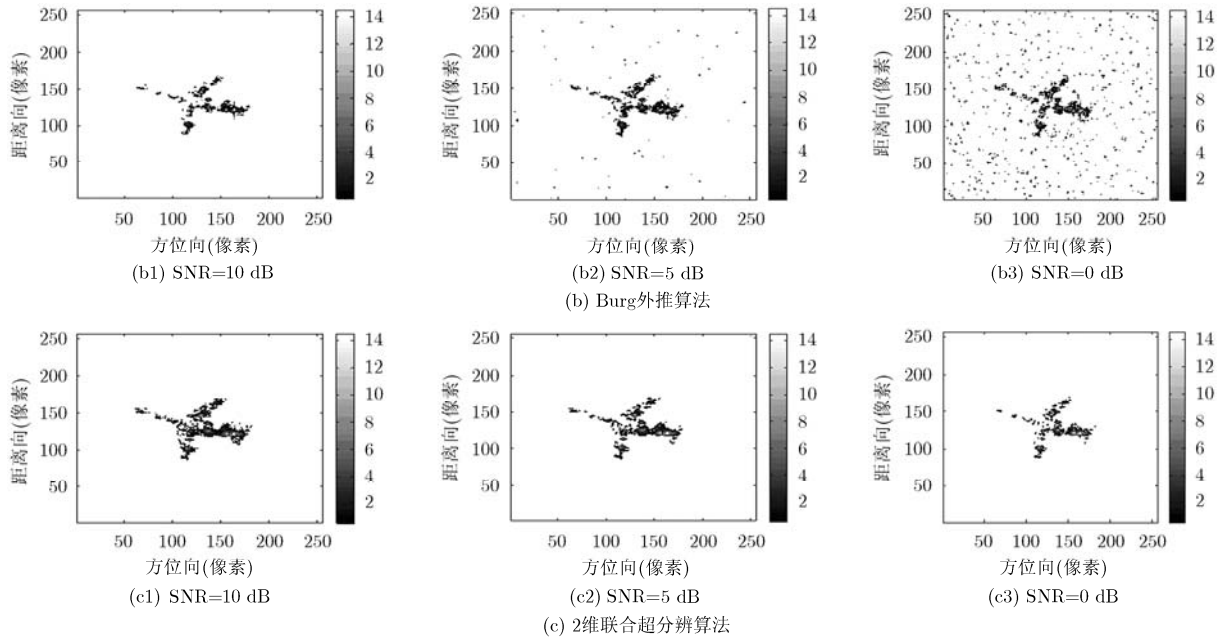


图5 不同SNR下利用不同算法得到的超分辨成像结果

参考文献

- [1] Suwa K, Toshio Wakayama, and Iwamoto M. Three-dimensional target geometry and target motion estimation method using multistatic ISAR movies and its performance[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2011, 49(6): 2361–2373.
 - [2] Wu P R A. criterion for radar resolution enhancement with Burg algorithm[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1995, 31(3): 897–915.
 - [3] Bi Z, Li J, and Liu Z S. Super resolution SAR imaging via parametric spectral estimation methods[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1999, 35(1): 267–281.
 - [4] 杜小勇. 稀疏成份分析及在雷达成像处理中的应用[D]. [博士学位论文], 国防科技大学, 2005.
 - [5] Donoho D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4):1289–1306.
 - [6] Zhang Lei, Qiao Zhi-jun, 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.
 - [7] Zhang Lei, Sheng Jia-lian, Xing Meng-dao, *et al.* Coherent processing for ISAR imaging with sparse apertures synthetic aperture radar[C]. European Conference on Synthetic Aperture Radar 2012, Nuremberg, Germany, April 23–26, 2012: 267–270.
 - [8] Lane R O, Copsy K D, and Webb A R. A Bayesian approach to simultaneous autofocus and super-resolution[C]. Proceedings of International Society for Optical Engineering, Orlando, America, September 2, 2004, 5427: 133–142.
 - [9] Simoncelli E P and Adelson E H. Noise removal via Bayesian wavelet coring[C]. Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, Lausanne, Switzerland, September 16–19, 1996, 1: 379–382.
 - [10] Zhu D, Wang L, Yu Y, *et al.* Robust ISAR range alignment via minimizing the entropy of the average range profile[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2009, 6(2): 204–208.
 - [11] Munoz-Ferreras J M, Perez-Martinez F, and Datcu M. Generalisation of inverse synthetic aperture radar autofocus methods based on the minimization of the Renyi entropy[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2010, 4(4): 586–594.
 - [12] Ye W, Yeo T S, and Bao Z. Weighted least squares estimation of phase errors for SAR/ISAR autofocus[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1999, 37(5): 2487–2494.
 - [13] Ji S, Xue Y, and Carin L. Bayesian compressive sensing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2008, 56(6): 2346–2356.
 - [14] 张磊. 高分辨SAR/ISAR成像及误差补偿技术研究[D]. [博士学位论文], 西安电子科技大学, 2012.
 - [15] Zhou Hua, Alexander D, and Lange K. A quasi-Newton acceleration for high-dimensional optimization algorithms[J]. *Statistics and Computing*, 2011, 21(2): 261–273.
- 吴敏：女，1988年生，博士生，研究方向为ISAR超分辨成像。
 邢孟道：男，1975年生，教授，博士生导师，研究方向为雷达成像和模式识别等。
 张磊：男，1984年生，讲师，研究方向为SAR/ISAR超分辨成像。