

基于压缩感知的矩阵型联合 SAR 成像与自聚焦算法

卜红霞¹, 白霞², 赵娟², 齐耀辉¹, 闫若颖¹

(1. 河北师范大学物理科学与信息工程学院, 河北石家庄 050024;
2. 北京理工大学信息与电子学院, 北京 100081)

摘要: 模型准确情况下, 压缩感知在合成孔径雷达成像中得到良好应用; 但在实际情况中, 模型会存在一定误差, 这些误差造成图像偏离真实位置、引起散焦降低成像质量. 本文提出一种矩阵型联合 CS-SAR 成像与自聚焦算法, 该算法在 CS-SAR 成像重构方法方面, 基于光滑 ℓ_0 范数方法提出了矩阵型正则化光滑 ℓ_0 范数重构方法, 该方法具有较强容错能力并能直接重构矩阵型信号, 能克服现有联合 CS-SAR 成像与自聚焦算法在计算效率方面的缺陷. 最后, 通过仿真验证了所提算法的有效性.

关键词: 合成孔径雷达; 压缩感知; 光滑 ℓ_0 范数重构算法; 矩阵型正则化光滑 ℓ_0 范数重构算法

中图分类号: TN958 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2016)04-0874-08

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2017.04.016

Joint Matrix Form SAR Imaging and Autofocus Based on Compressed Sensing

BU Hong-xia¹, BAI Xia², ZHAO Juan², QI Yao-hui¹, YAN Ruo-ying¹

(1. College of Physics Science and Information Engineering, Hebei Normal University, Shijiazhuang, Hebei 050024, China;
2. School of Information and Electronics, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081, China)

Abstract: Compressed sensing (CS) has been successfully applied to the synthetic aperture radar (SAR) imaging. These CS-based SAR imaging algorithms generally assume that the model of the imaging system is accurate. However, in practice it is common to encounter model errors which usually introduce unknown phase errors into the acquired data. The phase errors may cause range migration or defocusing. In this paper, an approach for matrix form joint CS-SAR imaging and autofocus is proposed. Based on smoothed ℓ_0 norm (SLO) algorithm, we develop a matrix form regularized SLO (MRSL0) algorithm to efficiently perform CS-SAR imaging. The MRSL0 adopts inequality constrain to tolerate phase errors and has fast computation speed due to its matrix form. Experiment results demonstrate that the proposed approach can efficiently reconstruct high quality images using limited amount of measurements.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); compressed sensing (CS); smoothed ℓ_0 -norm (SLO) algorithm; matrix form regularized SLO (MRSL0) algorithm

1 引言

压缩感知 (Compressed Sensing, CS) 理论是一种新兴信号获取和重构理论, 充分利用信号稀疏性或可压缩性, 集采样、压缩与重构于一体. 压缩感知能够从远少于香农-奈奎斯特采样定理要求的观测数据中重构原始信号^[1-3], 引起了雷达成像领域学者的高度关注, 陆续展开了基于压缩感知的雷达成像的研究^[4].

目前已出现一批基于 CS 理论的合成孔径雷达 (Syn-

thetic Aperture Radar, SAR) 成像方面的文献^[5,6]. 然而许多 CS-SAR 成像模型是基于理想情况建立的, 雷达平台运动不平稳或测速不准确都会直接导致模型与实际存在偏差, 用理想模型进行成像会使成像结果偏离真实位置、出现散焦、甚至根本不能成像. 在传统 SAR 成像中一般采用后处理技术进行自聚焦^[7,8], 然而有研究表明一般的后处理自聚焦技术不太适合于 CS-SAR 成像结果^[9]. 针对这种情况, ξ etin 团队提出了稀疏驱动的联合 SAR 成像和相位误差校正方法^[10], 还有一些学者提出了基于 CS 的联

合 SAR 成像和自聚焦方法^[11-13].

然而现有基于 CS 的联合成像与自聚焦算法在用 CS 重构时,将二维矩阵型的待求场景后向散射系数和观测信号按行或列拉直成一维向量形式,再运用 CS 重构算法进行重构,被处理数据的拉直使得信号的稀疏表征矩阵和观测矩阵维数随之急剧增大,不仅造成巨大的存储负担,而且导致后续重构过程效率极其低下;另外,为校正相位误差需反复多次进行 CS 重构,CS 重构的效率将严重影响整个基于 CS 的联合成像与自聚焦算法的效率.

针对现有基于 CS 的联合 SAR 成像与自聚焦算法效率低的问题,本文提出一种二维降数据量矩阵型联合 CS-SAR 成像与自聚焦算法.该算法不对待求解的场景后向散射系数和观测数据进行拉直,而是直接对二维矩阵型观测信号和待重构信号进行建模.针对所建模型,推导相位误差的解析表达,提供用于矩阵型 CS-SAR 成像的重构方法——矩阵型正则化光滑 ℓ_0 范数 (Matrix form regularized SLO, MRSLO) 重构方法,该重构方法直接针对矩阵型信号设计,克服了现有重构方法在计算效率方面的缺陷.通过仿真数据验证了所提矩阵型联合 CS-SAR 成像与自聚焦算法的有效性.

2 联合 CS-SAR 成像与自聚焦算法

2.1 成像几何与信号模型

考虑图 1 所示的雷达成像几何,假设平台沿 y 轴方向以恒定速度 v 前行,若雷达发射线性调频 (Linearly frequency modulated, LFM) 信号,则点目标 $P_n(x_n, y_n)$ 的基带回波为^[14]:

$$s_r(t_r, t_a; P_n) = \sigma_n a_a(t_a; P_n) a_r\left(t_r - \frac{2R_n}{c}\right) \cdot \exp\left[-j \frac{4\pi f_c}{c} R_n + j\pi\gamma_r \left(t_r - \frac{2R_n}{c}\right)^2\right] \quad (1)$$

其中 t_r 和 t_a 分别为距离向快时间和方位向慢时间; σ_n 为目标 $P_n(x_n, y_n)$ 的后向散射系数; $a_a(\cdot)$ 为方位向天线方向图; $a_r(t_r) = \text{rect}\left(\frac{t_r}{T_p}\right)$ 为发射信号包络; R_n 为理想情况下目标与雷达的瞬时距离; f_c 为载频; γ_r 为发射信号的调频率; c 为光速. 信号在距离向和方位向均进行降采样时,二维降采样信号 S_{2CS} 的矩阵形式如下:

$$S_{2CS} = \Phi_r \cdot s_r \cdot \Phi_a \quad (2)$$

其中 $\Phi_r \in \mathbf{C}^{M_r \times N_r}$ 和 $\Phi_a \in \mathbf{C}^{N_a \times M_a}$ 分别为距离向和方位向观测矩阵,并且 $M_r < N_r, M_a < N_a$.

对于飞机、车辆、建筑等人造目标,其仅由少数强散射点组成,在空域具有稀疏性.因此,欠定方程式(2)可以由压缩感知技术求得.基于欠定方程式(2)所示的矩阵型二维降采样信号模型,文献[15]针对理想情况下

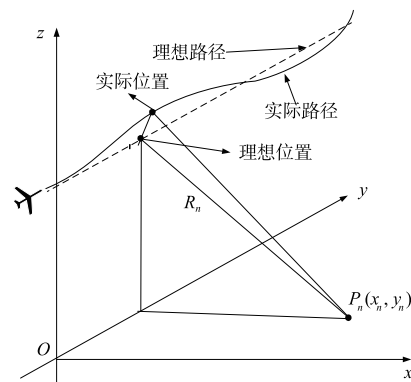


图1 雷达成像几何

的精确模型提出了一种不对二维回波信号和待求后向散射系数进行拉直的相对高效的 CS-SAR 成像算法.然而在实际应用中,由于雷达平台运动不稳或测速不准等原因,会造成理想模型与获取的数据之间存在相位误差,并且通常情况下相位误差为方位向位置函数,不随距离门而变化^[10].因此,在文献[15]的基础上,对其方位向一维 CS 成像进行修正.将其方位向精确模型 $\mathbf{Y} = \mathbf{X}\Phi_a + \mathbf{n}$ ^[15] 进行相位误差补偿,修正如下:

$$\mathbf{Y} \cdot \text{diag}(e^{j\theta}) = \mathbf{X}\Phi_a + \mathbf{n} \quad (3)$$

其中 \mathbf{Y} 为距离向操作和距离徙动校正之后信号的矩阵形式; θ 为与相位误差相关的列向量; \mathbf{X} 为待重构的后向散射系数矩阵; Φ_a 是部分傅里叶矩阵; \mathbf{n} 为噪声矩阵; $\text{diag}(v)$ 操作返回以向量 v 的元素为对角元素的对角矩阵.

2.2 CS 成像与相位误差补偿

根据修正模型式(3),把矩阵型联合 CS-SAR 成像与自聚焦问题看作最小化式(4)所示代价函数的优化问题的求解

$$J(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) = \|\mathbf{X}\|_0 + \xi \|\mathbf{Y} \cdot \text{diag}(e^{j\theta}) - \mathbf{X}\Phi_a\|_F^2 \quad (4)$$

其中 $\|\cdot\|_0$ 为矩阵 ℓ_0 范数,用于计数矩阵中非 0 元素的个数,其定义为 $\|\mathbf{X}\|_0 = \lim_{d \rightarrow 0} \left\{ \sum_i \sum_j |x_{ij}|^d \right\}$,但因其不满足范数定义中的绝对齐次性^[16],实际上并不是严格的范数,这里只是借用范数的符号; $\|\cdot\|_F$ 为 Frobenius 范数; ξ 为正则化因子.针对 \mathbf{X} 和 $\boldsymbol{\theta}$ 最小化式(4)可得到它们的估计值,即:

$$\begin{aligned} [\hat{\mathbf{X}}, \hat{\boldsymbol{\theta}}] &= \arg \min_{\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}} J(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) \\ &= \arg \min_{\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}} [\|\mathbf{X}\|_0 + \xi \|\mathbf{Y} \cdot \text{diag}(e^{j\theta}) - \mathbf{X}\Phi_a\|_F^2] \end{aligned} \quad (5)$$

为得到 \mathbf{X} 和 $\boldsymbol{\theta}$ 的最优估计,首先初始化 $\boldsymbol{\theta}$ (一般设其初始值为 0),寻找使式(5)最小化的最优估计 \mathbf{X} ; 然后针对估计出的 \mathbf{X} ,寻找使式(5)最小化的最优估计 $\boldsymbol{\theta}$; 如此循环迭代直至满足条件,即可求解出 \mathbf{X} 和 $\boldsymbol{\theta}$ 的最优估计.

对于一个给定的 $\boldsymbol{\theta}$, \mathbf{X} 的最优估计如下:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{X}} &= \arg \min_{\mathbf{X}} J(\mathbf{X} | \boldsymbol{\theta}) \\ &= \arg \min_{\mathbf{X}} (\|\mathbf{X}\|_0 + \xi \|\mathbf{Y}' - \mathbf{X}\Phi_a\|_F^2) \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $Y' = Y \cdot \text{diag}(e^{j\theta})$. 方程式(6)为矩阵型 CS-SAR 成像模型,可由重构算法求解.

接下来根据求解的 \hat{X} 对 θ 进行估计

$$\begin{aligned} \hat{\theta} &= \arg \min_{\theta} J(\theta | \hat{X}) \\ &= \arg \min_{\theta} \|Y \cdot \text{diag}(e^{j\theta}) - \hat{X}\Phi_a\|_F^2. \end{aligned}$$

令 $A = Y \cdot \text{diag}(e^{j\theta}) - \hat{X}\Phi_a$, 则

$$\begin{aligned} A^H A &= \text{diag}(e^{-j\theta}) Y^H Y \cdot \text{diag}(e^{j\theta}) - \text{diag}(e^{-j\theta}) Y^H \hat{X} \Phi_a \\ &\quad - \Phi_a^H \hat{X}^H Y \cdot \text{diag}(e^{j\theta}) + \Phi_a^H \hat{X}^H \hat{X} \Phi_a \\ &= Y^H Y - 2\text{Re}[\text{diag}(e^{-j\theta}) Y^H \hat{X} \Phi_a] + \Phi_a^H \hat{X}^H \hat{X} \Phi_a, \end{aligned}$$

其中, $\text{Re}[\cdot]$ 表示取实部. 由于 $\|A\|_F^2 = \text{tr}(A^H A) = \text{tr}(AA^H)$ [17], 则,

$$\hat{\theta} = \arg \max_{\theta} \{\text{Re}[\text{diag}(e^{-j\theta}) Y^H \hat{X} \Phi_a]\} \quad (7)$$

分析得出方程式(7)的唯一解为

$$\hat{\theta} = \angle \text{diag}(Y^H \hat{X} \Phi_a) \quad (8)$$

其中 $\angle(\cdot)$ 返回元素的复角, $\text{diag}(A)$ 返回矩阵 A 的对角元素组成的列向量.

总结所提二维降数据量矩阵型联合 CS-SAR 成像与自聚焦算法如下:首先,针对二维降数据量的观测数据进行距离向一维 CS 成像;其次,距离徙动校正;然后,在方位向一维 CS 成像与自聚焦间进行循环迭代,直至满足条件,最后输出即为实现自聚焦的 SAR 图像. 算法流程示于图 2.

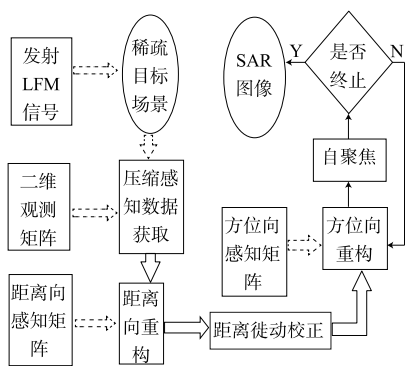


图2 流程图

3 矩阵型正则化光滑 ℓ_0 范数 (MRSLO) 重构方法

现有稀疏重构算法中,最小 ℓ_1 范数凸优化法恢复精度较高,所需观测数据量较少,但计算复杂度高,效率低;贪婪类算法计算复杂度较低,效率较高,但结果是局部最优解,精度较差,且所需观测数据量较多;最小 ℓ_p ($0 < p < 1$) 范数非凸优化法不易求解,且存在局部最优解,全局收敛性差;Bayesian 重构方法精度高,但效率低. 文献[18]提供的光滑 ℓ_0 范数 (SLO) 重构方法基于直接最小化 ℓ_0 范数,在算法效率方面有优势,且重构精度较高 [18]. 但将 SLO 算法应用于所提矩阵型联合 CS-

SAR 成像与自聚焦算法中并没有起到良好的自聚焦作用,分析其原因在于 SLO 的目标函数是等式约束,更适合求解精确模型. 为高效求解式(6),受 SLO 算法的启发,提出用于解形如式(6)所示优化问题的矩阵型正则化 SLO 算法. 该算法继承了 SLO 算法直接求解 ℓ_0 范数速度快的优点,又新增加了容错能力,适应范围更广;另外,该算法适合求解矩阵型信号.

3.1 MRSLO 重构算法

定义 $F_{\sigma}(X) = \sum_{n=1}^{N_r} \sum_{m=1}^{N_c} f_{\sigma}(x_{nm})$, 其中 $f_{\sigma}(x)$ 为近似单位冲激函数的任意函数族 [18]. 由 $F_{\sigma}(X)$ 的定义可以看出,当 σ 很小时, $F_{\sigma}(X)$ 与矩阵的 ℓ_0 范数 $\|X\|_0$ 之间存在如下近似关系:

$$\|X\|_0 \approx N_r N_c - F_{\sigma}(X) \quad (9)$$

矩阵型 CS-SAR 成像模型式(6)对应的优化问题为式(10)的拉格朗日 (Lagrangian) 形式.

$$\min_X \|X\|_0 \quad \text{s. t.} \quad \|Y' - X\Phi_a\|_F \leq \delta \quad (10)$$

考虑式(9)所示近似关系,式(10)最小化问题可以转换成如下优化问题:

$$\max_{X, \sigma} [F_{\sigma}(X)] \quad \text{s. t.} \quad \|Y' - X\Phi_a\|_F \leq \delta \quad (11)$$

上式即为 MRSLO 算法的目标函数.

MRSLO 算法通过两个嵌套的循环求解式(11):外循环从一个足够大的 σ 开始,逐次递减 σ 值;内循环针对外循环给定的 σ 值,求解式(12)所示的 $P_{\sigma, \lambda}$:

$$(P_{\sigma, \lambda}): \max_X F_{\sigma}(X) \quad \text{s. t.} \quad \|Y' - X\Phi_a\|_F \leq \delta \quad (12)$$

求解 $P_{\sigma, \lambda}$ 包括两个步骤:第一步利用最速上升法求无约束优化问题 $\max_X F_{\sigma}(X)$, 最优估计值为 $\hat{X} \leftarrow X + \mu \sigma^2 \nabla F_{\sigma}(X)$, 其中 μ 为一个小的正常数;第二步针对式(12)的不等式约束,在 $\chi = \{X | \|Y' - X\Phi_a\|_F \leq \delta\}$ 上寻找与 \hat{X} 最近的值 \hat{X}_p , 即:

$$\hat{X}_p = \arg \min_{X_p} (\|\hat{X} - X_p\|_F^2 + \lambda \|Y' - X_p \Phi_a\|_F^2) \quad (13)$$

其中 λ 为正则化参数; $\|\hat{X} - X_p\|_F^2$ 表示 X_p 与 \hat{X} 的差; $\|Y' - X_p \Phi_a\|_F^2$ 表示 X_p 与 Y' 间的适应程度, λ 用于平衡二者. 将 $\|A\|_F^2 = \text{tr}(AA^H)$ [17] 带入式(13)得:

$$\begin{aligned} \hat{X}_p = \arg \min_{X_p} & \left[((X \ Y') - X_p (I_{N_r} \ \Phi_a)) \begin{pmatrix} I_{N_r} & 0 \\ 0 & \lambda I_{M_c} \end{pmatrix} \right. \\ & \left. \cdot ((X \ Y') - X_p (I_{N_r} \ \Phi_a))^H \right] \quad (14) \end{aligned}$$

其中 I_{N_r} 和 I_{M_c} 分别为 $N_r \times N_r$ 和 $M_c \times M_c$ 的单位矩阵. 式(14)的代价函数为:

$$J(X_p) = \text{tr}[(Y_c - X_p A_c) W (Y_c - X_p A_c)^H]$$

其中 $Y_c = (X \ Y')$, $A_c = (I_{N_r} \ \Phi_a)$, $W = \begin{pmatrix} I_{N_r} & 0 \\ 0 & \lambda I_{M_c} \end{pmatrix}$

其梯度为:

$$\begin{aligned}\nabla_{X_p} [J(X_p)] &= \nabla_{X_p} \{ \text{tr} [(Y_c - X_p A_c) W (Y_c - X_p A_c)^H] \} \\ &= \nabla_{X_p} \{ \text{tr} [(Y_c \sqrt{W} - X_p A_c \sqrt{W}) \\ &\quad \cdot (Y_c \sqrt{W} - X_p A_c \sqrt{W})^H] \} \\ &= 2(Y_c \sqrt{W} - X_p A_c \sqrt{W}) \sqrt{W}^H A_c^H \\ &= 2(Y_c - X_p A_c) W A_c^H\end{aligned}\quad (15)$$

上式推导过程中用到了如下矩阵迹的梯度公式^[17]:

$$\begin{aligned}\nabla_X \{ \text{tr} [(AXB + C) (AXB + C)^H] \} &= 2A^H (AXB + C) B^H \\ \text{令 } \nabla_{X_p} [J(X_p)] = 0, \text{ 式(14)的解为 } \hat{X}_p &= Y_c W A_c^H \\ (A_c W A_c^H)^{-1}, \text{ 即:}\end{aligned}$$

$$\begin{aligned}\hat{X}_p &= (X \quad Y') \begin{pmatrix} I_{N_s} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \lambda I_{M_s} \end{pmatrix} (I_{N_s} \quad \Phi_a^H)^H (I_{N_s} \quad \Phi_a) \\ &\quad \cdot \begin{pmatrix} I_{N_s} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \lambda I_{M_s} \end{pmatrix} (I_{N_s} \quad \Phi_a^H)^{-1} \\ &= (X + \lambda Y' \Phi_a^H) (I_{N_s} + \lambda \Phi_a \Phi_a^H)^{-1}\end{aligned}\quad (16)$$

将矩阵求逆公式 $(I + AB)^{-1} = I - A(I + BA)^{-1}B$ ^[17] 代入, 经过有限次循环得到内循环最优解:

$$\hat{X}_p = X - (X \Phi_a - Y') (\Phi_a^H \Phi_a + \lambda^{-1} I_{M_s})^{-1} \Phi_a^H \quad (17)$$

算法 1 所示为以高斯函数族为例的 MRSLO 重构算法.

算法 1 MRSLO 重构算法

初始化

- (1) 令 $\hat{X}^{(0)}$ 为 $Y' = X \Phi_a$ 的最小二乘解;
- (2) 选取一个合适的递减序列 $[\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_J]$, 其中 $\sigma_j = \rho \sigma_{j-1}$, $0 < \rho < 1$, $\sigma_1 = 2 \max_{m,n} |\hat{x}_{mn}^{(0)}|$, $\hat{x}_{mn}^{(0)}$ 是 $\hat{X}^{(0)}$ 的第 m 行第 n 列元素;

For $j=1, \dots, J$

- (1) 令 $\sigma = \sigma_j$

- (2) 初始化: $X = \hat{X}^{(j-1)}$.

For $k=1, \dots, L$ (循环 L 次):

$$(a) \begin{cases} \Delta = X \exp(-X^2/2\sigma^2) \\ X \leftarrow X - \mu \Delta \end{cases}$$

$$(b) X \leftarrow X - (X \Phi_a - Y') (\Phi_a^H \Phi_a + \lambda^{-1} I_{M_s})^{-1} \Phi_a^H$$

- (3) $\hat{X}^{(j)} = X$

最优估计值 $\hat{X} = \hat{X}^{(J)}$

4 实验结果

本节将 MRSLO 算法应用于所提矩阵型联合 CS-SAR 成像与自聚焦算法中, 利用仿真数据进行实验, 验证所提算法的有效性. 作为比较, 在以下的实验中, 分别用 SLO 算法和 MRSLO 算法解式(6)进行 CS 成像, 并分别称为 A1-SLO 和 A1-MRSLO, 为一致起见, 两种重构算法都选择相同的参数. 式(6)中的正则化参数 ξ 用于平

衡误差水平和解的稀疏性, 由于本节实验中没有对图像结果做特殊要求, 因此在下面的实验中设定 $\xi = 1$. 由于式(6)中 X 和 Y' 均为矩阵, 而 SLO 算法是向量型重构算法, 因此, 在用其重构矩阵 X 进行成像时, 按行进行.

仿真场景中设置十个后向散射系数相同的点目标, 在左下角特意设置了两个毗邻的点目标, 用以检验算法的分辨能力; 主要仿真参数如表 1 所示.

表 1 仿真参数.

参数	值
载频	$f_c = 10\text{GHz}$
调频率	$K_r = 3 \times 10^{14}\text{Hz/s}$
脉冲宽度	$T_p = 1\mu\text{s}$
场景中心斜距	$R_c = 5\text{km}$
载机速度	$v = 150\text{m/s}$
脉冲重复频率	$\text{PRF} = 370\text{Hz}$

4.1 均匀分布随机相位误差情况

载机平台飞行轨迹不理想可能导致雷达位置的随机误差, 从而造成方位向随机相位误差, 因此针对方位向 $(0 \sim \theta)$ 上均匀分布的随机误差情况进行检验. 依次检验 θ 从 0.1π 到 2π , 数据量分别为 35%、20%、15% 情况下仿真结果. 将 35% 数据量情况下部分代表性仿真结果示于图 3, 左侧第一列是满足采样定理要求全数据情况下传统成像方法不进行后续自聚焦处理的成像结果, 第二、三列分别是 A1-SLO 和 A1-MRSLO 成像结果. 仿真结果表明在无相位误差情况下如图 3(a), 两种 CS-SAR 成像结果的旁瓣均比传统成像结果的弱, 充分显示了 CS-SAR 成像算法抑制噪声和旁瓣的特点^[4], 另外由于 MRSLO 算法具有容错能力, 使其能量更集中于目标, 即在一定误差范围内而不是绝对准确的情况下使重构结果最稀疏, 这进一步提升了该重构方法抑制旁瓣的能力; 在随机相位误差小于 0.8π 时 A1-SLO 和 A1-MRSLO 都可以得到聚焦良好的成像结果, 如图 3(b)、(c) 所示; 随机相位误差大于等于 0.8π 时 A1-SLO 的自聚焦能力便不足以补偿相位误差的影响, 产生了些许虚假目标, 而 A1-MRSLO 算法良好聚焦的成像结果一直保持到随机误差为 1.1π 时, 仿真结果见图 3(d), 这正得益于它不等式约束所增加的容错能力; 当随机相位误差增大到 1.2π 时, A1-MRSLO 成像结果中也出现许多弱的虚假目标; 当随机相位误差继续增大到 1.4π 时, A1-MRSLO 的成像结果中有许多强的虚假目标, 这种情况下认为 A1-MRSLO 彻底失效.

数据量分别为 15% 和 20% 情况下的仿真结果与数据量为 35% 情况下的类似, 只是数据量降低会使得算法的适用范围减小, 并且数据量越低, 适用范围越小.

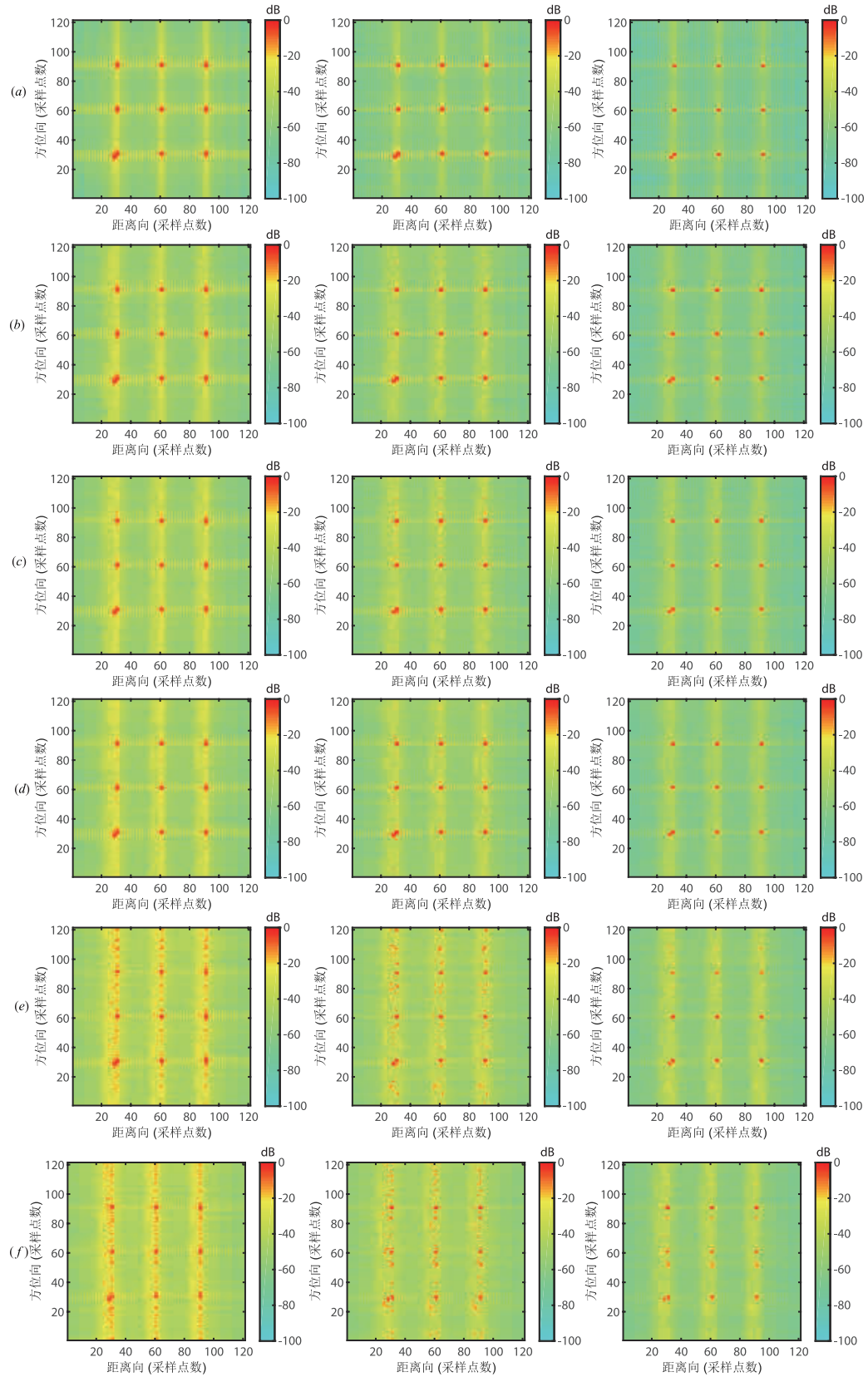


图3 成像结果(左)满数据量传统成像无自聚焦;(中)A1-SL0;(右)A1-MRSL0, 均匀分布随机相位误差(a) 0 ;(b) 0.5π ;(c) 0.7π ;(d) 0.8π ;(e) 1.2π ;(f) 1.4π

4.2 二次相位误差情况

方位向回波可以近似为线性调频信号,其调频率与平台有效速度的平方成正比^[14].在机载 SAR 系统测速不准的情况下,方位向调频率实际值与估计值之间会产生偏差,从而使模型产生方位向二次相位误差,检验方位向二次相位误差情况下 A1-MRSLO 算法的性能.由调频率偏差来反应二次相位误差,调频率偏差定义如下:

调频率偏差 = (|调频率实际值-调频率估计值| / 调频率估计值) × 100%

依次检验调频率偏差从 0 至 16%,数据量分别为 35%、20%、15% 情况下仿真结果.将 35% 数据量情况下部分代表性仿真结果示于图 4,左侧第一列是满足采样定理要求全数据情况下传统成像方法不进行后续自聚焦处理的成像结果,第二、三列分别是 A1-SLO 和 A1-MRSLO 成像结果.仿真结果表明在调频率偏差小于 0.6% 时,A1-SLO 和 A1-MRSLO 都可以得到聚焦良好的成像结果,如图 4(a)、(b) 所示;调频率偏差大于等于 0.6% 时,A1-SLO 的自聚焦能力便不足以补偿相位误差的影响,成像结果发生散焦,而 A1-MRSLO 算法良好聚焦的成像结果一直保持到调频率偏差为 5%,这正得益于 RMSLO 算法不等式约束所增加的容错能力,如图 4(c)、(d);当调频率偏差增大到 6% 时,A1-MRSLO 成像结果中点目标仍能良好聚焦,但目标聚焦位置出现偏差,在分辨率较高的情况下 A1-MRSLO 方法也失效了;当调频率偏差继续增大到 11% 时,A1-MRSLO 的成像结果中点目标聚焦位置有明显偏差,幅度有降低,并且有弱的虚假目标产生,A1-MRSLO 彻底失效.

为定量分析算法成像效果,参考文献[10],设定图像熵和目标-背景比(The target-to-background ratio, TBR)作为评价指标.图像熵定义为:

$$E(X) = -\ln \left(\sum_m \sum_n |x_{mn}|^2 \right) - \frac{\left[\sum_m \sum_n (|x_{mn}|^2 \ln |x_{mn}|^2) \right]}{\left(\sum_m \sum_n |x_{mn}|^2 \right)},$$

TBR 定义为:

$$\text{TBR} = 20 \log_{10} \left\{ \frac{\max_{p \in T} (|(X)_p|)}{\left(\frac{1}{N_B} \sum_{q \in B} (|(X)_q|) \right)} \right\}^{[10]},$$

其中 N_B 是背景像素点数目, T 和 B 分别代表目标(Target)和背景(Background).图像熵越小意味着图像越清晰,TBR 越大表明点目标越容易被背景中提取.作为比较,调频率偏差为 3% 的成像结果(图 4(d))与无相位误差情况下成像结果(图 4(a))的评价指标和运行

时间一并列于表 2.可以看出,A1-MRSLO 成像结果具有最小的熵和最大的 TBR,说明其图像最清晰并且最有利于从背景中提取目标;A1-SLO 成像结果的熵和 TBR 仅次于 A1-MRSLO 成像结果的.以上结果表明:首先,应用 CS 技术的成像方法会得到比传统成像方法更清晰的像,更有利于目标的提取;其次,在应用 CS 技术的成像方法中,成像效果也会因重构方法而异.对比有无相位误差情况下各评价指标可以看出,对于 A1-SLO 成像结果来说,各指标在较大相位误差情况下恶化,说明 A1-SLO 成像方法不能对较大相位误差进行校正,自聚焦能力有限;而 A1-MRSLO 的成像结果各指标在较大相位误差情况下与无相位误差情况下差别不大,说明它在较大相位误差情况下也能够实现良好聚焦.另外,在运行时间上,不管有无相位误差时都是传统成像方法用时最短;无相位误差时,A1-MRSLO 的用时与传统成像方法用时可比拟;有相位误差时,A1-MRSLO 的用时增长很多,而另两种成像方法用时无明显变化.这是因为在有相位误差情况下,A1-MRSLO 要执行多次循环迭代以消除相位误差,而 A1-SLO 在有和无相位误差情况下都只执行一次循环,这也正表明其对相位误差校正能力较小的原因.

表 2 图 4(a)、(d) 性能指标比较

	熵		TBR (dB)		运行时间(s)	
	图 4(a)	图 4(d)	图 4(a)	图 4(d)	图 4(a)	图 4(d)
传统成像结果(左)	11.2229	11.6360	39.6920	32.5283	1.5525	1.5410
A1-SLO 成像结果(中)	9.2987	10.2861	44.6242	37.0762	161.8793	169.6735
A1-MRSLO 成像结果(右)	6.0252	6.1604	52.3325	52.2840	5.9792	72.3428

数据量降低情况下(20%、15% 全部数据量)得出的结论同均匀分布随机相位误差情况下结论.

5 结论

本文给出了一种二维降数据量矩阵型联合 CS-SAR 成像与自聚焦算法,该算法包括距离向 CS 成像,距离徙动校正,方位向 CS 成像与自聚焦.在此基础上提出了适于矩阵型信号重构的 MRSLO 重构算法,该算法采用不等式约束的方式增加容错能力.仿真数据实验结果表明所提出的联合算法能够在降数据量情况下以少量观测数据相对高效地成出高质量 SAR 图像.

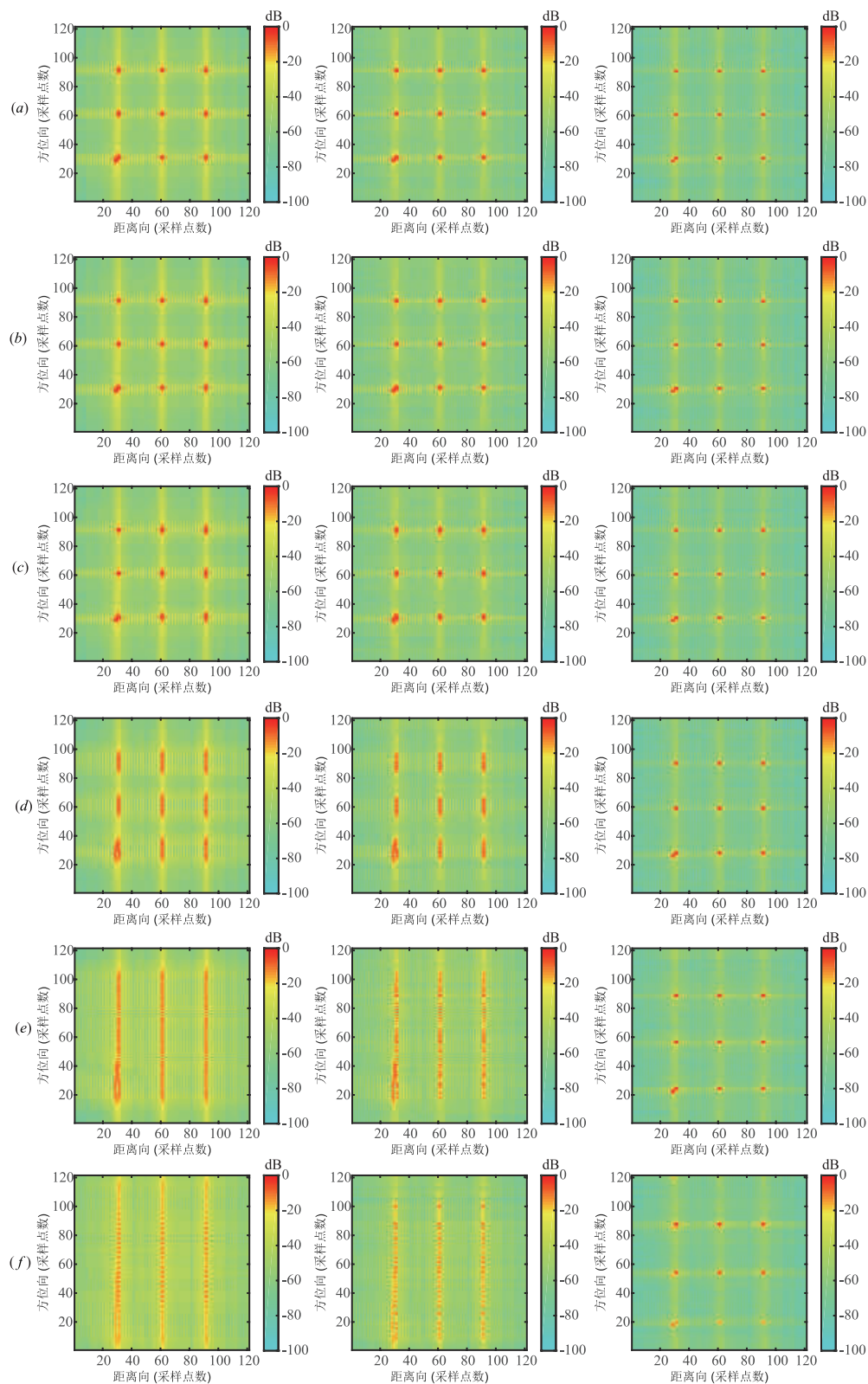


图4 成像结果 (左) 满数据量传统成像无自聚焦; (中) A1-SL0; (右) A1-MRSL0,
调频率偏差(a) 0%; (b) 0.2%; (c) 0.6%; (d) 3%; (e) 6%; (f) 11%

参考文献

- [1] Donoho D L. Compressed sensing[J]. IEEE Trans Inf Theory, 2006, 52(4): 1289 – 1306.
- [2] Candès E J. Compressive sampling [A]. Proc Int Congr Math [C]. Madrid, Spain; European Mathematical Society, 2006. 3: 1433 – 1452.
- [3] Candès E J, Wakin M. An introduction to compressive sampling [J]. IEEE Signal Process Mag, 2008, 25(2): 21 – 30.
- [4] Ender J H G. On compressive sensing applied to radar [J]. Signal Process, 2010, 90(5): 1402 – 1414.
- [5] Patel V M, Easley G R, Healy D M, et al. Compressed synthetic aperture radar [J]. IEEE J Sel Topics Signal Process, 2010, 4(2): 244 – 254.
- [6] Bu H-X, Bai X, Tao R. Compressed sensing SAR imaging based on sparse representation in fractional Fourier domain [J]. Sci China Inf Sci, 2012, 55(8): 1789 – 1800.
- [7] Wahl D E, Eichel P H, Ghiglia D C, et al. Phase gradient autofocus-A robust tool for high resolution SAR phase correction [J]. IEEE Trans Aerosp Electron Syst, 1994, 30(3): 827 – 835.
- [8] 毛新华, 曹海洋, 朱岱寅, 朱兆达. 基于先验知识的 SAR 二维自聚焦算法 [J]. 电子学报, 2013, 41(6): 1041 – 1047.
Mao Xin-hua, Cao Hai-yang, Zhu Dai-yin, Zhu Zhao-da. Prior knowledge aided two dimensional autofocus approach for synthetic aperture radar [J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(6): 1041 – 1047. (in Chinese)
- [9] Kelly S I, Yaghoobi M, Davies M E. Auto-focus for Compressively Sampled SAR [A]. 1st Int Worksh CoSeRa [C]. Bonn, Germany, 2012.
- [10] Önhon N Ö, Şetin M. A sparsity-driven approach for joint SAR imaging and phase error correction [J]. IEEE Trans Image Process, 2012, 21(4): 2075 – 2088.
- [11] 徐建平, 皮亦鸣. 压缩感知 SAR 成像中的运动补偿 [J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2): 294 – 299.
Xu Jian-ping, Pi Yi-ming. Motion Compensation for Compressive Sensing SAR Imaging [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2012, 34(2): 294 – 299. (in Chinese)
- [12] Xia L, Zhu D, Jiang R. A research on SAR autofocus algorithms for compressive sensing technique [A]. IET Int Radar Conf [C]. Xi'an, China, 2013. 1 – 6.
- [13] Zhang Z, Zhao Y, Jiang C-L, et al. Autofocus of sparse microwave imaging radar based on phase recovery [A]. IEEE Int Conf Sign Proc, Commun, Comput (ICSPCC) [C]. Kunming, China, 2013. 1 – 5.
- [14] Cumming I G, Wong F H. Digital Processing of Synthetic Aperture Radar Data: Algorithms and Implementation [M]. Norwood, MA: Artech House, 2005.
- [15] Bu H X, Tao R, Bai X, Zhao J. A novel SAR imaging algorithm based on compressed sensing [J]. IEEE Geosci Remote Sens Letters, 2015, 12(5): 1003 – 1007.
- [16] 张贤达. 矩阵分析与应用 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2004.
- [17] Petersen K B, Pedersen M S. The Matrix Cookbook [M/OL]. [s. n.]. <http://matrixcookbook.com>, 2008.
- [18] Mohimani H, Babaie-zadeh M, Jutten C. A fast approach for overcomplete sparse decomposition based on smoothed ℓ_0 norm [J]. IEEE Trans Signal Process, 2009, 57(1): 289 – 301.

作者简介



卜红霞(通信作者) 女, 1974 年出生于河北, 2015 年于北京理工大学信息与电子学院获博士学位, 现为河北师范大学物理科学与信息工程学院教师, IEEE 会员, 主要从事微波成像、信号处理和压缩感知等方面的研究工作。
E-mail: beckybu@mail.hebtu.edu.cn



白霞 女, 1978 年出生于辽宁, 2006 年于北京航空航天大学电子信息工程学院获博士学位, 2006 – 2008 年于北京航空航天大学从事博士后研究工作, 现为北京理工大学教师, 硕士生导师. 主要从事雷达信号处理和压缩感知等方面的研究工作。
E-mail: bai@bit.edu.cn