

基于ADMM的SAR多运动目标成像方法

穆慧琳¹, 王泽武¹, 丁畅², 王甲富², 孙杉³, 易统⁴, 李耀敏⁴

(1. 空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051; 2. 空军工程大学基础部, 西安, 710051;
3. 93160 部队, 北京, 100166; 4. 武汉船舶通信研究所, 武汉, 430200)

摘要 为提高合成孔径雷达(SAR)多运动目标同时聚焦性能和成像效率, 利用多运动目标信号的多分量线性调频信号形式和稀疏先验知识, 提出基于交替方向乘子法(ADMM)的SAR多运动目标成像方法。通过建立SAR多运动目标稀疏观测模型, 将多运动目标成像问题建模为稀疏特征约束下的逆问题求解。基于自适应Chirplet分解方法对目标多普勒调频率进行估计, 从而实现观测矩阵设计。为获得较高的动态响应范围和较低的旁瓣响应, 采用ADMM对多运动目标进行稀疏重构, ADMM将复杂的凸优化问题分解为多个交替寻找最优解的子优化问题, 从而实现多运动目标图像精确且高效重构。最后通过仿真实验和机载SAR实测数据验证所提算法在聚焦成像质量和工作效率方面优于其他成像方法。

关键词 合成孔径雷达; 多运动目标成像; 交替方向乘子法; 稀疏重构

DOI 10.3969/j.issn.2097-1915.2024.04.007

中图分类号 TN958.3 **文献标志码** A **文章编号** 2097-1915(2024)04-0041-09

ASAR Multiple Moving Targets Imaging Based on ADMM

MU Huilin¹, WANG Zewu¹, DING Chang¹, WANG Jiafu¹, SUN Shan², YI Tong³, LI Yaomin³

(1. Air Defense and Antimissile School, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

2. Fundamentals Department, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China;

3. Unit 93160, Beijing 100800, China;

4. Wuhan Maritime Communications Research Institute, Wuhan 430200, China)

Abstract In order to achieve simultaneously excellent multiple moving target imaging quality and imaging efficiency, a SAR multiple moving target imaging method based on alternating direction method of multipliers (ADMM) is proposed by utilizing the multi-component linear frequency modulation signal form and sparse prior knowledge of synthetic aperture radar (SAR) multiple moving target signals. First, a sparse observation model of SAR multiple moving targets is established to formulate the multiple moving target imaging task into an inverse problem with the sparse feature constraint. Then the adaptive Chirplet decomposition method is applied to realize the estimation of target Doppler modulation frequencies for the observation matrix construction. The well-focused SAR image of multiple moving targets can be sparsely reconstructed based on ADMM decomposing the complex convex optimization problem into several simple sub-problems which can be alternately solved. Finally, the simulations and the experiments on airborne SAR

收稿日期: 2023-11-20

基金项目: 国家自然科学基金(62201612); 中国博士后科学基金(2023M734272)

作者简介: 穆慧琳(1992—), 女, 山东日照人, 讲师, 研究方向为雷达信号处理与成像。E-mail: muhuilin@alu.hit.edu.cn

通信作者: 丁畅(1991—), 男, 山东济南人, 讲师, 研究方向为可控微波器件设计。E-mail: dingchang@alu.hit.edu.cn

引用格式: 穆慧琳, 王泽武, 丁畅, 等. 基于ADMM的SAR多运动目标成像方法[J]. 空军工程大学学报, 2024, 25(4): 41-48. MU Huilin, WANG Zewu, DING Chang, et al. ASAR Multiple Moving Targets Imaging Based on ADMM[J]. Journal of Air Force Engineering University, 2024, 25(4): 41-48.

data show that the proposed method is superior to the existing moving target imaging methods in terms of imaging quality and imaging efficiency.

Key words synthetic aperture radar; multiple moving target imaging; alternating direction method of multipliers; sparse reconstruction

合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)能够实现全天时、全天候、高分辨对地观测,已广泛应用于静止场景成像。然而,雷达观测场景中通常存在大量的运动目标,受目标运动参数的影响,传统 SAR 成像算法使得运动目标图像出现散焦现象^[1]。同时,强地物杂波和系统噪声对运动目标信号的幅度和相位造成干扰,使得运动目标聚焦成像愈加困难。尤其对于多运动目标成像场景,目标几何特征和边缘信息模糊,邻近多个运动目标容易发生混叠现象和旁瓣干扰,不利于后续目标识别和分类任务^[2-3]。

为了实现 SAR 运动目标聚焦成像,Jao 等^[4]通过遍历目标运动参数的可能值设计多普勒调频率滤波器组,对散焦运动目标信号分别进行成像处理,并搜索得到聚焦效果最优的滤波器,从而实现目标参数估计与聚焦成像。该方法原理简单,易于实现,但其参数估计精度和成像精度受限于遍历步长,且无法对多个运动目标同时聚焦成像。考虑到散焦运动目标信号沿方位维可以表征为线性调频(linear frequency modulation, LFM)信号,因此可以采用时频分析方法对目标多普勒调频率进行估计,然后构造匹配滤波器实现运动目标二次聚焦。Barbarossa 等^[5]利用魏格纳-维利分布(Wigner-Ville distribution, WVD)实现运动目标调频率估计和聚焦成像,WVD 对单个运动目标具有最优的估计性能,当存在多个运动目标时,其 WVD 存在严重的交叉项,影响参数估计精度和成像质量。随后平滑伪 WVD、多项式 WVD 等一系列改进方法被提出,通过牺牲信号时频分辨率实现交叉项抑制,使得参数估计精度下降。此外,分数阶傅里叶变换(fractional fourier transform, FrFT)^[6]、吕氏变换(LV's distribution, LVD)^[7-8]等方法也相继被应用于多运动目标聚焦成像中,有效避免了交叉项干扰。然而,在多目标场景下传统匹配滤波方法使得图像动态响应范围较低,响应旁瓣较高。同时,在背景强地物杂波环境下,运动目标信号容易受到背景杂波和噪声干扰,使得参数估计精度下降,目标重聚焦质量下降。

随着压缩感知等稀疏重构理论的不完善,基

于稀疏表示的 SAR 运动目标成像方法被提出^[9-10]。该方法将成像问题建模为逆问题,利用运动目标的稀疏特征对解空间进行约束,使得病态求逆问题具有稳定的唯一解,通过稀疏重构算法实现对运动目标散射系数的精确重构。与时频分析方法相比,基于稀疏表示的成像方法在提高成像分辨率的同时降低响应旁瓣。文献[11]首先建立目标速度过完备字典,利用 L1 范数正则化算法实现运动目标稀疏重构,该方法使用过完备字典需要消耗大量内存,同时 L1 范数正则化算法在迭代时涉及高维矩阵求逆运算,导致成像效率较低。文献[12]提出了基于 3D-OMP 算法的 SAR 运动目标成像方法,运算效率较高,然而其成像精度却受限。文献[13]利用 LVD 获得多运动目标的多普勒参数,并构建二阶多项式傅里叶字典,应用变分贝叶斯期望最大算法实现运动目标成像的稀疏表示,成像精度较高,但该算法运算复杂度高导致重构速度较慢。

为了解决上述问题的同时实现较高的多运动目标成像质量和工作效率,本文利用多运动目标信号的多分量 LFM 信号形式和运动目标的稀疏先验知识,提出基于交替方向乘法(alternating direction method of multipliers, ADMM)的 SAR 多运动目标成像方法。首先对杂波抑制和 SAR 成像处理后的散焦运动目标信号建立多目标稀疏观测模型,将成像问题转化为凸优化问题。考虑到观测模型中的观测矩阵包含未知的目标运动参数,基于自适应 Chirplet 分解方法对目标多普勒调频率进行估计,从而实现观测矩阵设计。为改善动态响应范围和成像效率,本文采用 ADMM 实现运动目标散射系数稀疏重构。ADMM 结合了多种算法的优点,既具有优越的收敛性又有可分解性,通过引入辅助变量、拉格朗日乘子和惩罚参数将原本复杂的凸优化问题转化为交替优化的一系列简单子问题,再对简单子问题的解进行有效调和,从而得到全局最优解,从而实现多运动目标图像精确且高效重构。最后,通过点目标仿真实验和机载 SAR 实测数据验证所提算法的有效性和优越性。

1 SAR 多运动目标稀疏观测模型

双通道 SAR 运动目标成像几何模型如图 1 所示,假设机载 SAR 系统工作在正侧视模式下,雷达平台距地面高度为 H ,以恒定速度 V 沿 X 轴飞行。沿航迹放置 1 个相控阵天线,整个天线用于发射 LFM 信号,将天线分为 2 个通道同时接收回波信号。

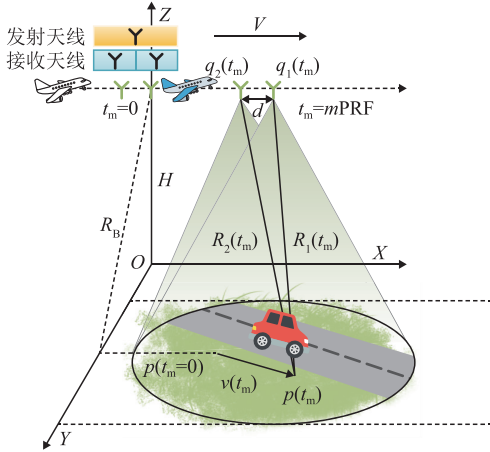


图 1 双通道 SAR 运动目标成像几何模型

根据天线相位中心等效原理,天线收发分置模式可以等效为天线自发自收模式,第 i ($i=1,2$) 个等效天线的相位中心位于发射天线与接收天线的中

$$\mathbf{R}_i(t_m) = \sqrt{\left(x_0 + v_x t_m + \frac{1}{2} a_x t_m^2 - V t_m + (i-1)d\right)^2 + \left(y_0 + v_y t_m + \frac{1}{2} a_y t_m^2\right)^2 + H^2} \approx R_B + v_r(t_m - t_{ac}) + \frac{a_r R_B(t_m - t_{ac})^2 + [(v_x - V)(t_m - t_{ac}) + (i-1)d]^2}{2R_B} \quad (4)$$

式中: $R_B = R(t_{ac})$ 为天线与运动目标之间的最小斜距。

经过距离向脉冲压缩和距离徙动校正处理后,运动目标信号可以表示为:

$$s_t(\hat{t}, t_m, i) = A_t w_a(t_m) \text{sinc} \left[B_r \left(\hat{t} - \frac{2R_B}{c} \right) \right] \cdot \exp \left[-j \frac{4\pi}{\lambda} R_i(t_m) \right] \quad (5)$$

式中: $\hat{t}$ 为距离向快时间; A_t 为运动目标的复后向散射系数; $w_a(t_m)$ 为方位向包络函数; c 为光速; B_r 为发射信号带宽; λ 为波长。在实际成像场景中,除了运动目标信号,接收回波还包括由背景地物杂波产生的杂波信号和系统噪声,因此总的接收信号可以表示为:

$$s(\hat{t}, t_m, i) = s_t(\hat{t}, t_m, i) + s_c(\hat{t}, t_m, i) + n(\hat{t}, t_m, i) \quad (6)$$

可以看出,运动目标被淹没在杂波信号和噪声

点位置。在 t_m 时刻,第 i 个等效天线的位置向量为:

$$\mathbf{q}_i(t_m) = [V t_m - (i-1)d] \hat{x} + H \hat{z} \quad (1)$$

式中: t_m 为方位向慢时间; d 为 2 个等效天线的间距; $\hat{x}$ 和 $\hat{z}$ 分别为 X 轴和 Z 轴的单位向量。运动目标以速度 $\mathbf{v}(t_m)$ 在成像场景中运动,位置向量为:

$$\mathbf{p}(t_m) = \left(x_0 + v_x t_m + \frac{1}{2} a_x t_m^2 \right) \hat{x} + \left(y_0 + v_y t_m + \frac{1}{2} a_y t_m^2 \right) \hat{y} \quad (2)$$

式中: $\hat{y}$ 为 Y 轴的单位向量; x_0 和 y_0 为运动目标的初始位置; v_x 和 $v_r = v_y \sin \varphi$ 分别为运动目标切向速度和径向速度; v_y 为运动目标地面距离向速度; φ 为雷达下视角; a_x 和 $a_r = a_y \sin \varphi$ 分别为目标的切向加速度和径向加速度; a_y 为运动目标地面距离向加速度。

第 i 个等效天线和运动目标之间的瞬时斜距 $R_i(t_m)$ 表示为:

$$R_i(t_m) = \|\mathbf{R}_i(t_m)\|_2 = \|\mathbf{q}_i(t_m) - \mathbf{p}(t_m)\|_2 \quad (3)$$

假设雷达天线波束中心在 t_{ac} 时刻穿越目标,对式(3)在 $t_m = t_{ac}$ 处进行泰勒级数展开可得:

中,无法直接提取运动目标信号进行成像处理。因此,需要进行杂波抑制处理以提高信杂噪比(signal clutter noise ratio, SCNR)。本文采用双通道 DP-CA(displaced phase center antenna)技术实现杂波抑制,并将式(4)代入式(6),令 $t_m = t_m - t_{ac}$,DPCA处理后的信号可以表示为:

$$s_{12}(\hat{t}, t_m) = s(\hat{t}, t_m, 1) - s(\hat{t}, t_m + d/V, 2) = A_t w_a(t_m) \text{sinc} \left[B_r \left(\hat{t} - \frac{2R_B}{c} \right) \right] \cdot \exp \left(-j \frac{4\pi}{\lambda} R_B \right) [1 - \exp(j\psi)] \cdot \exp(j2\pi f_{dt} t_m + j\pi \gamma_{dt} t_m^2) + \text{cn}(\hat{t}, t_m) \quad (7)$$

式中: $\text{cn}(\hat{t}, t_m)$ 为由各通道天线方向图不一致、器件非理想等因素引起的加性扰动,即残余杂波和噪声之和;干涉相位为 $\psi = 4\pi v_r d / (\lambda V)$; $f_{dt} = -2v_r / \lambda$ 和 $\gamma_{dt} = -[2(V - v_x)^2 + 2a_r R_B] / (\lambda R_B)$ 分别为运动目标的多普勒中心频率和调频率。

由于目标运动参数未知,采用与静止目标参数相对应的匹配滤波器对 DPCA 处理后的回波信号进行方位向脉冲压缩处理。经过方位向匹配滤波处理后的运动目标图像可以表示为:

$$s(\hat{t}, t_m) = A\omega_a \left[\frac{1}{\Delta T} \left(t_m + \frac{f_{dt}}{\gamma_{dt}} - t_{ac} \right) \right] \cdot \sin c \left[B_r \left(\hat{t} - \frac{2R_B}{c} \right) \right] \exp [j\pi\gamma(t_m - t_{ac})^2] + \text{cn}(\hat{t}, t_m) \quad (8)$$

式中: $A = A_t [1 - \exp(j\psi)] \exp(-j4\pi R_B/\lambda)$ 。经过成像处理后运动目标图像出现散焦现象,沿方位向仍为 LFM 信号形式,其中, $\Delta T = B_a/\gamma$ 为 LFM 信号长度, B_a 为多普勒带宽,信号的多普勒调频率 γ 为:

$$\gamma = \frac{\gamma_{dc} \gamma_{dt}}{\gamma_{dc} - \gamma_{dt}}, \gamma_{dc} = -\frac{2V^2}{\lambda R_B} \quad (9)$$

在复杂地面运动目标成像场景中,每个距离单元经常存在多个运动目标。因此,对于每个距离单元,多运动目标信号在方位维可以表征为多分量 LFM 信号形式。假设某个距离单元内存在 K 个运动目标,则运动目标信号可以整理为:

$$s(t_m) = \sum_{k=1}^K A^k \omega_a \left[\frac{1}{\Delta T^k} \left(t_m + \frac{f_{dt}^k}{\gamma_{dt}^k} - t_{ac}^k \right) \right] \cdot \exp [j\pi\gamma^k (t_m - t_{ac}^k)^2] + \text{cn}(t_m), \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (10)$$

式中: A^k 、 f_{dt}^k 、 γ_{dt}^k 、 ΔT^k 、 t_{ac}^k 、 γ^k 为第 k 个运动目标参数。稀疏观测模型如图 2 所示,将运动目标信号整

理为矩阵形式,多运动目标稀疏观测模型为:

$$\mathbf{S}_{N_a \times 1} = \mathbf{\Phi}_{N_a \times N_a K} \mathbf{A}_{N_a K \times 1} + \mathbf{C}_{N_a \times 1} \quad (11)$$

式中:

$$\mathbf{S}_{N_a \times 1} = [s(t_m)],$$

$$t_m = [-N_a/2, -N_a/2+1, \dots, N_a/2-1]^T / \text{PRF};$$

$$\mathbf{A}_{N_a K \times 1} = [\mathbf{A}^1, \dots, \mathbf{A}^k, \dots, \mathbf{A}^K]^T,$$

$$\mathbf{A}^k = [A_1^k, \dots, A_{N_a}^k, \dots, A_{N_a}^K];$$

$$\mathbf{\Phi}_{N_a \times N_a K} = [\mathbf{\Phi}^1(\gamma^1), \dots, \mathbf{\Phi}^k(\gamma^k), \dots, \mathbf{\Phi}^K(\gamma^K)],$$

$$\mathbf{\Phi}^k(\gamma^k) =$$

$$\left[\boldsymbol{\varphi} \left(t_m + \frac{N_a}{2\text{PRF}}, \gamma^k \right), \dots, \boldsymbol{\varphi} \left(t_m - \frac{i}{\text{PRF}}, \gamma^k \right), \dots, \right.$$

$$\left. \boldsymbol{\varphi} \left(t_m - \frac{1}{\text{PRF}} \left(\frac{N_a}{2} - 1 \right), \gamma^k \right) \right],$$

$$\boldsymbol{\varphi} \left(t_m - \frac{i}{\text{PRF}}, \gamma^k \right) = \exp \left(j\pi\gamma^k \left(t_m - \frac{i}{\text{PRF}} \right)^2 \right).$$

式中: N_a 为方位向采样点数; PRF 为脉冲重复频率; $\mathbf{S}_{N_a \times 1}$ 为观测向量,即散焦的运动目标复图像; $\mathbf{C}_{N_a \times 1}$ 为加性扰动向量; $\mathbf{\Phi}_{N_a \times N_a K}$ 为总观测矩阵,由 K 个与目标调频率相对应的子观测矩阵组合而成; $\mathbf{A}_{N_a K \times 1}$ 为 K 个运动目标复散射系数向量,将 K 个目标的复散射系数线性叠加得到多运动目标图像 $\mathbf{I}_{N_a \times 1} = \sum_{k=1}^K \mathbf{A}^k$ 。

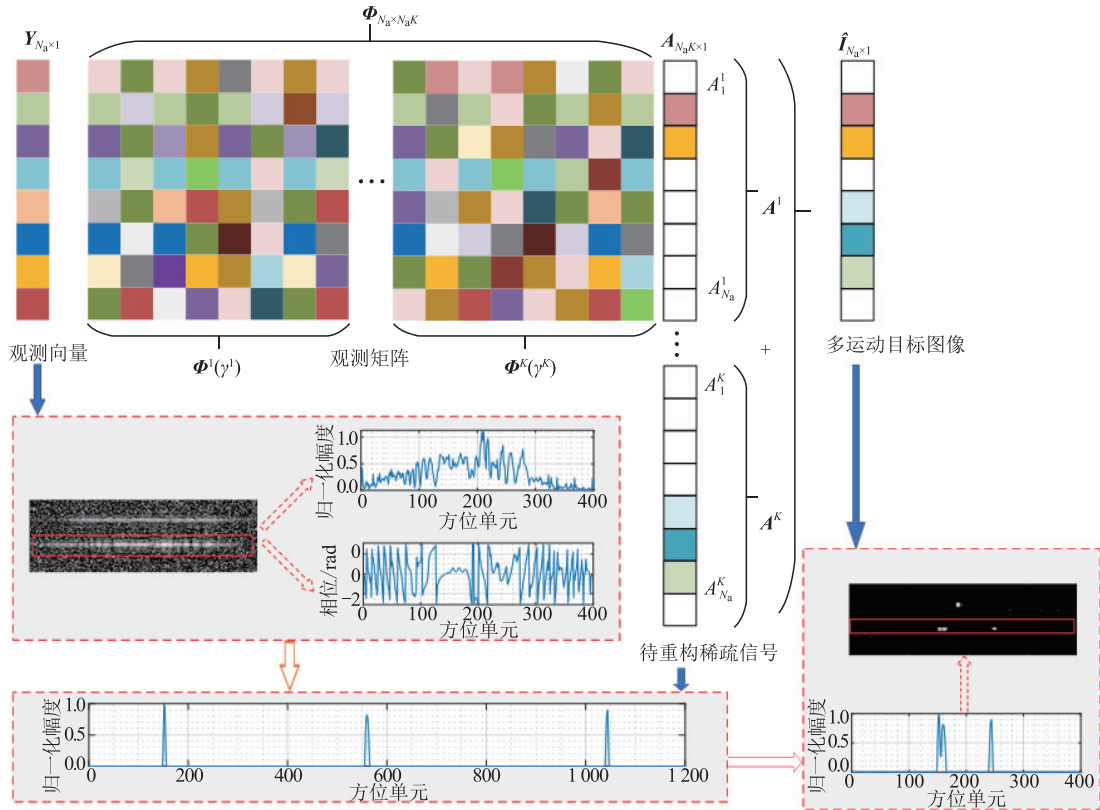


图 2 多运动目标稀疏观测模型示意图

2 基于 ADMM 的多目标稀疏重构算法

2.1 基于自适应 Chirplet 分解的观测矩阵设计

在多运动目标稀疏观测模型中,观测矩阵包含未知的运动目标多普勒调频率信息 γ^k 。考虑到多运动目标信号可以表征为多分量 LFM 信号形式,本文采用自适应 Chirplet 分解方法^[14-15]对运动目标调频率进行估计,利用调频率估计值构造观测矩阵。

自适应 Chirplet 分解使用 Chirplet 基作为基函数集对信号进行分解,将待分解多运动目标信号 $s(t_m)$ 分解为若干个 Chirplet 基函数的线性组合:

$$s(t_m) = \sum_{k=1}^K a_k g_k(t_m) + \text{cn}(t_m) \quad (12)$$

式中: a_k 为第 k 个 Chirplet 基函数的系数。Chirplet 基函数表示为:

$$g_k(t_m) = (\pi\sigma_k^2)^{-0.25} \exp \left[-\frac{(t_m - t_k)^2}{2\sigma_k^2} \right] \cdot \exp [j2\pi f_k(t_m - t_k) + j\pi\gamma_k(t_m - t_k)^2] \quad (13)$$

式中: σ_k 、 t_k 、 f_k 、 γ_k 分别为基函数的时间宽度、时间中心、中心频率和调频率。由于该基函数具有调频率参数,因此适合于对多分量 LFM 信号的分解。最匹配的 Chirplet 基函数的计算式为:

$$g_k(t_m) = \underset{g_k}{\operatorname{argmax}} \left| \langle s_k(t_m), g_k(t_m) \rangle \right|^2 = \underset{g_k}{\operatorname{argmax}} \left| \int_{-\infty}^{+\infty} s_k(t_m) g_k^*(t_m) dt_m \right|^2 \quad (14)$$

式中: $s_k(t_m)$ 为残差信号。第 k 个 Chirplet 基函数系数计算为 $a_k = \langle s_k(t_m), g_k(t_m) \rangle$ 。从信号中分离该信号分量实现残差信号更新 $s_{k+1}(t_m) = s_k(t_m) - a_k g_k(t_m)$ 。重复上述分解,直至达到预定的迭代次数或者残差信号能量小于阈值 $\|s_{k+1}(t_m)\|_2^2 \leq \epsilon$, 从而实现自适应 Chirplet 分解,最终得到调频率估计值 $\hat{\gamma}^k, k=1, 2, \dots, K$ 。设 ϵ 为运动目标周围的背景杂波能量均值,即 $\eta = \frac{1}{n_r n_a} \sum_{i=1}^{n_r} \sum_{j=1}^{n_a} |C(i, j)|^2$, 其中, $C(i, j)$ 为不包含运动目标信号的杂波像素, n_r 和 n_a 分别为用于计算阈值的杂波区域的距离单元个数和方位单元个数。

2.2 基于 ADMM 的迭代更新算法

根据运动目标调频率估计值 $\hat{\gamma}^k$ 构造观测矩阵

$\Phi = [\Phi^1(\hat{\gamma}^1), \dots, \Phi^k(\hat{\gamma}^k), \dots, \Phi^K(\hat{\gamma}^K)]$ 。由式(11)可知,运动目标聚焦成像过程是利用 $S_{N_a \times 1}$ 和 Φ 求解 $\hat{A}_{N_a \times K \times 1}$ 。利用运动目标在成像场景中的稀疏特征,该问题可以转化为最小 L1 范数凸优化问题:

$$\hat{A} = \underset{A}{\operatorname{argmax}} \{ \|S - \Phi A\|_2^2 + \lambda \|A\|_1 \} \quad (15)$$

式中: λ 为正则化因子,该参数决定重构运动目标图像的稀疏程度。为了提高计算效率,利用 ADMM 解决上述凸优化问题,通过引入辅助变量、拉格朗日乘子和惩罚参数将原本复杂的凸优化问题转化为交替优化的一系列简单子优化问题求解^[16-17]。首先引入一个辅助变量 μ , 式(16)可以等效为:

$$\begin{aligned} & \{ \|S - \Phi A\|_2^2 + \lambda \|A\|_1 \} \\ & \text{s. t. } A = \mu \end{aligned} \quad (16)$$

式(16)的增广拉格朗日函数可以表示为:

$$L_\rho(A, a, \mu) = \|S - \Phi A\|_2^2 + \lambda \|A\|_1 +$$

$$a^H(A - \mu) + \frac{\rho}{2} \|A - \mu\|_2^2 \quad (17)$$

式中: a 为拉格朗日乘子; ρ 为惩罚参数。

上述凸优化问题分解为 3 个子问题交替迭代求解:

$$\begin{cases} A^{i+1} = \underset{A}{\operatorname{argmin}} L_\rho(A, \mu^i, a^i) \\ \mu^{i+1} = \underset{\mu}{\operatorname{argmin}} L_\rho(A^{i+1}, \mu, a^i) \\ a^{i+1} = a^i + \rho(A^{i+1} - \mu^{i+1}) \end{cases} \quad (18)$$

式中: i 表示第 i 次迭代。通过求解 $L_\rho(A, \mu, a)$ 关于 A 和 μ 的一阶偏导数为零可以得到前 2 个子问题的解:

$$\begin{cases} A^{i+1} = (\Phi^H \Phi + \rho I_{N_a K})^{-1} (\Phi^H S + \rho \mu^i - a^i) \\ \mu^{i+1} = S(A^{i+1} + a^i / \rho, \lambda / \rho) \\ a^{i+1} = a^i + \rho(A^{i+1} - \mu^{i+1}) \end{cases} \quad (19)$$

式中: $S(x, a) = (x / |x|) \max(|x| - a, 0)$ 为增广复数域软阈值函数。重复上述迭代优化过程,直至达到预定的迭代次数或者残差信号能量小于阈值 $\|A^{i+1} - A^i\|_2^2 \leq \delta$ 。

对每个距离单元分别采用 ADMM 对多运动目标散射系数进行稀疏重构,最终实现成像场景中所有运动目标的聚焦成像。综上所述,本文提出的基于 ADMM 的 SAR 多运动目标成像方法流程如图 3 所示。

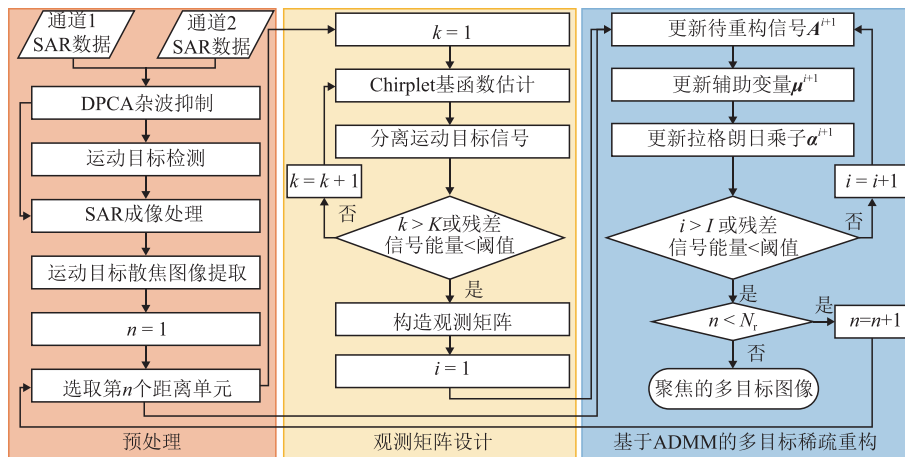


图3 基于ADMM的SAR多运动目标成像流程

3 实验结果与分析

3.1 仿真结果与分析

在SAR点目标成像仿真实验中,系统仿真参数如表1所示,在成像场景中设置4个运动点目标1~目标4,其中,目标2~目标4在相同距离单元,目标3和目标4在方位维相距较近,点目标分布模型如图4(a)所示。在点目标模型基础上加入由剩余杂波和加性噪声组成的加性扰动,根据文献[18],加性扰动概率密度函数表示为:

$$f(x|n, \nu) = \frac{\Gamma(n+\nu)}{\Gamma(n)\Gamma(\nu)} \left(\frac{n}{\nu-1}\right)^n \frac{x^{n-1}}{(1+n/(\nu-1)x)^{n+\nu}} \quad (19)$$

式中:视数 $n=1$;纹理参数 $\nu=3$;输入信杂噪比 $\text{SCNR}=10 \text{ dB}$ 。

表1 SAR系统仿真参数

参数	数值
发射信号波长 λ/m	0.03
平台飞行高度 H/km	7.5
平台运动速度 $V/(\text{m/s})$	150
初始斜距 R_0/km	10
发射信号带宽 B_r/MHz	150
脉冲重复频率 PRF/Hz	800

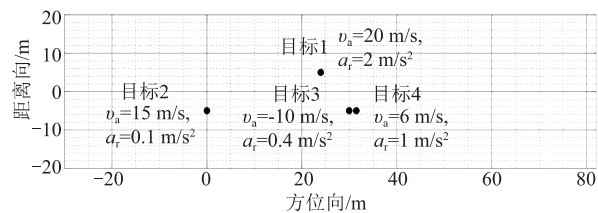
运动目标经过传统RD处理后的成像结果如图4(b)所示,可以看出运动目标沿方位向发生散焦现象,同一距离单元的多个运动目标图像出现混叠,难以直接辨别每个目标的图像。同时,存在背景剩余杂波和噪声,对运动目标聚焦成像造成不利影响。采用自适应Chirplet分解方法对目标多普勒调频率进行估计。目标1~目标4的调频率估计结果如表2所示,可以看出该方法能够有效估计目标调频率

参数,且具有较高的估计精度。为分析在不同输入SCNR情况下的调频率估计性能,设置 $\text{SCNR} \in [-5, 10] \text{ dB}$,进行100次蒙特卡洛实验,不同SCNR下的调频率均方根误差(root mean squared error, RMSE)如图5所示。随着SCNR的增加, RMSE轻微下降,稳定在 3 Hz/s 以内,具有准确的调频率估计精度。

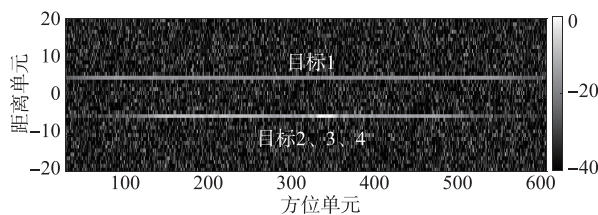
表2 目标调频率估计结果

目标调频率	目标1	目标2	目标3	目标4
$\gamma/(\text{Hz} \cdot \text{s}^{-1})$	365.16	-836.51	-3 420.00	531.80
$\hat{\gamma}/(\text{Hz} \cdot \text{s}^{-1})$	362.57	-844.03	-3 500.87	525.54
$ \gamma - \hat{\gamma} /\gamma/\%$	0.71	0.89	2.36	1.18

基于调频率估计结果设计方位向匹配滤波器和观测矩阵,基于匹配滤波(matched filtering, MF)、L1范数正则化^[19]、贝叶斯压缩感知(Bayesian compressive sensing, BCS)^[20-21]和ADMM的成像结果分别如图4(c)~图4(f)所示,可以看出背景杂波均得到有效抑制,图像聚焦能力得到提高,其中只有ADMM算法能够有效区分目标3和目标4的图像,ADMM具有最佳的聚焦成像效果。



(a) 成像场景



(b) RD 成像结果

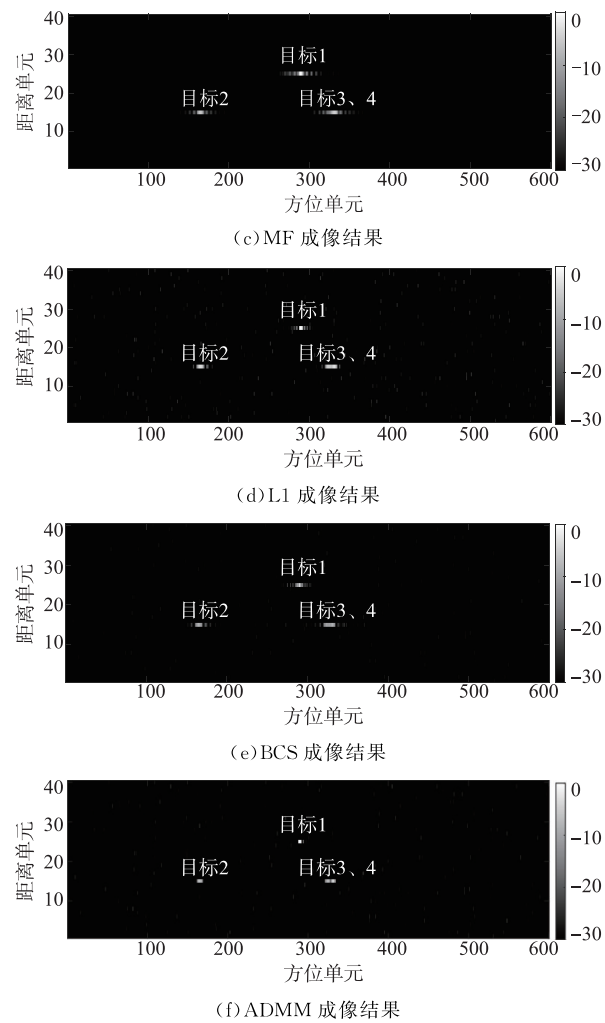


图 4 运动目标仿真成像结果

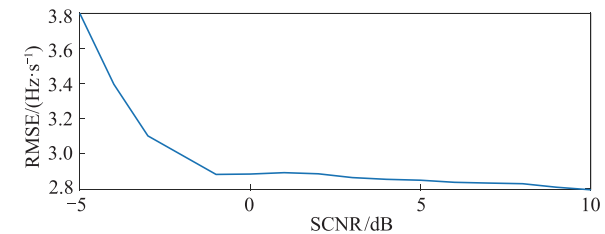
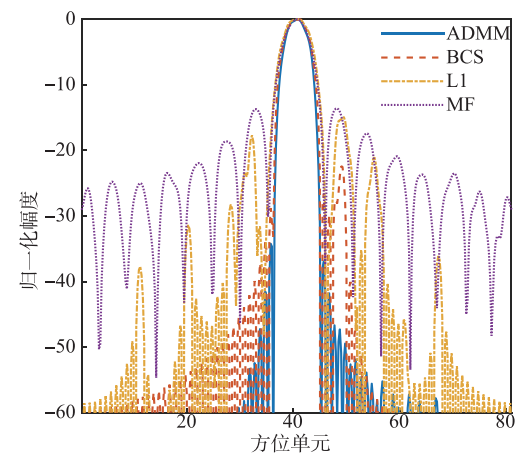
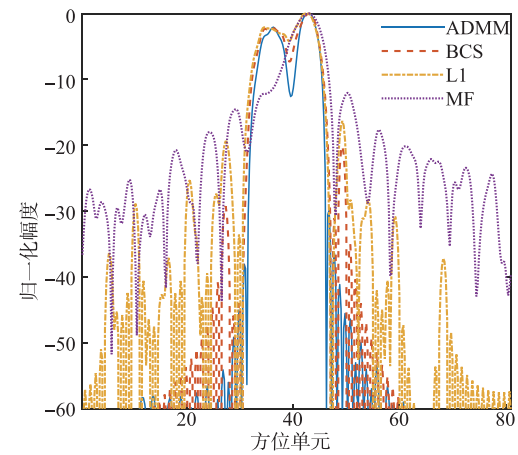


图 5 参数估计结果随 SCNR 变化曲线

为说明算法成像结果的动态响应范围和响应旁瓣,图 6 给出点目标 2~目标 4 的方位向剖面图。相比于其他方法,经过 ADMM 处理后,点目标图像的动态响应范围最大,方位向主瓣宽度最小,旁瓣抑制效果最优。由图 6 (b)可知,2 个峰值之间的凹口低于-12 dB,能够清晰分辨目标 3 和目标 4。通过计算点目标方位向分辨率、峰值旁瓣比 (peak to sidelobe ratio, PSLR) 和积分旁瓣比 (integration sidelobe ratio, ISLR) 定量分析所提算法的聚焦能力。由表 3 可知,ADMM 的主瓣宽度、PSLR 和 ISLR 最小,因此 ADMM 具有最佳的方位向分辨率和旁瓣抑制能力,聚焦成像能力最强。同时,所提算法运算时间如表 3 所示,可以看出 ADMM 在成像效率上稍优于 BCS,L1 成像时间最长。



(a) 目标 2 方位向剖面图



(b) 目标 3 和目标 4 方位向剖面图

图 6 不同运动目标方位向剖面图

表 3 运动目标 2 成像质量和效率仿真结果分析

评价参数	MF	L1	BCS	ADMM
方位向主瓣宽度/m	0.96	0.99	0.90	0.81
PSLR/dB	-13.11	-14.08	-22.39	-34.61
ISLR/dB	-10.53	-16.70	-26.43	-39.49
运算时间/s	0.031	80.55	1.21	1.16

3.2 机载 SAR 实测数据实验

本节利用机载 X 波段 SAR 实测数据进一步验证所提算法的有效性,系统参数如表 4 所示。杂波抑制和传统 SAR 成像处理后的运动目标图像如图 7(a)所示,可以看出图像中包含 5 个散焦运动目标 1~目标 5 和剩余杂波,其中目标 2 和目标 3 位于同一距离单元,目标 4 和目标 5 距离向相距较近,方位向散焦现象和背景杂波干扰使得目标 2 和目标 3、目标 4 和目标 5 图像发生混叠,难以辨别相邻目标。

基于 MF、L1、BCS 和 ADMM 的 SAR 运动目标成像结果分别如图 7 (b)~图 7(e) 所示,可以看出 MF 能够有效实现剩余杂波抑制和运动目标聚焦成像,然而图像中存在虚假散射点,目标 4 和目标 5 仍难以区分。L1、BCS 和 ADMM 能够区分 5 个运动目

标聚焦图像,目标图像边缘清晰。对于散焦程度较大的目标 3,ADMM 具有更优的聚焦成像性能。

表 4 机载 SAR 系统参数

参数	数值
平台运动速度 $V/(m \cdot s^{-1})$	140
初始斜距 R_B/km	10
脉冲重复频率 PRF/Hz	800
发射信号带宽 B_r/MHz	420

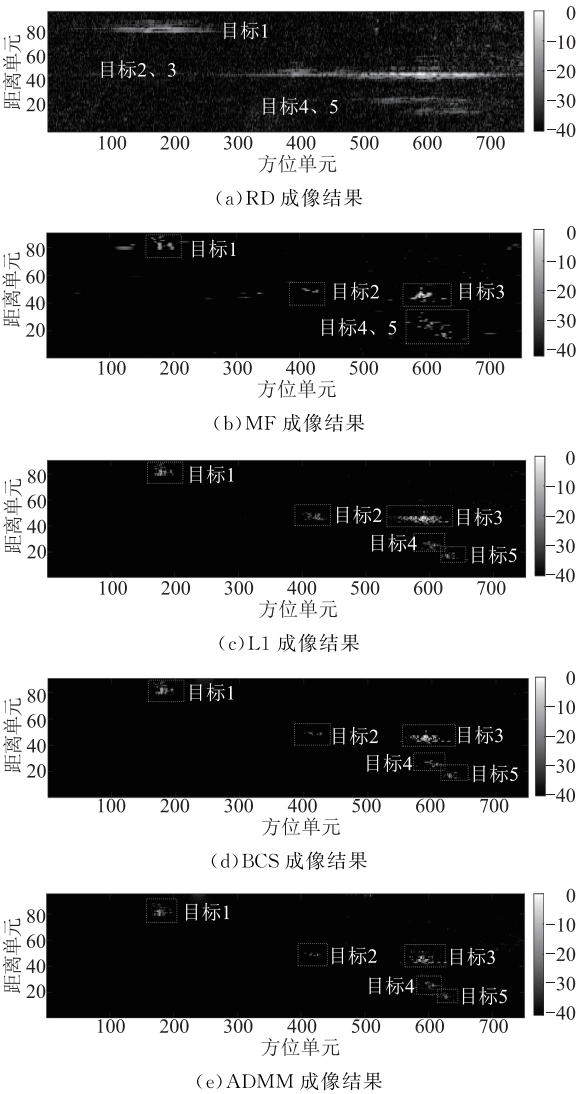


图 7 机载 SAR 实测数据运动目标成像结果

4 结语

本文利用运动目标信号的稀疏先验知识提出了基于 ADMM 的 SAR 多运动目标成像方法,有效实现多运动目标同时精确成像,获得较高的动态响应范围和较低的旁瓣响应,并有效去除残余杂波和噪声,为后续运动目标分类与识别提供丰富特征信息。通过仿真实验和机载 SAR 实测数据验证了所提算法的有效性和优越性,相比于其他成像方法,本文所提算法具有更优的运动目标成像质量和工作效率。

在未来研究工作中,将针对复杂运动的舰船目标展开分析,研究适合于复杂运动目标的成像模型和成像算法,并进一步探索基于降采样数据的多运动目标成像方法。

参考文献

[1] HERSEY R K, CULPEPPER E. Radar Processing Architecture for Simultaneous SAR, GMTI, ATR, and Tracking [C]//2016 IEEE Radar Conference. Philadelphia, PA:IEEE Press, 2016: 1-5.

[2] 陈李田, 张云, 李宏博, 等. 基于随机有限集的视频 SAR 多目标跟踪方法 [J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(2): 77-82.

[3] JAO J K, YEGULALP A. Multichannel Synthetic Aperture Radar Signatures and Imaging of a Moving Target [J]. Inverse Problems, 2013, 29(5): 054009.

[4] BARBAROSSA S, FARINA A. A Novel Procedure for Detecting and Focusing Moving Objects with SAR Based on the Wigner-Ville Distribution [C]//IEEE International Conference on Radar. Arlington, VA: IEEE, 1990: 44-50.

[5] SUN H B, LIU G S, GU H, et al. Application of the Fractional Fourier Transform to Moving Target Detection in Airborne SAR [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2002, 38(4): 1416-1424.

[6] LV X L, BI G A, WAN C R, et al. LV'S Distribution: Principle, Implementation, Properties, and Performance [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2011, 59(8): 3576-3591.

[7] YANG L, BI G A, XING M D, et al. Airborne SAR Moving Target Signatures and Imagery Based on LVD [J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2015, 53(11): 5958-5971.

[8] ZHANG L, JIANG Y C. Imaging Algorithm of Multi-Ship Motion Target Based on Compressed Sensing [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2016, 27(4): 790-796.

[9] ZHANG Y, MU H, XIAO T, et al. SAR Imaging of Multiple Maritime Moving Targets Based on Sparsity Bayesian Learning[J]. IET Radar, Sonar and Navigation, 2020, 14(11): 1717-1725.

[10] STOJANOVIC I, KARL W C. Imaging of Moving Targets with Multi-Static SAR Using an Overcomplete Dictionary [J]. IEEE Journal of Selected Topics in Signal Processing, 2010, 4(1): 164-176.

[11] 陈一畅, 刘奇勇, 朱振波, 等. 基于 3D-OMP 算法的 SAR 动目标成像方法 [J]. 空军工程大学学报, 2023, 24(1): 32-37.

(下转第 78 页)

