

稳健型双层叠组LASSO逆合成孔径雷达高分辨成像算法

黄 博* 周 劼 江 舸

(中国工程物理研究院电子工程研究所 绵阳 621999)

摘 要: 经典的逆合成孔径雷达(ISAR)稀疏成像算法一般通过求解 ℓ_1 范数约束的最小化问题获取稀疏恢复结果,但此类算法在恢复过程中很容易将某些散射强度较低的分辨单元当作背景噪声一并消除,从而导致目标部分弱散射结构特征丢失。针对这一问题,该文提出一种基于稳健型双层叠组LASSO回归模型的交替方向多乘子算法(RTGL-ADMM)。该算法在ISAR目标稀疏先验的基础上,进一步引入目标散射体空间连续性结构特征先验知识,并应用 ℓ_1/ℓ_F 混合范数进行定量表征。接下来,在ADMM框架下引入非平滑的 ℓ_1/ℓ_F 混合范数惩罚项,并将距离向和方位向雷达回波复数据分别进行分组处理后再使其双层叠加,然后对混合范数对应的邻近算子进行对偶迭代运算,实现“分解-协同”框架下结构与组稀疏特征的有机调和,从而在对ISAR数据稀疏成像的同时实现结构特征增强。实验验证采用ISAR仿真复数据与Yak-42实测数据,针对RTGL-ADMM成像进行定性分析。继而采用相变曲线图定量分析RTGL-ADMM在不同参数调节下的成像能力,从而验证了该文所提算法应用于ISAR高分辨成像时的稳健性与优越性。

关键词: 逆合成孔径雷达; 交替方向多乘子法; 压缩感知; 邻近算子

中图分类号: TN957.52

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2021)03-0674-09

DOI: 10.11999/JEIT200338

High Resolution ISAR Imaging Algorithm Based on Robust Two-tier Group LASSO Alternating Direction Method of Multipliers

HUANG Bo ZHOU Jie JIANG Ge

(Institute of Electronic Engineering, Chinese Academy of Engineering Physics, Mianyang 621999, China)

Abstract: The classical sparse recovery of Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR) imagery obtains the ISAR image by solving the constrained problem of ℓ_1 norm regularization. However, this manner may remove the scattering points in low amplitude, and accordingly, lose the structural features in weak scattering. To this end, a novel and Robust Two-tier Group LASSO-Alternating Direction Method of Multipliers (RTGL-ADMM) is proposed in this paper, which is capable of enhancing block sparsity structures of the targets-of-interests. Based on the sparse prior of the target, the proposed algorithm further introduces the prior knowledge of spatial continuity structure of the target's scatters, and the ℓ_1/ℓ_F mixed norm is accordingly used to formulate the prior. Next, the non-smooth ℓ_1/ℓ_F mixed norm penalty term is presented under the ADMM framework, where the scatters in both range and azimuthal directions are grouped and overlapped to enhance the block sparsity outer the groups. According to the theory of ADMM, the proximal mapping of the ℓ_1/ℓ_F mixed norm is solved and dually iterated to achieve a robust and efficient solution. The proposed algorithm proceeds in the "Decomposition-Coordination" manner, which guarantees superior convergence. In this way, the sparse imaging of ISAR data is combined with the enhancement of structural features. The experiment verifies the adoption of ISAR simulation complex data and YAK-42 measured data, and conducts qualitative analysis against RTGL-ADMM. Then the phase transition curve is used to analyze quantitatively the imaging capability of RTGL-ADMM under different parameters, thus verifying the robustness and superiority of the proposed algorithm in the application of ISAR high-resolution imaging.

Key words: Inverse Synthetic Aperture Radar (ISAR); Alternating Direction Method of Multipliers (ADMM); Compress Sensing (CS); Proximal mapping

收稿日期: 2020-04-30; 改回日期: 2020-09-11; 网络出版: 2020-11-17

*通信作者: 黄博 vick123y@163.com

基金项目: 预研基金(61406190101)

Foundation Item: Pre-research Fundation (61406190101)

1 引言

逆合成孔径雷达(Inverse Synthetic Aperture Radar, ISAR)是一种全天时、全天候的主动微波监视手段,能够对非合作目标进行高分辨成像,已广泛应用于精确制导、目标检测等军事和民用领域^[1]。ISAR高分辨成像中距离向分辨率主要依靠发射大带宽大时宽信号而形成,方位向分辨率则取决于观测期间非合作目标本身相对雷达视线角度变化的大小,不过由于非合作目标通常会有较为复杂的运动轨迹,这将对ISAR成像分辨率产生一定影响,虽然可以通过减少成像积累时间来降低复杂运动的影响,但这一操作同时也会降低方位向分辨率^[2]。针对这一问题,文献^[3,4]基于稀疏信号假设,结合压缩感知(Compressed Sensing, CS)理论^[5]对ISAR方位向信号进行频率分析,有效地解决了短孔径下成像分辨率下降问题。常见的压缩感知稀疏恢复类算法有贪婪类算法,如经典的正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法^[6],但由于稀疏度的约束,该算法解的稀疏度不高,重建精度有限。另外常见的还有贝叶斯压缩感知类算法^[7],此类算法的优点是成像精度高,但最大的缺点是计算复杂度高,运算速度慢。针对上述问题,Boyd等人^[8]于2011年重新综述并提出适用于大规模分布式计算系统和优化问题的交替方向多乘子方法(Alternating Direction Method of Multipliers, ADMM)。ADMM方法同时结合了对偶上升法(dual ascent)的可分解性,形成了将全局问题分解为局部子问题后交替优化求解的框架。传统基于 ℓ_1 范数正则化线性回归(LASSO)的ADMM稀疏特征增强算法能适应ISAR回波信号高维特征和大规模数据这一特点,在应用于SAR稀疏特征增强成像时实现收敛速度快和恢复精度高的有效结合,并具有良好的稳健性与有效性^[9],是雷达成像中较为广泛应用的凸优化类方法。

然而,基于 ℓ_1 范数正则化LASSO模型的ADMM算法仍然有一定的局限性。在实际ISAR成像中,成像目标一般具有一定的聚类性先验特征信息,目标散射点空间分布存在一定的聚集特性,而基于LASSO模型的ADMM方法稀疏成像时未考虑此类先验信息,从而很容易在稀疏恢复的同时丢失散射体本身的结构特征,降低了成像结果目标的连续性结构特征提取精度。因此若能充分利用这些聚类先验信息,ISAR成像精度势必将得到有效的提升。Yuan等人^[10]于2006年提出经典的结构组LASSO模型,该模型将LASSO模型的单变量稀疏性推广到了结构组变量稀疏性,通过将所有变量分组,并在

目标函数中对每组变量施加 ℓ_F 范数惩罚,使得整组系数同时为零,从而达到组水平的稀疏特征。然而Yuan等人提出的组LASSO模型是基于简单的变量随机分组方式的变量选择,并且各变量之间不可重叠,即很容易出现组中无用信息随无用信息一同被剔除的情况。

因此,本文提出一种有效应用于ISAR回波复信号重建,基于稳健型双层叠组LASSO回归模型的交替方向多乘子算法(Robust and Two-tier Group LASSO-Alternating Direction Method of Multipliers, RTGL-ADMM),该算法在方位向和距离向分别分组并层叠后,求得 ℓ_1/ℓ_F 混合范数的闭合解,从而同时实现组间稀疏和组内平滑处理,可以有效提升传统ISAR成像的精度。本文首先建立矩阵形式信号模型,然后采用所提RTGL-ADMM算法对该回波信号模型进行求解。RTGL-ADMM算法先对包含有保真项和增广拉格朗日项的岭回归问题求得其闭合解,然后根据 ℓ_F 范数正则项和拉格朗日项推导 ℓ_F 范数对应的邻近算子。最后,在RTGL-ADMM框架中利用高斯-赛德尔(Gaussian-Seidel)思想更新对偶变量。本文在实验部分采用ISAR模式下的仿真数据与Yak-42实测数据,将所提算法与基于LASSO的ADMM算法进行定性对比实验,继而利用相变曲线图定量分析RTGL-ADMM在不同参数调节下的成像能力,从而有效验证了本文所提RTGL-ADMM算法应用于ISAR高分辨成像时的可行性、稳健性与优越性。

2 ISAR回波信号模型

图1(a)所示为ISAR成像几何模型,为了便于分析,ISAR成像中将旋转目标相对于雷达的运动分解为平动分量与转动分量,目标运动轨迹为 $C-B$,由于目标 A 点与 B 点存在平动分量,因此可等效目标轨迹为 $C-A$,此时 C 点与 A 点间存在影响ISAR成像分辨率的转动分量,但在产生平动分量时,目标相对于雷达视线的姿态不变,仅使得脉冲整体偏移,即产生的平动分量对成像分辨率并无贡献,因此将目标的平动分量补偿后得到如图1(b)所示的ISAR等效转台模型。

设图1(b)飞机中心为 O ,在飞机内建立 OXY 坐标系,其中 X 为方位向, Y 为距离向。假设飞机上有一 J 点,其坐标为 (x_p, y_p) ,与坐标轴 X 夹角为 θ , J 点与 O 点之间的距离为偏移矢量 $\mathbf{r}_p$,观测时间 t_m 内飞机以恒定角速度 ω 匀速转动,初始时刻飞机与雷达的斜距距离参考矢量为 $\mathbf{R}_0$ 。ISAR观测雷达与目标一般相距较远,满足远场假设,因此根据矢量相加可得雷达与 J 点之间的距离为

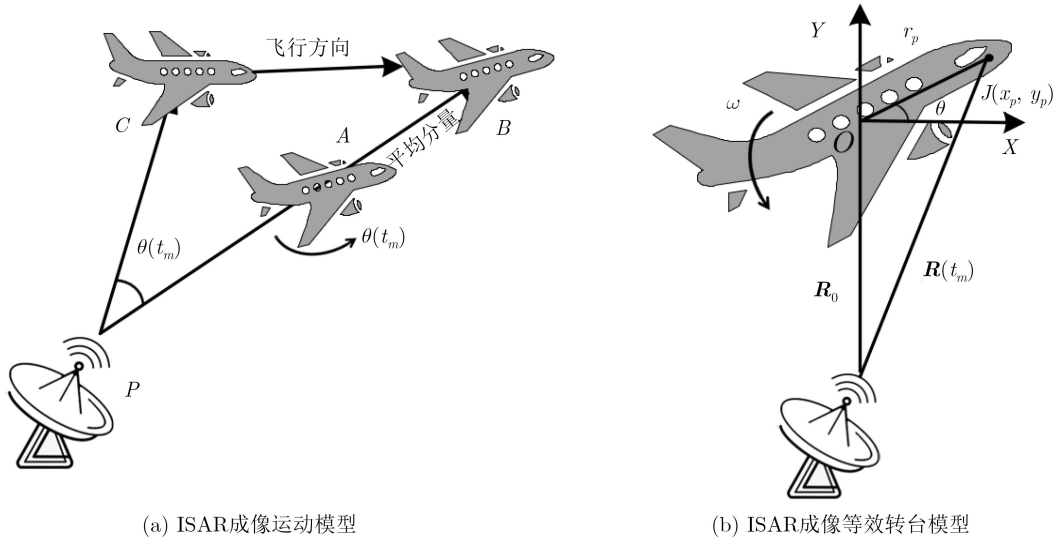


图1 ISAR目标运动示意图

$$\mathbf{R}(t_m) = \mathbf{R}_0 + x_p \sin(\omega t_m) + y_p \cos(\omega t_m) \quad (1)$$

当ISAR成像积累时间较短时, 满足小转角假设, 即 $\sin(\omega t_m) \approx \omega t_m$, $\cos(\omega t_m) = 1$, 代入式(1)即可得雷达与 J 点的瞬时距离为 $\mathbf{R}(t_m) \approx \mathbf{R}_0 + x_p \omega t_m + y_p$, 地基雷达发射线性调频信号, 并采用dechirp模式接收回波, 在经过包络对齐和初相校正等处理流程后^[11], 得到ISAR数据域 p 个点累积回波为

$$S(\tilde{y}, t_m) = \sum_{p=1}^P \text{sinc}(\tilde{y} - y_p) \exp\left(j2\pi \frac{2x_p \omega}{\lambda} t_m\right) + C_N \quad (2)$$

其中, sinc 函数为第 p 个散射点的距离向包络, $\exp$ 函数为方位线性相位项, λ 为雷达系统发射信号波长, C_N 为杂波与噪声。观察式(2), 可利用回波数据 $S(\tilde{y}, t_m)$, 距离向包络 sinc 函数和方位向线性相位, 以及噪声杂波 C_N 项建立其对应矩阵形式的线性回归模型

$$\mathbf{Y} = \mathbf{A}\mathbf{X} + \mathbf{C}_N \quad (3)$$

其中, $\mathbf{Y} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 对应式(2)中的 $S(\tilde{y}, t_m)$, 表示距离压缩预处理后方位向和距离向分别为 N 与 M 的回波数据。 $\mathbf{X} \in \mathbb{C}^{N \times M}$ 为待恢复的高分辨率雷达数据, $\mathbf{C}_N$ 为加性的噪声干扰等。 $\mathbf{A}$ 为方位向傅里叶表示字典。

3 稳健型双层叠组LASSO-ADMM成像算法

求解如式(3)所示的回归模型是数学上典型具有病态性的反问题, 即其解未必满足唯一性、稳定性和存在性, 而通过引入需要的先验信息来添加约束条件以构建正则化, 便可使得问题良态化。经典的 ℓ_1 范数正则化^[12](LASSO)定义如式(5)所示

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}\|_F^2 + \alpha \|\text{vec}(\mathbf{X})\|_1 \quad (4)$$

其中, $\|\cdot\|_F$ 为Frobenius范数(ℓ_F 范数), $\|\cdot\|_1$ 为 ℓ_1 范数, $\alpha > 0$ 为正则项调节参数, 可以控制对数据施加惩罚的程度。 $\text{vec}(\cdot)$ 为向量化算子, 用于2维雷达回波信号的向量化。式(4)中第1项为数据保真项, 使得在稀疏惩罚强弱变化时保证重建成像结果与原始目标场景图的逼近程度, 第2项为正则先验项, 用以限制解空间, 表征SAR成像场景中强散射点的稀疏先验信息。但是LASSO模型具有一定的局限性, 该模型中仅引入了目标的稀疏先验信息, 在稀疏恢复过程中很容易丢失目标的弱散射特征, 导致精细的结构特征无法保留下来, 从而影响ISAR成像的恢复精度。因此本文提出一种稳健型双层叠组LASSO(Robust and Two-tier Group LASSO, RTGL-LASSO)回归模型如式(6)所示

$$\hat{\mathbf{X}} = \arg \min_{\mathbf{X}} \frac{1}{2} \left[\|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}\|_F^2 + \beta \left(\sum_{i=1}^{G_1} \gamma_i \|\mathbf{X}_{1i}\|_F + \sum_{j=1}^{G_2} \gamma_j \|\mathbf{X}_{2j}\|_F \right) \right] \quad (5)$$

其中, β 为 ℓ_1/ℓ_F 混合范数对应的约束参数, 可用来调节ISAR成像结果的组间稀疏度以及结构平滑程度, γ_i 与 γ_j 分别为方位向和距离向预设权重, $\mathbf{X}_{1i}$ 与 $\mathbf{X}_{2j}$ 分别表示对矩阵 $\mathbf{X}$ 方位向和距离向处理时第 i/j 组块结构, 并满足 $\mathbf{X}_{1i} = \{\mathbf{X}_{11}, \mathbf{X}_{12}, \dots, \mathbf{X}_{1G_1}\}$ 与 $\mathbf{X}_{2j} = \{\mathbf{X}_{21}, \mathbf{X}_{22}, \dots, \mathbf{X}_{2G_2}\}$ 。当总组数 $\frac{(G_1 + G_2)}{2} = G = 1$ 时, 即表示不对ISAR回波数据进行分组处理, 相当于总组数为1, 此时的式(5)等价于式(4)。

从数学角度上说, LASSO模型可以产生等于0的权值, 从而完全剔除某些特征, 对应ISAR成像即增强较强散射点, 抑制弱散射点, 这样所产生的稀疏效果会使目标的部分结构被抑制消失。而RTGL模型中的 ℓ_F 范数可以得到较小的权值, 但不会收敛至0, 因此在ISAR成像中该模型可以平滑强散射点, 保留弱散射点, 从而使得目标的精细结构特征得以恢复, 并且 ℓ_F 范数在作用时接近于0而不等于0的性质, 使得RTGL模型的抗干扰能力很强, 即使约束参数 β 很小, 最后重建结果 $\mathbf{X}$ 的变化也有限。RTGL模型中的 ℓ_1 范数体现为 $\|\text{vec}(\mathbf{X})\|_1 = \sum_{i=1}^G \|\mathbf{X}_i\|_F$, 相当于首先对组内的ISAR回波数据进行 ℓ_F 范数平滑, 然后在组水平的基础上, 以每组数据为最小稀疏值, 对ISAR回波数据进行组间稀疏。综上所述, RTGL模型相较于LASSO模型在拥有良好抑噪性能的同时可以实现更好的结构恢复性能, 所以选择合适的算法求解式(5)模型以发挥其最大优势尤为重要, 本文提出基于RTGL模型的交替方向多乘子(RTGL-ADMM)算法, 通过构造增广拉格朗日函数, 不断地将原本复杂的高维全局问题转化为多个简单局部子问题进行分别求解, 接下来进一步介绍所提RTGL-ADMM应用于ISAR成像时的具体算法流程。

ISAR成像中求解式(5)所示 $\mathbf{X}$ 最小化问题的过程可以转化为如式(7)所示的约束性优化问题

$$\begin{aligned} \min f(\mathbf{X}) + g(\mathbf{Z}) \\ \text{s.t. } \mathbf{X} - \mathbf{Z} = 0 \end{aligned} \quad (6)$$

其中, $f(\mathbf{X}) = (1/2) \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}\|_F^2$ 为保真项, $\mathbf{Z}$ 为分裂变量, $g(\mathbf{Z}) = \beta \left(\sum_{i=1}^{G_1} \gamma_i \|\mathbf{Z}_{1i}\|_F + \sum_{j=1}^{G_2} \gamma_j \|\mathbf{Z}_{2j}\|_F \right)$ 为结构高斯惩罚项, 可见式(6)将原问题式(5)分解为两个子问题 $f(\mathbf{X})$ 与 $g(\mathbf{Z})$, 然后将其联合最小化, 并且两个子问题对最终结果的影响满足一定约束条件 $\mathbf{X} = \mathbf{Z}$ 。对于式(6)所示的此类可分离变量优化问题, 传统增广拉格朗日法在更新变量 $\mathbf{X}$ 时, 其增广拉格朗日函数不可分, 无法对分裂变量并行求解, 因此利用RTGL-ADMM可进一步得到式(6)的增广拉格朗日函数为

$$\begin{aligned} L_\rho(\mathbf{X}, \mathbf{Z}, \mathbf{S}) = f(\mathbf{X}) + g(\mathbf{Z}) + \mathbf{S}^H(\mathbf{X} - \mathbf{Z}) \\ + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{Z}\|_F^2 \end{aligned} \quad (7)$$

其中, $\rho > 0$ 为拉格朗日乘子系数, $[\cdot]^H$ 为矩阵的共轭转置, $\mathbf{S}$ 为对偶更新变量。可见式(7)将式(6)所

示的约束性问题求解转化为无约束性优化问题求解, 这样的操作可以使其同时具有拉格朗日函数法和罚函数法的优点。进一步将式(7)所示的无约束性优化问题最小化, 并缩放对偶变量为 $\mathbf{U}^k = (1/\rho) \mathbf{S}^k$, 可得其解为RTGL-ADMM迭代求解的归一化(scaled)形式

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{X}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{X}} \left(\frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}\|_F^2 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{Z}^k + \mathbf{U}^k\|_F^2 \right) \\ \mathbf{Z}^{k+1} &= \arg \min_{\mathbf{Z}} \left[\beta \left(\sum_{i=1}^{G_1} \gamma_i \|\mathbf{Z}_{1i}\|_F + \sum_{j=1}^{G_2} \gamma_j \|\mathbf{Z}_{2j}\|_F \right) + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{X}^{k+1} - \mathbf{Z} + \mathbf{U}^k\|_F^2 \right] \\ \mathbf{U}^{k+1} &= \mathbf{U}^k + \mathbf{X}^{k+1} - \mathbf{Z}^{k+1} \end{aligned} \right\} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{U}$ 为变标后的对偶变量, 第1步 $\mathbf{X}$ 变量的迭代过程相当于岭回归问题求解, 第2步为对 ℓ_1/ℓ_F 混合范数的优化求解, 第3步为对偶变量更新过程。接下来对所提RTGL-ADMM算法中3步迭代过程进行详细推导。

3.1 更新 $\mathbf{X}$ 变量

对式(8)中第1步 $\mathbf{X}$ 变量的更新迭代过程, 设目标函数为

$$\begin{aligned} \Omega(\mathbf{X}) &= \frac{1}{2} \|\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X}\|_F^2 + \frac{\rho}{2} \|\mathbf{X} - \mathbf{Z}^k + \mathbf{U}^k\|_F^2 \\ &= \frac{1}{2} \text{Tr}[(\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X})^H(\mathbf{Y} - \mathbf{A}\mathbf{X})] \\ &\quad + \frac{\rho}{2} \text{Tr}[(\mathbf{X} - \mathbf{Z}^k + \mathbf{U}^k)^H(\mathbf{X} - \mathbf{Z}^k + \mathbf{U}^k)] \end{aligned} \quad (9)$$

其中, $\text{Tr}[\cdot]$ 为求迹运算符。进一步对式(9)所示凸函数求导, 并令 $d\Omega(\mathbf{X})/d\mathbf{X} = 0$, 可得 $\mathbf{X}$ 最优值为

$$\mathbf{X}^{k+1} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \rho \mathbf{I})^{-1} [\mathbf{A}^H \mathbf{Y} + \rho(\mathbf{Z}^k - \mathbf{U}^k)] \quad (10)$$

3.2 更新分裂变量 $\mathbf{Z}$ 及对偶变量 $\mathbf{U}$

在式(8)第2步分裂变量 $\mathbf{Z}$ 更新过程中, 为实现对ISAR回波复数据的组水平稀疏和结构平滑效果, RTGL-ADMM算法采用从方位向和距离向进行双层叠分块方式对变量 $\mathbf{Z}$ 进行更新迭代。其中方位向是对每个回波采样进行分组, 其对应的邻近算子为

$$\begin{aligned}
\mathbf{Z}_1^{k+1} &= \sum_{n=1}^N \sum_{w=1}^W \text{prox}_{\beta/\rho} [\mathbf{X}_{n,w}^{k+1} + \mathbf{U}_{n,w}^k] \\
&= \sum_{n=1}^N \sum_{w=1}^W \left[\left((\mathbf{X}_{n,w}^{k+1} + \mathbf{U}_{n,w}^k) \right. \right. \\
&\quad \left. \left. - \frac{\beta}{\rho} \frac{(\mathbf{X}_{n,w}^{k+1} + \mathbf{U}_{n,w}^k)}{\|\mathbf{X}_{n,w}^{k+1} + \mathbf{U}_{n,w}^k\|_F} \right) \right]_+ \\
&= \sum_{n=1}^N \sum_{w=1}^W \frac{\max \left[\left(\|\mathbf{X}_{n,w}^{k+1} + \mathbf{U}_{n,w}^k\|_F - \beta/\rho \right), 0 \right]}{\max \left[\left(\|\mathbf{X}_{n,w}^{k+1} + \mathbf{U}_{n,w}^k\|_F - \beta/\rho \right), 0 \right] + \beta/\rho} \\
&\quad \cdot (\mathbf{X}_{n,w}^{k+1} + \mathbf{U}_{n,w}^k) \quad (11)
\end{aligned}$$

其中, n 表示回波复数矩阵中方位向第 n 列, w 表示第 n 列中第 w 块分组数据。操作符 $[\cdot]_+$ 表示取括号内大于0的值, 等价于 $\max(\cdot, 0)$ 。距离向为对不同回波进行分组, 与 $\mathbf{Z}_1^{k+1}$ 类似, 其对应邻近算子可简化为

$$\begin{aligned}
\mathbf{Z}_2^{k+1} &= \sum_{m=1}^M \sum_{v=1}^V \text{prox}_{\beta/\rho} [\mathbf{X}_{m,v}^{k+1} + \mathbf{U}_{m,v}^k] \\
&= \sum_{m=1}^M \sum_{v=1}^V \frac{\max \left[\left(\|\mathbf{X}_{m,v}^{k+1} + \mathbf{U}_{m,v}^k\|_F - \beta/\rho \right), 0 \right]}{\max \left[\left(\|\mathbf{X}_{m,v}^{k+1} + \mathbf{U}_{m,v}^k\|_F - \beta/\rho \right), 0 \right] + \beta/\rho} \\
&\quad \cdot (\mathbf{X}_{m,v}^{k+1} + \mathbf{U}_{m,v}^k) \quad (12)
\end{aligned}$$

其中, m 表示回波矩阵中距离向第 m 行, v 表示第 m 行中第 v 块分组数据。因此更新变量 $\mathbf{Z}$ 满足 $\mathbf{Z}^{k+1} = (1/2)(\mathbf{Z}_1^{k+1} + \mathbf{Z}_2^{k+1})$ 。进而利用迭代变量 $\mathbf{U}^{k+1}$ 实现对 $\mathbf{Z}^{k+1}$ 与 $\mathbf{X}^{k+1}$ 的联合对偶变量更新

$$\mathbf{U}^{k+1} = \mathbf{U}^k + \mathbf{X}^{k+1} - \mathbf{Z}^{k+1} \quad (13)$$

总结RTGL-ADMM算法流程如表1所示。

本文提出的RTGL-ADMM算法与传统基于 ℓ_1 范数正则化模型的ADMM算法的主要区别在于分裂变量 $\mathbf{Z}^{k+1}$ 的更新迭代过程(步骤4、步骤5、步骤6), RTGL-ADMM首先通过对方位向每个回波和距离向不同回波分别分组, 使某个回波与其他回波相似的块结构可以被联系在同一组中, 从而有效提高分组准确度。进而对分组先验信息引入Frobenius范数并求得其对应邻近算子, 利用高斯-赛德尔思想不断循环迭代来得到闭合解, 从而实现ISAR回波复数据的平滑效果, 以此来恢复弱散射点, 增强精细结构特征。并且算法在实现结构特征增强的同时, 对组间数据进行稀疏, 保证背景噪声杂波在平滑时被抑制剔除, 进一步提高成像质量。最后通过

在残差满足等式 $\|\mathbf{R}^k\|_F \leq \varepsilon$, 达到设定的精度阈值 ε 后, 即满足停止准则跳出循环, 输出恢复后高分辨ISAR成像结果 $\mathbf{X}$ 。

4 实验验证

为验证RTGL-ADMM用于ISAR高分辨成像的稳健性能等, 本文利用ISAR系统仿真复数据以及Yak-42实测ISAR数据对所提RTGL-ADMM算法与传统基于 ℓ_1 范数正则化模型的ADMM算法进行对比实验, 并应用相变曲线图对两种算法进行定量对比实验, 从而验证所提算法在应用于ISAR高分辨成像时优越的结构及稀疏恢复性能。

4.1 ISAR系统仿真复数据成像对比实验

本实验通过一组仿真合成的ISAR数据来验证所提RTGL-ADMM算法的恢复性能, 仿真实验中雷达距离向分辨率为0.1 m, 方位向分辨率为0.3 m, 发射信号带宽为1.5 GHz, 脉冲重复频率为100 Hz。图2(a)所示为经过距离压缩和距离徙动校正后得到的ISAR参考目标成像, 图中共有143个散射点, 每个点的强度服从均值为2, 方差为5的复高斯分布。图2(b)为加入0 dB高斯白噪声处理后的成像结果, 图2(c)为基于LASSO模型的ADMM算法成像结果, 目标正方形的边缘特征已经不清晰, 内部的连续结构特征也几乎未恢复, 且背景噪声仍存在, 可见传统的LASSO-ADMM算法在处理中拥有不可避免的局限性。图2(d)为本文RTGL-ADMM算法成像结果, 可见恢复后目标的散射强度与原图相近, 并且目标内部和边缘结构恢复以及抑噪性能方面相

表1 RTGL-ADMM算法流程

基于稳健型双层叠组LASSO模型的交替方向多乘子(RTGL-ADMM)算法	
步骤 1	初始化, 令 $k = 0, \mathbf{X}^0, \mathbf{Z}^0, \mathbf{U}^0$;
步骤 2	设定迭代次数与目标精度, 若停止准则不满足, 进行循环;
步骤 3	根据式(10)更新 $\mathbf{X}$ 变量如:
	$\mathbf{X}^{k+1} = (\mathbf{A}^H \mathbf{A} + \rho \mathbf{I})^{-1} [\mathbf{A}^H \mathbf{Y} + \rho (\mathbf{Z}^k - \mathbf{U}^k)]$
步骤 4	根据式(11)更新方位向分裂变量 $\mathbf{Z}_1^{k+1}$ 如:
	$\mathbf{Z}_1^{k+1} = \sum_{n=1}^N \sum_{w=1}^W \text{prox}_{\beta/\rho} [\mathbf{X}_{n,w}^{k+1} + \mathbf{U}_{n,w}^k]$
步骤 5	根据式(12)更新距离向分裂变量 $\mathbf{Z}_2^{k+1}$ 如:
	$\mathbf{Z}_2^{k+1} = \sum_{m=1}^M \sum_{v=1}^V \text{prox}_{\beta/\rho} [\mathbf{X}_{m,v}^{k+1} + \mathbf{U}_{m,v}^k]$
步骤 6	加权层叠后 $\mathbf{Z}^{k+1} = (1/2)(\mathbf{Z}_1^{k+1} + \mathbf{Z}_2^{k+1})$
步骤 7	根据式(13)更新对偶变量
	$\mathbf{U}^{k+1} = \mathbf{U}^k + \mathbf{X}^{k+1} - \mathbf{Z}^{k+1}$
步骤 8	若不满足停止准则, 继续步骤3—步骤7, 若满足停止准则, 跳出循环;
步骤 9	输出 $\mathbf{X}$

较于图2(c)具有明显优越性。本仿真实验有效验证了RTGL-ADMM算法应用于结构特征增强时的良好成像性能。

4.2 Yak-42实测数据成像对比实验

本组实验采用Yak-42运输机的实测ISAR数据

像优势。由于ISAR实测数据一般背景噪声杂波等较少, 因此为了验证所提算法的稳健性, 本文设置了两组LASSO-ADMM算法和RTGL-ADMM算法在分别模拟加噪声与降采样情况下的成像对比实验, 结果如图3与图4所示。图3所示为固定降采样(UnderSampling Ratio, USR)为0.5条件下, 信噪

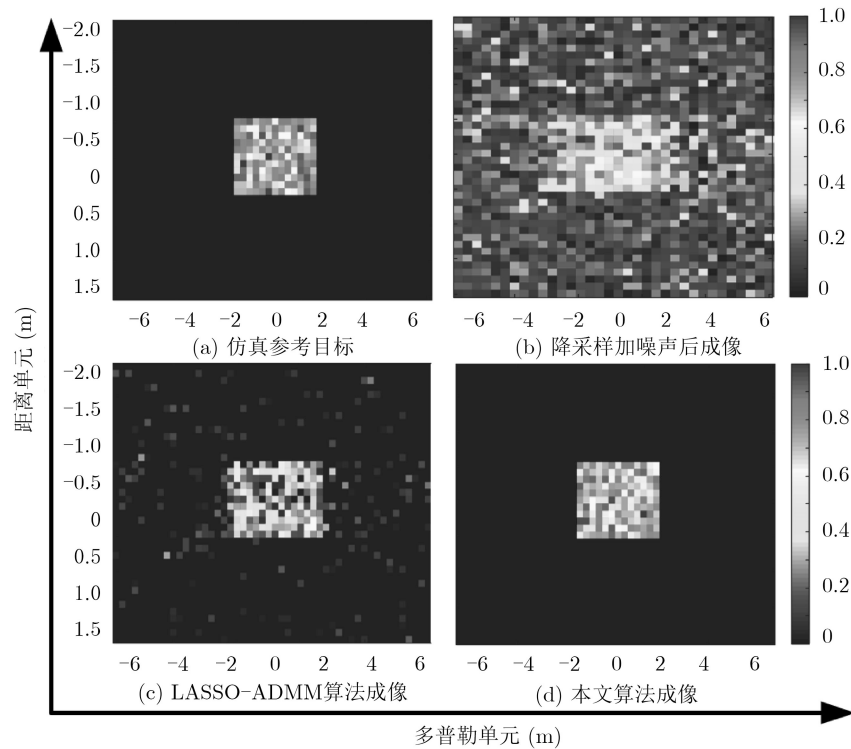


图2 仿真ISAR复数据不同算法成像结果

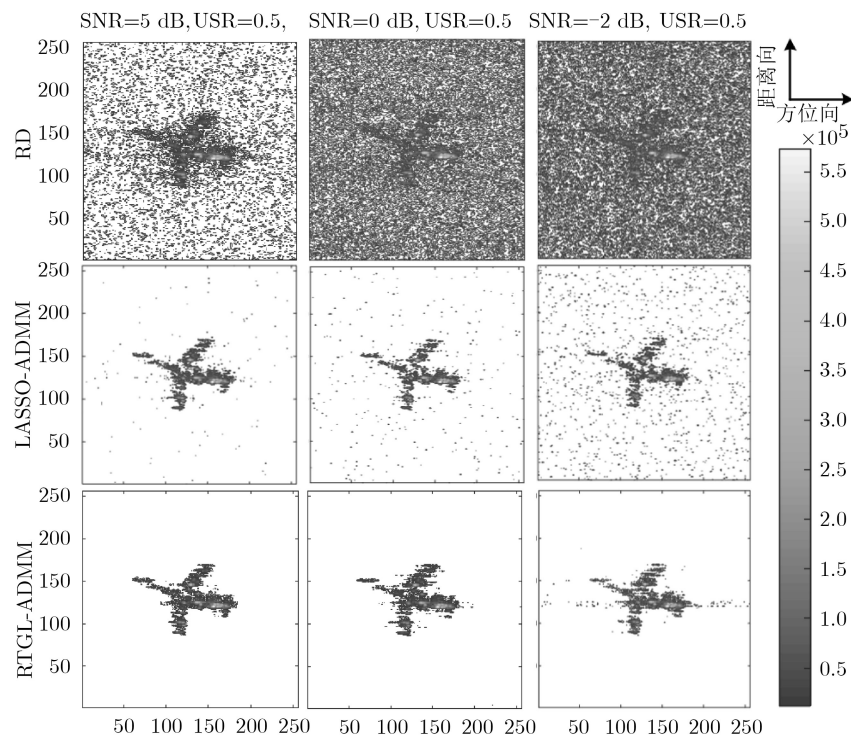


图3 固定降采样时不同信噪比下不同算法成像结果对比

比(Signal to Noise Ratio, SNR)分别为5, 0以及-2 dB时不同算法成像对比实验。第1行为距离多普勒(RD)算法直接成像结果, 可见随着信噪比的降低, 噪声不断增加, 目标几乎已被噪声覆盖。第2行为LASSO-ADMM算法处理后结果, 相较于RD算法, LASSO-ADMM算法的去噪效果明显, 但为了保证飞机结构不大幅度丢失, LASSO的正则化约束参数并未过大过于稀疏, 使得成像效果不够理想。第3行为本文RTGL-ADMM算法处理结果, 本文算法的飞机结构饱满度大于LASSO-ADMM算法, 特别是机翼和机身部分对比强烈。第3列信噪比为-2 dB时同样类似, 虽然本文算法此时存在部分噪声, 但结构恢复以及稀疏效果都强于LASSO-ADMM算法。

图4所示为固定信噪比为5 dB条件下降采样分别为1, 0.5, 0.25时LASSO-ADMM算法和本文所提算法的成像对比实验。同样可看出本文算法在降采样率降低的情况下, 成像效果仍然强于LASSO-ADMM算法, 因此图3与图4实验有效定性分析了本文算法在不同信噪比不同降采样率下结构特征增强成像的稳健性。

4.3 相变曲线图对比实验

本组实验中引入相变曲线图来更清晰地进一步定量评估所提算法用于ISAR成像的恢复性能。相变曲线图分析法由Donoho等人^[13]提出。本文采用图2所示的仿真ISAR数据进行蒙特卡洛实验。如图5所示为LASSO-ADMM算法与本文算法的降采样率-信噪比相变曲线图, 横轴为降采样率, 降采

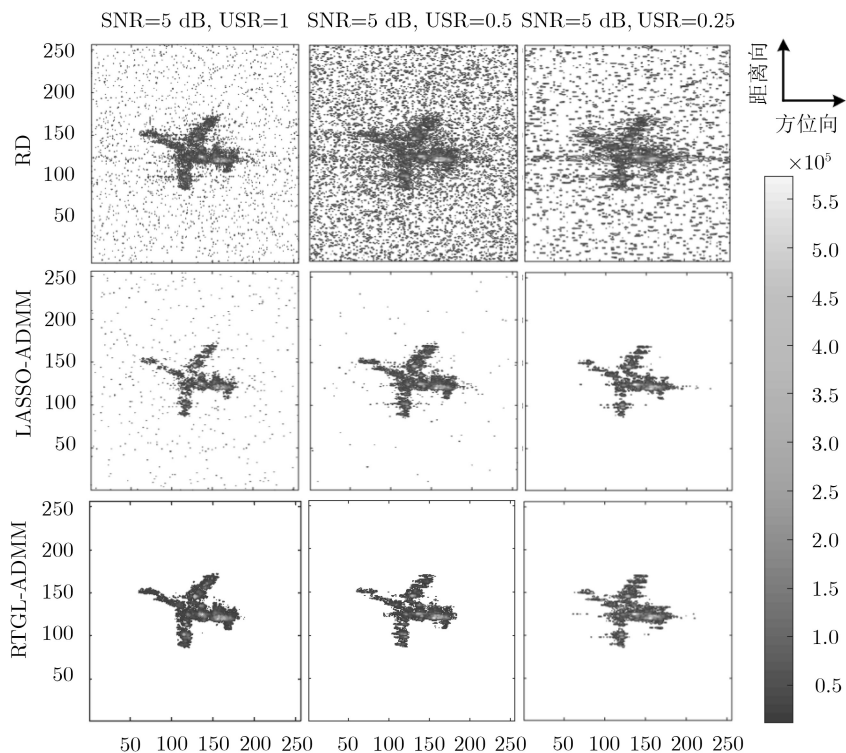


图4 固定信噪比时不同降采样下不同算法成像结果对比

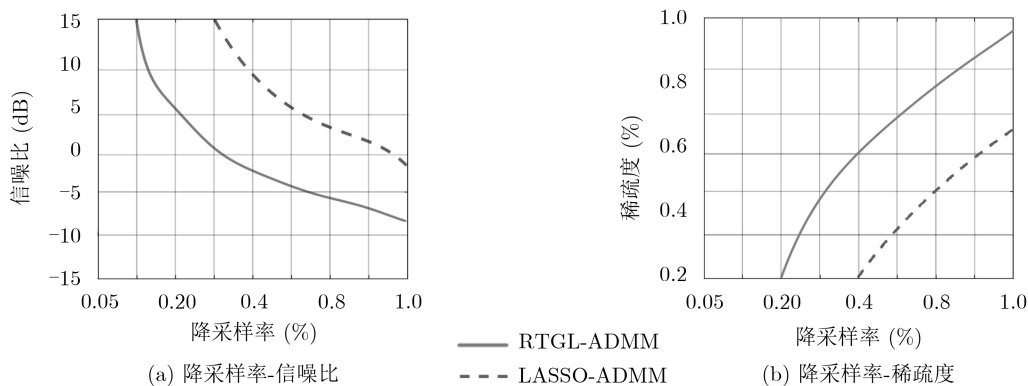


图5 两种算法相变曲线图对比

样率的变化范围为0.05%~1.0%。纵轴为信噪比,其变化范围为-15~15 dB,曲线图通过计算算法在不同参数条件下恢复成像结果与仿真参考成像图的相关度来衡量算法的恢复性能,图5(a)中右上角为对应参数性能最佳的点,越靠近右上角部分的面积越大则代表能够恢复的区域越大,相关度越强,反之越靠近左下角则表示相关度越接近0,成像效果越差,因此通过判断相变曲线所占范围即可比较不同算法间的恢复性能差距,明显本文算法的降采样率-信噪比相变曲线图范围更大。图5(b)为LASSO-ADMM与本文算法的降采样率-稀疏度相变曲线图,其中纵轴为信号的稀疏度,在本实验中,右下角为横纵轴对应参数下性能最佳的点,越靠近右下角则代表相关度越大,可看出本文算法的相变曲线靠近右下角所占的面积大于传统算法,因此图5(a)和图5(b)两种相变曲线图利用3种参数下两种算法的恢复性能定量评估对比,有效验证了本文算法的成像优势。

5 结论

本文针对传统基于 ℓ_1 范数正则化的ADMM算法在ISAR成像中仅能增强稀疏特征,从而容易丢失目标精细结构特征影响最终高分辨成像精度的问题,研究建立了稳健型双层叠组LASSO模型,将距离向和方位向分别分组层叠后应用ADMM框架,对 ℓ_F 范数对应的邻近算子迭代求得其闭合解,形成组间稀疏与组内平滑,从而实现对ISAR的组稀疏与结构特征增强成像。实验部分利用仿真和实测数据定性分析,以及相变曲线图定量评估共同验证本文算法应用于ISAR成像的有效性、优越性以及稳健性。

参 考 文 献

- [1] 田彪, 刘洋, 呼鹏江, 等. 宽带逆合成孔径雷达高分辨成像技术综述[J]. 雷达学报, 2020, 9(5): 765–802. doi: [10.12000/JR20060](#).
TIAN Biao, LIU Yang, HU Pengjiang, *et al.* Review of high-resolution imaging techniques of wideband inverse synthetic aperture radar[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(5): 765–802. doi: [10.12000/JR20060](#).
- [2] 王天. 机载雷达对海面目标SAR/ISAR成像方法[D]. [硕士论文], 电子科技大学, 2019.
WANG Tian. The hybrid SAR/ISAR imaging of sea-surface target by airborne radar[D]. [Master dissertation], University of Electronic Science and Technology of China, 2019.
- [3] 朱晓秀, 胡文华, 郭宝峰. 基于压缩感知的ISAR成像技术综述[J]. 飞航导弹, 2018(3): 84–89. doi: [10.16338/j.issn.1009-1319.2018.03.20](#).
ZHU Xiaoxiu, HU Wenhua, and GUO Baofeng. A review of ISAR imaging techniques based on compressed sensing[J]. *Aerodynamic Missile Journal*, 2018(3): 84–89. doi: [10.16338/j.issn.1009-1319.2018.03.20](#).
- [4] 苏潇然. 基于稀疏信号处理的ISAR运动补偿及成像技术[D]. [硕士论文], 中国科学技术大学, 2019.
SU Xiaoran. ISAR motion compensation and imaging technologies based on sparse signal processing[D]. [Master dissertation], University of Science and Technology of China, 2019.
- [5] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2006, 52(4): 1289–1306. doi: [10.1109/TIT.2006.871582](#).
- [6] 王伟, 张斌, 李欣. 基于混合匹配追踪算法的MIMO雷达稀疏成像方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(10): 2415–2422. doi: [10.11999/JEIT151453](#).
WANG Wei, ZHANG Bin, and LI Xin. An imaging method for MIMO radar based on hybrid matching pursuit[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(10): 2415–2422. doi: [10.11999/JEIT151453](#).
- [7] 李瑞, 张群, 苏令华, 等. 基于稀疏贝叶斯学习的双基雷达关联成像[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(12): 2865–2872. doi: [10.11999/JEIT180933](#).
LI Run, ZHANG Qun, SU Linghua, *et al.* Bistatic radar coincidence imaging based on sparse Bayesian learning[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(12): 2865–2872. doi: [10.11999/JEIT180933](#).
- [8] BOYD S, PARIKH N, CHU E, *et al.* Distributed optimization and statistical learning via the alternating direction method of multipliers[J]. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 2011, 3(1): 1–122. doi: [10.1561/22000000016](#).
- [9] 杨磊, 李埔丞, 李慧娟, 等. 稳健高效通用SAR图像稀疏特征增强算法[J]. 电子与信息学报, 2019, 41(12): 2826–2835. doi: [10.11999/JEIT190173](#).
YANG Lei, LI Pucheng, LI Huijuan, *et al.* Robust and efficient sparse-feature Enhancement for generalized SAR imagery[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2019, 41(12): 2826–2835. doi: [10.11999/JEIT190173](#).
- [10] YUAN Ming and LIN Yi. Model selection and estimation in regression with grouped variables[J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Statistical Methodology)*, 2006, 68(1): 49–67. doi: [10.1111/j.1467-9868.2005.00532.x](#).
- [11] YANG Lei, LI Pucheng, ZHANG Su, *et al.* Cooperative multitask learning for sparsity-driven SAR imagery and nonsystematic error autocalibration[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2020, 58(7): 5132–5147. doi: [10.1109/TGRS.2020.2972972](#).

- [12] TIBSHIRANI R. Regression shrinkage and selection via the LASSO[J]. *Journal of the Royal Statistical Society: Series B (Methodological)*, 1996, 58(1): 267–288. doi: [10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x](https://doi.org/10.1111/j.2517-6161.1996.tb02080.x).
- [13] DONOHO D L, MALEKI A, and MONTANARI A. The noise-sensitivity phase transition in compressed sensing[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2011, 57(10): 6920–6941. doi: [10.1109/TIT.2011.2165823](https://doi.org/10.1109/TIT.2011.2165823).
- 黄 博: 男, 1986年生, 博士生, 助理研究员, 研究方向为雷达信号处理、雷达高度表设计.
- 周 劼: 男, 1972年生, 博士, 研究员, 研究方向为信号与系统、无线测控通信系统等.
- 江 舸: 男, 1982年生, 博士, 副研究员, 研究方向为雷达高度表、太赫兹雷达成像等.
- 责任编辑: 陈 倩