

基于组字典学习的逆合成孔径雷达成像方法

朱栋强,胡长雨,汪 玲

(南京航空航天大学 雷达成像与微波光子技术教育部重点实验室,江苏 南京 210016)

摘要: 基于压缩感知(compressive sensing, CS)的逆合成孔径雷达(inverse synthetic aperture radar, ISAR)成像方法可以使用非常少的数据来获得高质量的图像。但基于CS的ISAR成像方法中目标场景不准确的稀疏表示限制了成像方法的性能。结合字典学习(dictionary learning, DL)技术的CS ISAR成像方法能够寻找到目标场景图像块的最优稀疏表示,提高成像质量,但每一个图像块被单独考虑,而忽略了彼此之间的相互依赖关系。为了实现进一步提高成像质量的目标,针对ISAR图像分块重建的问题,首次提出一种基于组字典学习(group dictionary learning, GDL)的ISAR成像方法。将具有相似结构的图像块聚类并构建出多个图像块组,利用奇异值分解(singular value decomposition, SVD)从图像块组中学习出最优组稀疏变换字典。学习好的组稀疏变换字典可以寻找到待重建图像块组的最优稀疏表示,进而重建出高质量的目标场景图像。实验结果表明:与现有的CS ISAR成像方法相比,基于GDL的ISAR成像方法能获得更好的成像效果,并具有更高的计算效率。

关键词: 雷达; 逆合成孔径雷达(ISAR); 成像; 压缩感知; 字典学习

中图分类号:TN 957.52

文献标志码:A

DOI:10.19328/j.cnki.1006-1630.2018.06.006

Inverse Synthetic Aperture Radar Imaging Method Based on Group Dictionary Learning

ZHU Dongqiang, HU Changyu, WANG Ling

(Key Laboratory of Ministry of Education for Radar Imaging and Microwave Photonics,
Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, Jiangsu, China)

Abstract: Compared with traditional radar imaging methods, the inverse synthetic aperture radar (ISAR) imaging method based on compressive sensing (CS) can obtain high-quality images with much less data. However, the inaccurate sparsity representation of the target scene in the ISAR imaging method based on CS limits the performance of imaging methods. The CS ISAR imaging method based on dictionary learning (DL) has been used to find the optimal sparsity representation of the imaging block in the target scene to improve the imaging quality, but each image block is considered independently and the relationship between blocks is overlooked. Aiming at the block reconstruction of ISAR image, this paper proposes an ISAR imaging method based on group dictionary learning (GDL) to improve the image quality. Firstly, image blocks with similar structure are used to construct several groups. Then, the singular value decomposition (SVD) technique is utilized to learn the optimal sparsity transform dictionary inferred from the image block groups. This learnt sparsity transform dictionary is used to find out the optimal sparsity representation of the image block group, and the high-quality target image is reconstructed. The experimental results show that the proposed ISAR imaging method based on GDL can provide better imaging results with higher computational efficiency than the current CS ISAR imaging methods.

Keywords: radar; inverse synthetic aperture radar(ISAR); imaging; compressive sensing; dictionary learning

收稿日期:2018-09-20;修回日期:2018-10-30

基金项目:国家自然科学基金(61871217);江苏省研究生研究与实践创新项目(KYCX18_0291);南京航空航天大学研究生创新基地(实验室)开放基金(kfjj20170407)

作者简介:朱栋强(1993—),男,硕士,主要研究方向为压缩感知ISAR成像。

0 引言

相比于传统的距离多普勒(range-doppler, RD)成像方法, 基于压缩感知(compressive sensing, CS)的逆合成孔径雷达(inverse synthetic aperture radar, ISAR)成像方法可以利用欠采样数据或非完整数据获得良好的成像结果^[1-6], 引起了很多研究人员的关注。在基于CS的ISAR成像方法中, 需要假设目标场景在由固定或预定字典扩展的变换域中稀疏或空域近似稀疏, 这种不准确的假设限制了CS ISAR方法重建图像的质量^[5,7-9]。

近年来, 字典学习(dictionary learning, DL)技术已被应用于基于CS的合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR)成像方法中^[9-10]。与固定稀疏变换字典相比, 经过学习的字典能够更好地自适应于待成像的目标场景, 寻找到目标场景更准确的稀疏表示。同样的, 在ISAR成像中, 结合了在线DL和离线DL技术的CS ISAR成像方法也可以获得更好的成像效果^[9,11]。然而, 当前结合DL技术的CS ISAR成像方法中, 引入了图像分块策略, 且每个图像块被单独考虑, 忽略了彼此之间的相互依赖关系, 例如图像块之间的自相似性特征^[12], 进而限制了目标图像重建质量的提升。

自相似性是指非同一局部区域图像中的纹理和结构具有可重复性, 其优势在于可以准确地恢复图像的清晰度和边缘, 进而保持图像的非局部一致性。有研究表明, 将稀疏性和自相似性结合起来可以获得更好的图像重建效果^[13-14]。

基于此, 本文在DL中引入图像块间的自相似性, 利用具有自相似性的非同一局部的图像块构建图像块组, 并且使用图像块组替代单个图像块来学习最优的稀疏变换字典。本文提出一种基于组字典学习(group dictionary learning, GDL)的ISAR成像算法。该成像算法利用迭代软阈值技术(iterative soft threshold algorithm, ISTA)^[15]求解成像问题, 降低了成像算法复杂度, 并且提高了成像算法的稳健性。实测的ISAR数据表明, 所提出的基于GDL的ISAR成像方法与现有的CS ISAR成像方法相比, 能够获得更高的图像重建质量。

1 基于组字典学习的ISAR成像方法

使用GDL技术来寻找目标场景的最优稀疏表示。将具有自相似性的非同一局部的图像块聚类,

并用于构建图像块组; 构建好的图像块组可以用于GDL; 学习好的稀疏变换组字典可以捕获待重建目标场景的稀疏性和非局部特征, 提高图像的重建质量。

1.1 图像块组的构建

所提出成像方法的稀疏表示单元是图像块组, 因此给出了构建图像块组的具体操作步骤。

首先使用操作 F_k 从 $\sigma_k \in \mathbf{C}^{n_p}$ 中提取图像块 $\sigma_k \in \mathbf{C}^{n_p}$ ($k=1, 2, \dots, n$), 每个图像块大小为 $\sqrt{n_p} \times \sqrt{n_p}$, 图像块之间存在重叠。对于每个图像块 $\sigma_k \in \mathbf{C}^{n_p}$, 使用欧几里德距离作为衡量该图像块与其他图像块之间相似性的标准, 并利用 $L \times L$ 搜索窗口在图像块序列中搜索出与该图像块相匹配的 c 个最佳图像块。然后, 将 σ_k 的 c 个最佳图像块堆叠成矩阵, 表示为 $\sigma_{Gk} \in \mathbf{C}^{n_p \times c}$, $\sigma_{Gk} = [\sigma_{Gk \otimes 1}, \sigma_{Gk \otimes 2}, \dots, \sigma_{Gk \otimes c}]$ 。最后给出每个图像块组学习好的字典 $D_k \in \mathbf{C}^{(n_p \times c) \times m}$ ($m=\min(n_p, c)$), 进而 σ_{Gk} 可以稀疏表示为 $w_k = D_k^T \sigma_{Gk}$, 其中 $w_k \in \mathbf{C}^{m \times 1}$ 是组域中 σ_{Gk} 的稀疏表示。为了简单描述图像块组的概念, 定义

$$\sigma_{Gk} = F_{Gk}(\sigma) \quad (1)$$

式中: $F_{Gk}(\cdot)$ 为提取图像块组的算子。

需要注意的是, 每一个图像块 σ_k 都属于相应的图像块组 σ_{Gk} , 且图像块组 σ_{Gk} 的构造准确地利用了图像的自相似性。

1.2 稀疏模型

基于DL的成像问题表示为

$$\min_{\sigma} \sum_{k=1}^n \|D_k^T \sigma_{Gk}\|_0 \quad \text{s.t. } G_s = \Psi \sigma \quad (2)$$

引入 l_0 范数来实现更稀疏的表示, 令 $w_k = D_k^T \sigma_{Gk}$, 用 $w_\sigma \in \mathbf{C}^{n \times m}$ 表示所有 w_k 的集合, 即 $w_\sigma = [w_1^T, w_2^T, \dots, w_n^T]^T$ 。因此, ISAR场景重建问题可以转化为

$$\min_{\sigma} \sum_{k=1}^n \|w_k\|_p \quad \text{s.t. } G_s = \Psi \sigma \quad (3)$$

引入正则化参数 λ , 式(3)可表示为

$$\min_{\sigma} \frac{1}{2} \|\Psi \sigma - G_s\|_2^2 + \lambda \|w_\sigma\|_0 \quad (4)$$

采用ISTA算法求解式(4), 具体分为以下2个迭代步骤, 即

$$r^j = \sigma^j - \rho \Psi^T (\Psi \sigma^{(j)} - G_s) \quad (5)$$

$$\sigma^{(j+1)} = \arg \min_{\sigma} \frac{1}{2} \|\sigma - r^j\|_2^2 + \lambda \|w_\sigma\|_0 \quad (6)$$

式中: ρ 为步长; j 为迭代次数; $\mathbf{r} \in \mathbf{C}^N$ 是对 $\boldsymbol{\sigma}$ 的估计。

为了降低式(6)的计算复杂度, 把 \mathbf{r} 看作 $\boldsymbol{\sigma}$ 的含有噪声的观测结果, 并且假设 $(\boldsymbol{\sigma} - \mathbf{r})$ 的各分量遵循方差为 v^2 的独立零均值分布, 得到结论如下^[16]:

$$\lim_{N \rightarrow \infty, K \rightarrow \infty} P \left\{ \left| \| \boldsymbol{\sigma} - \mathbf{r} \|_2^2 - \frac{N}{K} \right| < \epsilon \right\} = 1 \quad (7)$$

式中: $P(\cdot)$ 表示概率; N 是 $\boldsymbol{\sigma}$ 中元素的数量; $\mathbf{r}_{Gk} \in \mathbf{C}^{n_p \times c}$ 表示从 \mathbf{r} 中提取的图像块组; $K = n_p \times c \times n$ 。

根据式(7), 概率近似为 1 时有以下等式:

$$\| \boldsymbol{\sigma} - \mathbf{r} \|_2^2 = \frac{N}{K} \sum_{k=1}^n \| \boldsymbol{\sigma}_{Gk} - \mathbf{r}_{Gk} \|_2^2 + \frac{\lambda K}{N} \| \mathbf{w}_\sigma \|_0 \quad (8)$$

将式(8)代入式(6), 得到

$$\begin{aligned} \arg \min_{\sigma} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \| \boldsymbol{\sigma}_{Gk} - \mathbf{r}_{Gk} \|_2^2 + \frac{\lambda K}{N} \| \mathbf{w}_\sigma \|_0 = \\ \arg \min_{\sigma} \frac{1}{2} \sum_{k=1}^n \| \boldsymbol{\sigma}_{Gk} - \mathbf{r}_{Gk} \|_2^2 + \frac{\lambda K}{N} \sum_{k=1}^n \| \mathbf{w}_k \|_0 = \\ \arg \min_{\sigma} \sum_{k=1}^n \left(\frac{1}{2} \| \boldsymbol{\sigma}_{Gk} - \mathbf{r}_{Gk} \|_2^2 + \tau \| \mathbf{w}_k \|_0 \right) \end{aligned} \quad (9)$$

式中: $\tau = \lambda K / N$ 。

通过解决每个图像块组 $\boldsymbol{\sigma}_{Gk}$ 的子问题, 可以对式(9)有效地最小化。每个子问题表示为

$$\min_{\boldsymbol{\sigma}_{Gk}} \| \boldsymbol{\sigma}_{Gk} - \mathbf{r}_{Gk} \|_2^2 + \tau \| \mathbf{w}_k \|_0 \quad (10)$$

1.3 组字典学习

每个图像块组 $\boldsymbol{\sigma}_{Gk}$ 的字典可以从 $\boldsymbol{\sigma}_{Gk}$ 的近似估计 \mathbf{r}_{Gk} 中学习得到。首先对 \mathbf{r}_{Gk} 进行奇异值分解(SVD), 即

$$\mathbf{r}_{Gk} = \mathbf{U}_{rk} \boldsymbol{\Delta}_{rk} \mathbf{V}_{rk}^T = \sum_{i=1}^m \boldsymbol{\delta}_{rk \otimes i} \mathbf{u}_{rk \otimes i} \mathbf{v}_{rk \otimes i}^T \quad (11)$$

式中: $\boldsymbol{\Delta}_{rk} = \text{diag}(\boldsymbol{\gamma}_k)$ 是对角矩阵, $\boldsymbol{\gamma}_k = [\boldsymbol{\delta}_{rk \otimes 1}, \boldsymbol{\delta}_{rk \otimes 2}, \dots, \boldsymbol{\delta}_{rk \otimes m}]$, $\boldsymbol{\gamma}_k$ 的元素在 $\boldsymbol{\Delta}_{rk}$ 的主对角线上; $\mathbf{u}_{rk \otimes i}$ 与 $\mathbf{v}_{rk \otimes i}$ 分别表示 \mathbf{U}_{rk} 与 \mathbf{V}_{rk} 的列向量。

定义字典 \mathbf{D}_k 的每个原子 $\mathbf{d}_{k \otimes i} \in \mathbf{C}^{n_p \times c}$, 即

$$\mathbf{d}_{k \otimes i} = \mathbf{u}_{rk \otimes i} \mathbf{v}_{rk \otimes i}^T, i = 1, 2, \dots, m \quad (12)$$

最终学习到的字典为 $\mathbf{D}_k = [\mathbf{d}_{k \otimes 1}, \mathbf{d}_{k \otimes 2}, \dots, \mathbf{d}_{k \otimes m}]$ 。

1.4 图像重建

根据文献[16]中的定理 2, 即

$$\| \boldsymbol{\sigma}_{Gk} - \mathbf{r}_{Gk} \|_2^2 = \| \mathbf{w}_k - \boldsymbol{\gamma}_k \|_2^2 \quad (13)$$

将式(13)代入式(10), 进一步简化图像重建问题, 得到

$$\min_{\mathbf{w}_k} \frac{1}{2} \| \mathbf{w}_k - \boldsymbol{\gamma}_k \|_2^2 + \tau \| \mathbf{w}_k \|_0 \quad (14)$$

根据文献[17]中的引理 2, 式(14)的近似解可以表示为

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{w}}_k &= \text{hard}(\boldsymbol{\gamma}_k, \sqrt{2\tau}) = \\ \boldsymbol{\gamma}_k \bullet l(\text{abs}(\boldsymbol{\gamma}_k) - \sqrt{2\tau}) \end{aligned} \quad (15)$$

式中: $\text{hard}(\cdot)$ 表示硬阈值运算符; “ \bullet ”表示元素内积。因此, 式(10)的近似解为

$$\tilde{\boldsymbol{\sigma}}_{Gk} = \tilde{\mathbf{D}}_k \tilde{\mathbf{w}}_k \quad (16)$$

按照上述步骤重建出每一个图像块组 $\tilde{\boldsymbol{\sigma}}_{Gk}$, 并将所有 $\tilde{\boldsymbol{\sigma}}_{Gk}$ 置于其在 $\boldsymbol{\sigma}$ 中的初始位置上。由于图像分块时存在重叠, 所以需要通过平均所有重建的 $\tilde{\boldsymbol{\sigma}}_{Gk}$ 来获得目标场景的重建图像, 即

$$\tilde{\boldsymbol{\sigma}} = \sum_{k=1}^n \mathbf{F}_{Gk}^T (\tilde{\boldsymbol{\sigma}}_{Gk}) . / \sum_{k=1}^n \mathbf{F}_{Gk}^T (\mathbf{1}_{n_p \times c}) \quad (17)$$

式中: $\mathbf{F}_{Gk}^T(\cdot)$ 是 $\mathbf{F}_{Gk}(\cdot)$ 的转置, 其可以将组放回到重建图像的第 k 个位置; “ $. /$ ”表示 2 个向量的逐元素相除; $\mathbf{1}_{n_p \times c}$ 是所有元素都是 1 的 $n_p \times c$ 矩阵。

1.5 成像算法

使用 GDL 的 CS ISAR 成像算法步骤如下:

- 1) 初始化参数, 设置初始估计值 $\boldsymbol{\sigma}^{(0)}$;
- 2) 利用 ISTA 算法, 求解测量数据的初始估计 \mathbf{r} ;
- 3) 在初始估计 \mathbf{r} 上, 利用 $L \times L$ 窗口, 搜索当前图像块的 c 个具有自相似性的图像块, 构建图像块组 \mathbf{r}_{Gk} ;
- 4) 对构建的图像块组执行 SVD 操作, 构建组字典 \mathbf{D}_k 和相应的组稀疏系数;
- 5) 重建图像 $\tilde{\boldsymbol{\sigma}}_{Gk}$, 如式(16)所示;
- 6) 返回步骤 4, 直到重建完每个图像块组 \mathbf{r}_{Gk} ;
- 7) 返回步骤 2, 直到达到最大迭代次数;
- 8) 将所有重建的图像块组 $\tilde{\boldsymbol{\sigma}}_{Gk}$ 置于提取未知, 并且计算图像块组的均值, 重建出图像 $\boldsymbol{\sigma}$ 。

2 实测数据处理验证

使用带 10 dB 噪声的仿真 ISAR 数据与实测的 ISAR 数据验证本文提出的基于 GDL 的 ISAR 成像方法的性能。

卫星仿真数据是利用卫星工具包(satellite tool kit, STK)生成卫星轨道数据进行回波模拟得到的。

飞机与舰船目标数据均为实测数据,前者是C波段雷达数据,发射信号带宽为400 MHz;后者是岸基X波段雷达数据,发射信号带宽是80 MHz。使用基于全局熵最小化的距离对准方法^[18]和改进的相

位梯度自聚焦方法(phase gradient autofocus, PGA)^[19]进行运动补偿。本文所使用的2组欠采样实测数据集的具体参数见表1。

表1 数据集参数

Tab. 1 Parameters of data sets

数据集	原始大小(距离向×方位向)	降采样率/%	图像块尺寸	图像块步长	搜索窗尺寸	搜索块
卫星	224×112	25	8×8	3	16×16	65
飞机	96×96	25	6×6	3	10×10	65
舰船	96×96	25	6×6	3	10×10	65

2.1 成像质量评价指标

为了更好地评估本文成像方法的图像重建质量,使用2种图像评价性能指标来客观评价图像质量^[20-21],一种是基于“真值”的评价指标,另一种是传统的图像质量评价指标。基于“真值”的评价指标用来评估目标散射点的位置和幅度重建的准确性,而传统的图像质量评价指标主要用来评估重建图像的重建质量。

基于“真值”的评估比较的是原始或参考图像(其表示“真值”图像)与重建图像之间的差别。本文使用聚焦质量好的全数据RD图像作为“真值”图像。

基于“真值”的评估指标有虚警(false alarm,

FA)和相对均方根误差(relative root mean square error, RRMSE)。FA用于评估错误重建的散射体,RRMSE用于测量场景中所有散射体幅度的重建误差。传统的图像质量评估指标主要有杂波比(target to clutter ratio, TCR)、图像熵(image entropy, ENT)和图像对比度(image contrast, IC)。

2.2 成像结果

在仿真回波数据中加入信噪比为10 dB的高斯白噪声,采用全数据RD方法、在线DL和离线DL成像方法^[11]、GDL方法获得的卫星成像结果如图1所示,飞机成像结果如图2所示,舰船成像结果如图3所示。

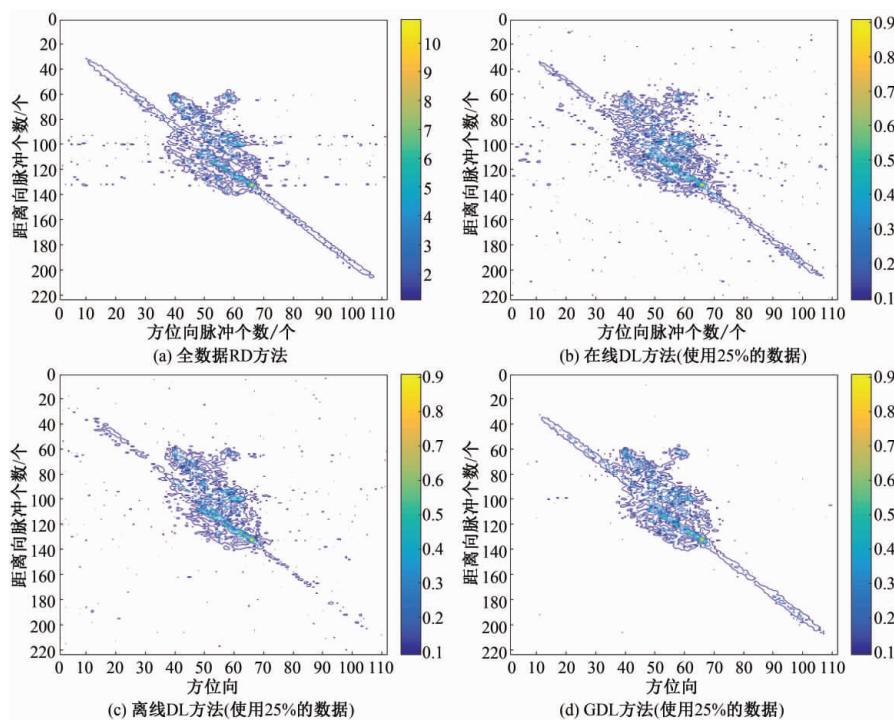


图1 卫星目标成像结果

Fig. 1 Satellite data imaging results based on different methods

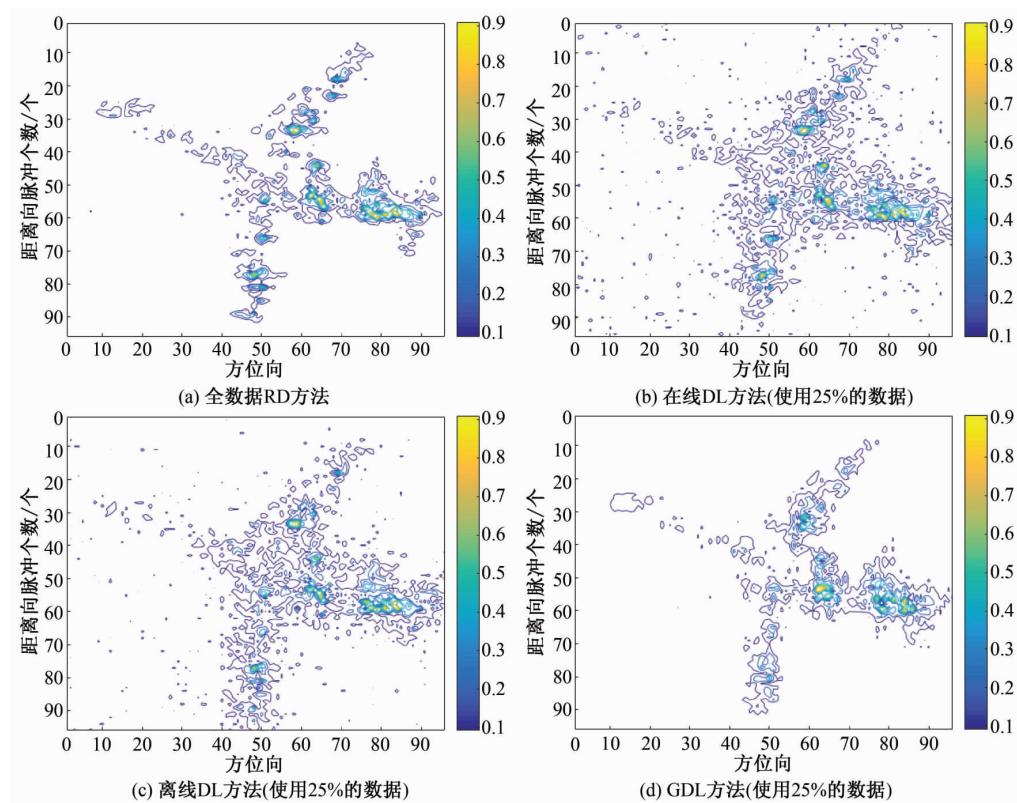


图 2 飞机目标成像结果

Fig. 2 Plane data imaging results based on different methods

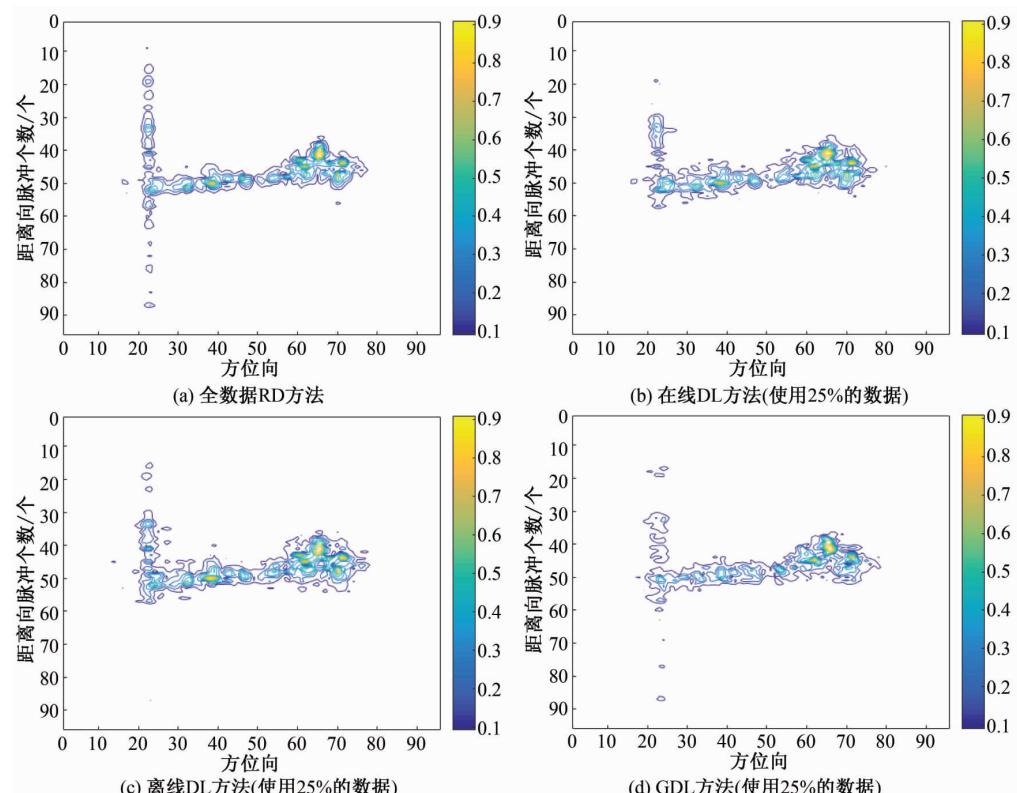


图 3 舰船目标成像结果

Fig. 3 Ship data imaging results based on different methods

对比图 1、2 和 3 可知,与基于在线 DL 和离线 DL 方法结果相比,本文提出的基于 GDL 的 ISAR 成像方法能够获得质量更佳的成像结果,成像轮廓更好,目标更清晰,虚假散射点更少。与传统 RD 方法相比,本文方法采用 25% 的原始数据进行成像,成像结果接近使用全数据获得的结果,但使用的数据量少,有利于数据的后续处理。

使用 2.1 节所述的评价指标对本文中各种方法重建的图像进行定量评价,结果见表 2。FA 指标中,GDL 方法成像结果的 FA 最小,这意味着基于 GDL 的 ISAR 成像方法重建的结果具有最少的虚假散射点。RRMSE 指标中,GDL 成像方法的 RRMSE 最小,表明采用该方法具有最小的幅度重

建误差。对比 TCR, ENT 和 IC 指标可以发现,GDL 成像方法能够更准确地重建目标区域散射点的位置,这与对图 1、2 和 3 中的分析结果一致,且 GDL 方法重建的目标图像对比度更高,优于基于 DL 成像方法的重建结果。从运算时间统计结果可知,GDL 成像方法的计算效率也有所提升,这主要是由于 GDL 方法的字典学习环节采用 SVD 方法实现,其中没有过多的迭代过程,缩短了字典学习的时间,从而提高了最终 GDL 方法的运算效率。综合分析 3 组数据可得,在带有噪声的仿真数据与实测数据的测试中,本文方法均能获得较好的成像质量与较高的计算效率,具有较好的鲁棒性。

表 2 图像质量定量评价结果

Tab. 2 Image evaluation results

方法	卫星			飞机			舰船		
	在线 DL	离线 DL	GDL	在线 DL	离线 DL	GDL	在线 DL	离线 DL	GDL
FA	415.000 0	327.000 0	193.000 0	815.000 0	692.000 0	526.000 0	273.000 0	265.000 0	222.000 0
RRMSE	0.307 6	0.285 9	0.208 8	0.547 2	0.513 0	0.471 1	0.869 7	0.823 2	0.581 5
TCR	51.699 5	53.577 2	58.761 9	30.535 7	31.519 8	37.448 8	41.133 3	39.829 3	42.249 1
ENT	6.646 0	6.601 6	6.399 5	6.107 0	6.027 8	5.748 2	5.523 4	5.485 3	5.240 2
IC	7.535 6	7.662 0	8.719 5	6.327 6	6.463 6	7.358 1	7.459 2	7.628 7	9.209 0
时间/s	33.255 5	14.904 0	10.226 5	25.336 2	8.205 5	6.369 9	20.664 1	6.545 6	5.942 3

3 结论

本文提出了一种基于 GDL 的 ISAR 成像方法。结合了目标图像的稀疏性和目标内部散射率特征的自相似性,通过学习图像块组字典,获得更准确的稀疏表示,继而获得比现有的基于图像块字典学习成像方法更好的结果。实测 ISAR 数据处理结果表明,与现有的基于 DL 的成像方法相比,本文提出的基于 GDL 的 ISAR 成像方法可以获得更好的成像结果和更高的计算效率。

分析本文的研究结果可以发现,仅利用欧式距离作为准则来衡量非同一局部的图像块之间的依赖关系过于简单。在后续的研究中,可以考虑引入图谱理论,利用图谱理论中更准确的图模型挖掘出不同图像块之间更深层次的关系,构建出鲁棒性更强的字典学习算法和 ISAR 成像算法,进一步提升 GDL 方法的性能。

参考文献

- [1] DONOHO D L. Compressed sensing[J]. IEEE Transactions on Information Theory, 2006, 52(4): 1289-1306.
- [2] BARANIUK R, STEEGHS P. Compressive radar imaging[C]//2007 IEEE International Radar Conference. 2007:128-133.
- [3] ENDERJ H G. On compressive sensing applied to radar[J]. Signal Processing, 2010, 90(5):1402-1414.
- [4] ENDERJ H G. Autofocusing ISAR images via sparse representation[C]//European Conference on Synthetic Aperture Radar. 2012:203-206.
- [5] WANG L, LOFFELD O, MA K, et al. Sparse ISAR imaging using a greedy Kalman filtering approach[J]. Signal Processing, 2017, 138(C):1-10.
- [6] TOMEI S, BACCI A, GIUSTI E, et al. Compressive sensing-based inverse synthetic radar imaging from incomplete data[J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2016, 10(2):386-397.

- [7] CETIN M, KARL W C. Feature-enhanced synthetic aperture radar image formation based on nonquadratic regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(4):623-631.
- [8] SAMADI S, CETIN M, MASNAJAD-SHIRAZI M A. Sparse representation-based synthetic aperture radar imaging[J]. IET Radar Sonar & Navigation, 2011, 5(2):182-193.
- [9] SOGANLUI A, CETIN M. Dictionary learning for sparsity-driven SAR image reconstruction[C]//IEEE International Conference on Image Processing. 2014: 1693-1697.
- [10] AHARON M, ELAD M, BRUCKSTEIN A. K-SVD: an algorithm for designing overcomplete dictionaries for sparse representation[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [11] HUC Y, WANG L, LOFFELD O. Inverse synthetic aperture radar imaging exploiting dictionary learning [C] //IEEE Radar Conference. 2018: 1-5.
- [12] ZHANG J, ZHAO D B, GAO W. Group-based sparse representation for image restoration[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23 (8): 3336-3351.
- [13] DONG W S, ZHANG L, SHI G M, et al. Image deblurring and super-resolution by adaptive sparse domain selection and adaptive regularization[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 20 (7): 1838-1857.
- [14] MAIRAL J, BACH F, PONCE J, et al. Non-local sparse models for image restoration [C]//IEEE International Conference on Computer Vision. 2010:2272-2279.
- [15] BECK A, TEBOULLEM. A fast iterative shrinkage-thresholding algorithm for linear inverse problems [J]. Siam Journal on Imaging Sciences, 2009, 2(1): 183-202.
- [16] ZHANG J, ZHAO D, JIANG F, et al. Structural group sparse representation for image compressive sensing recovery[C]//IEEE Data Compression Conference. Snowbird: IEEE, 2013: 331-340.
- [17] ZHANG J, ZHAO D, ZHAO C, et al. Image compressive sensing recovery via collaborative sparsity [J]. IEEE Journal on Emerging & Selected Topics in Circuits & Systems, 2012, 2(3): 380-391.
- [18] ZHU D, WANG L, YU Y, et al. Robust ISAR range alignment via minimizing the entropy of the average range profile[J]. IEEE Geoscience & Remote Sensing Letters, 2009, 6(2): 204-208.
- [19] WANG L. Study on ship imaging using SAR real data[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2007, 29(2): 401-404.
- [20] BACCI A, GIUSTI E, CATALDO D, et al. ISAR resolution enhancement via compressive sensing: a comparison with state-of-the-art SR techniques[C]// International Workshop on Compressed Sensing Theory and Its Applications to Radar, Sonar and Remote Sensing. 2016: 227-231.
- [21] WANG L, LOFFELD O. ISAR imaging using a null space ℓ_1 minimizing Kalman filter approach[C]// International Workshop on Compressed Sensing Theory and Its Applications to Radar, Sonar and Remote Sensing. 2016: 232-236.

(本文编辑:应振华)