

# 图像域信息融合的序列化正交匹配追踪 SAR 属性散射中心提取

龙 波, 王 峰\*

(复旦大学 信息科学与工程学院 电磁波信息科学教育部重点实验室, 上海市 200433)

**摘要:** 针对合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 图像中属性散射中心模型 (Attributed Scattering Center Model, ASCM) 参数估计复杂度高的问题, 提出了一种融合图像域信息的稀疏表示参数估计方法。首先, 利用改进的分水岭算法将不同区域的散射中心进行分割。然后, 基于分割结果, 将频率域稀疏表示字典进行解耦拆分, 提出序列化正交匹配追踪 (Serialized Orthogonal Matching Pursuit, SOMP) 进行散射中心参数估计, 从而降低算法复杂度。结合仿真数据和 MSTAR 实测数据, 验证了该方法参数提取的有效性和效率, 并分析了理论复杂度优化情况。结果表明, 该方法可以在和普通的正交匹配追踪算法取得相近的结果的前提下, 较大程度地减小算法的时间和空间复杂度, 可用于对 SAR 图像的高效属性散射中心参数提取。

**关 键 词:** 合成孔径雷达; 属性散射中心; 图像分割; 稀疏表示; 序列化正交匹配追踪

**中图分类号:** TP7 **文献标识码:** A

## Serialized orthogonal matching pursuit fusing image domain information for attributed scattering center extraction in SAR images

LONG Bo, WANG Feng\*

(Key Laboratory for Information Science of Electromagnetic Waves (Ministry of Education), School of Information Science and Technology, Fudan University, Shanghai 200433, China)

**Abstract:** Aiming to address the issue of high complexity in estimating the parameters of the attributed scattering center model (ASCM) in synthetic aperture radar (SAR) images, a sparse representation parameter estimation method that integrates information from the image domain is proposed. Firstly, the improved watershed algorithm is used to segment the scattering centers of different regions. Subsequently, based on the segmentation results, the frequency domain sparse representation dictionary is decoupled and applied in a serialized manner for scattering center parameter estimation using orthogonal matching pursuit to reduce algorithm complexity. Based on simulated data and measured MSTAR data, the effectiveness and efficiency of the proposed parameter extraction method were validated, and the optimization of theoretical complexity was analyzed. The results indicate that this method can significantly reduce the time and space complexity of the algorithm while achieving results close to those of the conventional orthogonal matching pursuit algorithm. The proposed method can be used for the efficient extraction of scattering center parameters in SAR images.

**Key words:** synthetic aperture radar, attributed scattering center, image segmentation, sparse representation, serialized orthogonal matching pursuit

### 引言

高分辨率合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 图像广泛用于目标识别等任务, 散射中心

是 SAR 图像中的基本特征<sup>[1]</sup>。在高频区, 雷达目标的响应可以表示为各个散射中心的响应之和<sup>[2]</sup>。结合散射中心特征进行目标表征可以提升高分辨率 SAR 图像的识别效果<sup>[3-4]</sup>。属性散射中心模型 (at-

收稿日期: 2024-03-27, 修回日期: 2024-04-15

Received date: 2024-03-27, Revised date: 2024-04-15

基金项目: 国家自然科学基金 (61991421); 上海市自然科学基金 (20ZR1406300)

Foundation items: Supported by the National Natural Science Foundation of China (61991421); the Natural Science Foundation of Shanghai (20ZR1406300)

作者简介 (Biography): 龙波 (2000-), 男, 湖南常德人, 硕士研究生, 主要研究领域为雷达成像与空间目标感知。E-mail: longb21@m.fudan.edu.cn

\* 通讯作者 (Corresponding author): E-mail: fengwang@fudan.edu.cn

tributed scattering center model, ASCM)建模了丰富的几何信息<sup>[5]</sup>,近年来,基于 ASCM 特征和深度神经网络融合的自动目标识别(automatic target recognition, ATR)成为研究热点,高效而准确地提取 SAR 图像中的属性散射中心参数成为重要需求<sup>[6-7]</sup>。

由于 ASCM 模型复杂且参数维度较高,提取 ASCM 参数是一个高维非线性参数估计问题,计算复杂度高<sup>[8]</sup>。常用的 ASCM 参数提取方法包括图像域方法和频率域方法两类<sup>[9]</sup>。图像域方法基于成像结果数据,而频率域方法基于频率-方位角数据进行参数估计。其中,频率域方法常通过求解基于稀疏表示的约束优化问题<sup>[9-12]</sup>或构建贝叶斯学习方法<sup>[13-14]</sup>来估计 ASCM 参数。频率域方法的优点在于无需进行参数初始化和模型定阶。但是由于参数空间大,所构建的字典维度高,使用正交匹配追踪算法(orthogonal matching pursuit, OMP)时,计算量和内存空间需求较大<sup>[10]</sup>,使用贝叶斯学习方法也有类似的计算复杂的问题<sup>[13]</sup>。图像域方法则常依赖于散射中心精确分割和最大似然估计<sup>[15]</sup>,其参数估计精度受到分割和参数初始化精度的影响,还存在能量泄露等问题<sup>[16]</sup>。近期,基于遗传算法等启发式的参数优化算法<sup>[17-18]</sup>和结合神经网络的方法<sup>[7,19]</sup>也被提出,分别应用在图像域和频率域数据中。启发式算法的迭代寻优复杂,而基于神经网络的算法通常存在参数提取精度不高或建模的参数种类有限的问题,有待进一步发展。图像域的散射中心响应存在局部性和稀疏性,这为图像域方法提供了散射中心解耦估计<sup>[16]</sup>和缩小参数空间的路径。为了保留频率域方法的精度,同时降低其复杂度,已有相关算法被提出。Liu Hong-Wei 等和 Yang Yue 等分别通过交替优化和分层模式减小了参数空间维度<sup>[9-10]</sup>。Zhao Yue 等引入参数初始化和距离向解耦来减小字典维度<sup>[11]</sup>。Yang Dong-Wen 等从图像域构建了稀疏表示方法,利用散射中心在图像域的局部性和可加性来降低复杂度<sup>[20]</sup>。这些改进方法保持了稀疏表示方法的有效性,同时结合 ASCM 的特性或者图像域的先验信息,降低了算法复杂度。

受到以上文献的启发,本文将图像域信息融入频率域稀疏表示方法中,针对 SAR 图像中属性散射中心的高效提取问题,提出了一种图像域局部散射区域先验和频率域方法融合的序列化的正交匹配追踪算法(serialized OMP, SOMP)。一方面,基于散射中心的局部性和稀疏性,提出改进的分水岭算

法,将 SAR 图像分解为满足要求的若干局部散射中心区域;另一方面,基于图像域局部散射区域的先验信息,动态地生成局部稀疏表示字典,序列化地应用 OMP 算法。具体来说,通过参数交替优化<sup>[21]</sup>,从图像域中初始化位置参数,基于图像域的局部散射区域信息分解字典,更新全局残差,从而降低字典维度,进而减小算法的内存需求和冗余计算量,可以在保持算法参数估计精度的同时较大程度地减少复杂度。

实验表明,所提出的改进的分水岭算法可以获得合理的局部散射区域分割结果,应用 SOMP 算法,可以在电磁仿真数据及 MSTAR 数据上取得准确的 ASCM 提取结果。对比普通 OMP 算法<sup>[10]</sup>,运行时间和内存占用大幅减小。不同参数配置下的算法理论复杂度和实际运行性能对比进一步验证了改进算法的效率。

## 1 原理与方法

### 1.1 属性散射中心响应行为分析

属性散射中心(Attributed Scattering Center, ASC)用一个统一的高频近似参数化模型表示基本散射体的散射场

$$E(f, \varphi; \theta) = A \cdot \left( j \frac{f}{f_c} \right)^\alpha \cdot \exp \left( \frac{-j4\pi f}{c} (x \cos \varphi + y \sin \varphi) \right) \cdot \text{sinc} \left( \frac{2\pi f}{c} L \sin(\varphi - \bar{\varphi}) \right) \cdot \exp(-2\pi f \gamma \sin \varphi) \quad (1)$$

式中,频率维采样点  $f \in [f_0 - B/2, f_0 + B/2]$ ,方位维采样点  $\varphi \in [-\varphi_{\max}/2, \varphi_{\max}/2]$ ,  $f_0$  是中心频率,  $B$  是带宽,  $\varphi_{\max}$  是积累角。  $\theta = \{A, x, y, L, \bar{\varphi}, \alpha, \gamma\}$  是属性散射中心参数集合。其中,  $A$  是幅度系数,  $\{x, y, L, \bar{\varphi}\}$  的影响占主导地位,而  $\{\alpha, \gamma\}$  的影响较小<sup>[10]</sup>。各个参数的影响可总结为:

(1)  $\{x, y\}$  是位置参数,  $x$  与距离维对应,  $y$  与方位维对应。SAR 图像距离向分辨率为  $\rho_r = c/2B$ , 方位向分辨率为  $\rho_d = \lambda/2\Omega$ ,  $c$  是光速,  $\lambda$  是波长。若散射中心位置位于像素位置  $(ind_i, ind_j)$ , 那么对应的

$$\{x, y\} = \left\{ \left( ind_i - \frac{M}{2} \right) \rho_r, \left( ind_j - \frac{N}{2} \right) \rho_d \right\} \quad (2)$$

其中,  $M$  是距离向采样数,  $N$  是方位向采样数。

(2)  $\{L, \phi\}$  是分布散射中心参数,  $L$  与分布长度对应,  $\phi$  与旋转角度对应。

(3)  $\{\alpha, \gamma\}$  分别描述频率依赖性和局部散射中心的角度依赖性, 对图像域响应的影响小。

构造  $5 \times 5$  个均匀分布在成像平面上的散射中心, 在距离向上步进地增大  $L$ , 在方位向上步进地增大  $\phi$ , 得到的频域响应和图像域响应如图 1 所示, 通过后向投影 (Back Projection, BP) 成像获得图像域成像结果。

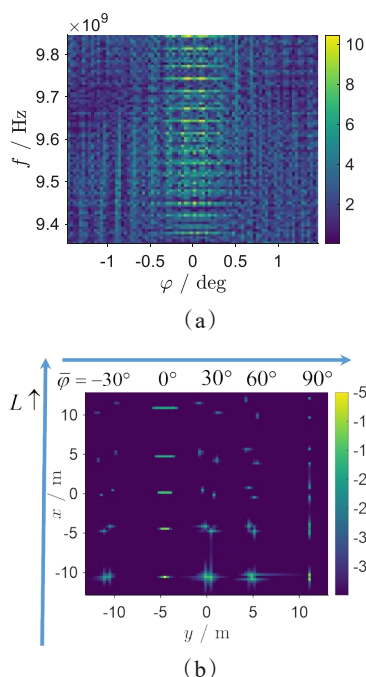


图 1 改变  $L$  参数和  $\phi$  参数为不同取值组合时的散射中心图像: (a) 频域图像; (b) 成像结果

Fig. 1 The scattering center images of different  $L$  and  $\phi$ : (a) frequency domain image; (b) imaging result

图 1 (b) 较为明显地体现了散射中心的  $\{x, y, L, \phi\}$  参数在成像平面的几何映射关系。图 1 (a) 则是频域响应图像。通过以上分析可以总结:  $\{x, y, L, \phi\}$  的影响占主导地位; 图像域散射中心分布具有稀疏性和局部性, 可用于属性散射中心估计过程的解耦分离; 图像域  $\{x, y, L, \phi\}$  参数具有明确几何意义, 可用于初始化参数。

## 1.2 融合图像域分割解耦信息的序列化正交匹配追踪算法

针对 SAR 图像属性散射中心高效提取问题, 充分利用属性散射中心在图像域的局部性和稀疏性, 在图像域将 SAR 目标区域分割为局部散射区域, 从

而在提取过程中对其解耦, 融合此信息到稀疏表示过程中, 将问题分解为序列化的局部区域的稀疏表示问题, 整体算法流程如图 2 所示, 其中图像域处理的具体过程在 1.2.1 节中详细介绍, 1.2.2 节则详细介绍频率域的序列化 SOMP 算法的流程。

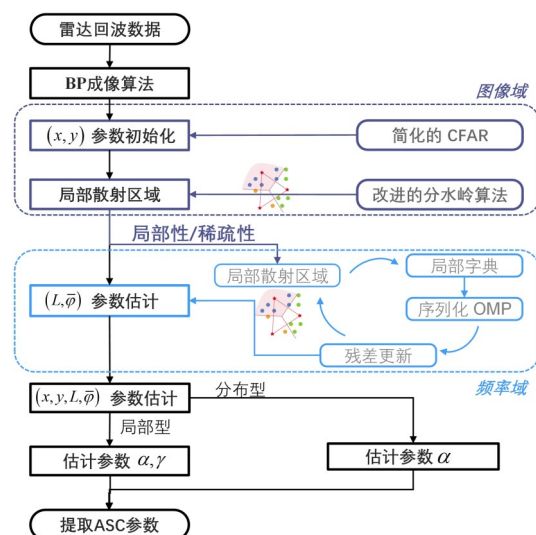


图 2 图像域信息融合的序列化正交匹配追踪算法整体流程

Fig. 2 Flowchart of ASC extraction based on serialized orthogonal matching pursuit fusing image domain information

图 2 说明了整体流程, 即基于交替优化思想<sup>[21]</sup>, 首先利用图像域信息初始化  $\{x, y\}$ , 接着使用改进算法分割局部散射区域, 然后利用频率域的数据和方法逐局部区域对  $\{L, \phi\}$  进行优化, 最后再估计  $\{\alpha, \gamma\}$  参数。

### 1.2.1 图像域参数初始化和局部散射区域分割

根据 1.1 节的分析, 使用图像域信息来初始化要提取的散射中心的  $\{x, y\}$  参数。具体是先对 SAR 散射回波进行 BP 成像, 再使用简化的 CFAR (simplified collaborative forecast and replenishment, SC-FAR)<sup>[22]</sup>, 根据图像背景噪声自适应地选取阈值  $I_{thr}$ , 分割出目标前景, 将目标前景区域映射为  $\{x, y\}$  的参数集合, 即

$$ind = \arg \max_{ind} I_{BP}(ind) > I_{thr}, \quad (3)$$

其中  $I_{BP}$  是输入 SCFAR 算法的 BP 成像结果,  $I_{thr}$  是自适应的阈值,  $ind = (ind_i, ind_j)$  是目标区域的像素坐标, 将  $ind$  代入式 (2), 可得到由  $\{x, y\}$  组成的初始化参数集合  $\Theta_1$ 。

在初始化参数集合  $\Theta_1$  的基础上, 进一步估计



$\{L, \phi\}$  参数。基于属性散射中心在图像域的局部性和稀疏性,将 SAR 图像目标散射区域进一步分解为若干局部散射区域,从而将  $\Theta_l$  分解为  $\Theta_{l,i}$ , 其中  $i = 1, 2, \dots, C$ ,  $C$  是局部散射区域的个数。提出使用改进的分水岭算法进行目标区域 SAR 图像的分割,解决普通分水岭算法容易出现分割过度的问题。

改进的分水岭算法的输入是 SAR 幅值图像  $I$ , 输出是目标散射区域的像素标签,每个标签代表了一个局部区域。通过将分水岭算法标记过程分为峰值 0~3dB 阶段和 -3~20dB 阶段、局部峰值合并和配对峰值合并、限制最大分割数量等操作来缓解普通分水岭算法的缺点。其中,基于 ASCM 的图像域响应特性<sup>[23]</sup>,将标记过程分为两个阶段,可以避免属于同一散射中心的两个峰值被错误分开,同时将 -3~20 dB 阶段的像素归属于 0~3dB 阶段的分割标签,避免分割过度。其主要包含以下 5 个步骤。

(1) 步骤 1: 获取输入 SAR 图像  $I$  的当前峰值  $p_m$ , 对  $p_m$  的 -3 dB 区域内的像素进行标记。标记是指按幅值从大到小依次赋予每个像素一个标签  $X$ 。初始化当前标记值  $l_n = 1$ , 每标记一个新的标签值,则更新  $l_n = l_n + 1$ 。标签的取值根据待标记像素的 8 邻域情况而定,可分为图 3 所示的三种情况。

(a) 8 邻域像素均还未被标记,则标记为  $X = l_n$ ;

(b) 8 邻域像素已存在被标记的像素,且都为相同的  $l_i$ , 则  $X = l_i$ ;

(c) 8 邻域像素已存在被标记的像素,且存在多种标记值,则  $X = \min\{l_1, l_2, l_3, \dots\}$ 。

(2) 步骤 2: 对 0~3 dB 区域的峰值进行合并,包含两类情况。

(a) 局部峰值合并: 0~3 dB 区域的不同标记峰值是连通的,则合并。

(b) 配对峰值合并: 按峰值由高到低对峰值两两进行判断,如果 0~3 dB 区域的幅值相邻的两峰值同时空间位置也满足一定的邻近条件,则合并。

(3) 步骤 3: 对峰值 -3~20 dB 区域内的像素进行标记。也分为图 3 中的三种情况。但在图 3(a) 情况下,不标记,另外两种情况的处理不变。

(4) 步骤 4: 取出标记为 1 的区域,记录为一个局部散射区域,将  $I$  中该部分的像素置零。如满足终止条件( $I$  中目标区域像素已经全为零,或达到最大分割次数),则停止,否则回到步骤(1)。

(5) 步骤 5: 对未分割的前景区域像素进行最近邻分类。

经过以上改进的分水岭算法,可以将图像域的目标区域分解为若干局部散射区域  $cls_i, i = 1, 2, \dots, C$ , 相应的  $\{x, y\}$  参数集合为

$$\Theta_{l,i} = \{(x, y) \in cls_i\}, i = 1, 2, \dots, C \quad (4)$$

基于此,可以在频率域稀疏表示方法中对参数字典进行降维,对  $\Theta_{l,i}$  逐个局部区域构造动态字典,实现序列化的 OMP,即 SOMP 算法。

### 1.2.2 频率域序列化正交匹配追踪

复杂目标的总后向散射场可以表示为若干属性散射中心的叠加,考虑数据获取时的噪声,散射场  $E$  可表示为

$$E(f, \varphi) = \sum_{i=1}^P E_i(f, \varphi; \theta_i) + N \quad (5)$$

其中,  $P$  是散射中心个数,  $E_i$  是单个散射中心的散射场矩阵,  $N$  是噪声矩阵。目标散射场在 ASC 参数空间中具有稀疏性,总散射场矢量  $s$  表示为一个散射原子字典  $D$  和一个只有稀疏非零值的向量  $\sigma$  的乘积

$$s = D(\Theta)\sigma + n \quad (6)$$

其中  $s$  是散射场  $E$  的向量化形式,  $\Theta$  是一系列参数  $\theta = \{x, y, L, \phi, \alpha, \gamma\}$  组成的集合,  $D$  中的每一列都是一个与  $\Theta$  中的一个参数组合相对应的单个散射中心的归一化向量,  $\sigma$  是一个稀疏向量。求解  $\sigma$  即可得到属性散射中心的估计结果。可通过求解如下 L0 约束优化问题来得到估计的  $\hat{\sigma}$

$$\hat{\sigma} = \arg \min_{\sigma} \|\sigma\|_0, \quad \text{s.t.} \|s - D(\Theta)\sigma\|_2 \leq \varepsilon, \quad (7)$$

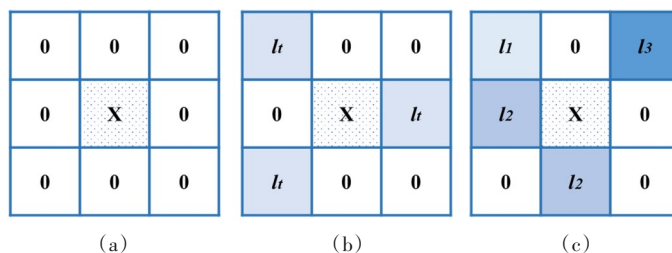


图3 待标记像素点8邻域的三种情况

Fig. 3 Three cases of the 8-neighborhood of the pixel to be marked

其中,  $\|\cdot\|_0$  和  $\|\cdot\|_2$  分别代表 L0 范数和 L2 范数。正交匹配追踪(OMP)是用于解决 L0 优化问题的一种常用方法。普通的 OMP 算法对于待估计的参数空间, 如  $\{x, y, L, \phi\}$ , 构建一个大的冗余字典, 通过内积匹配最大的字典原子, 进行迭代求解。其问题在于, 属性散射中心模型的参数维度大, 在待估计的参数多、字典网格细而 SAR 图像两方向的采样数大时, 很容易造成复杂度过高, 字典内存占用过大的问题。文献[9]和[10]中通过交替优化和分层模式的方式减少 OMP 的复杂度。本文进一步通过融合图像域的局部稀疏性, 将 OMP 字典进行解耦拆解, 构建序列化的 SOMP, 从而减少算法的时间和空间复杂度。所提出的 SOMP 算法的具体流程如图 4 所示。下面具体给出 SOMP 中各个步骤的过程。

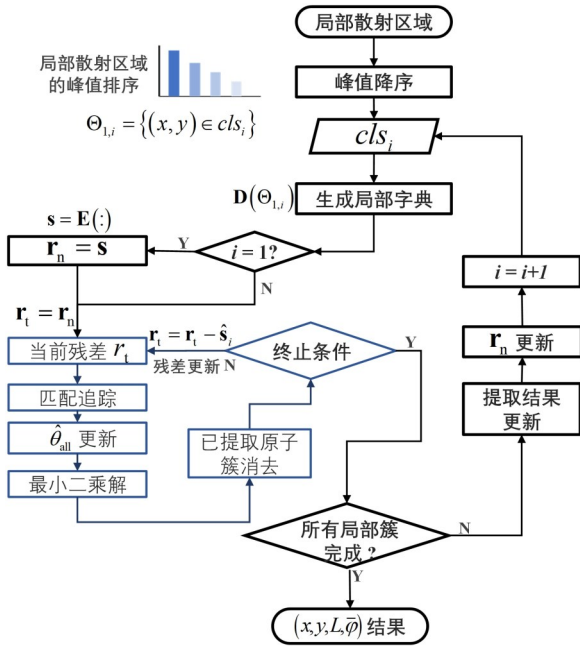


图4 SOMP算法流程

Fig. 4 Flowchart of SOMP algorithm

如图4框图前两步所示, 将各区域按照区域内峰值的降序排列, SOMP算法的输入是原始散射场矢量  $s$ ,  $\Theta_{1,i}$  是当前最大峰值所在局部区域的  $\{x, y\}$  参数集。设置构造稀疏表示字典时所用的参数,  $L, \phi$  的网格精度为  $\Delta L$  和  $\Delta \phi$ , 最大值为  $L_{\max}$ ,  $\phi_{\max}$ , 最小值为  $\phi_{\min}$ 。停止提取的条件为提取的散射中心原子占原始散射场总能量的比率小于  $\eta$ , 或者达到最大提取个数  $n_{\max}$ 。SOMP 维护一个总的残差矢量  $r_n$ , 其等于原始散射场矢量  $s$  减去各个已经进行了

SOMP 提取的  $\Theta_{1,i}$  中所提取出来的散射场矢量之和。维护总的参数提取结果集合  $\hat{\theta}_{\text{all}}$ , 总的提取散射中心的能量占比序列  $\delta_{\text{all}}$ , 总的散射中心幅值序列  $\sigma_{\text{all}}$ , 它们都初始化为空。逐个  $\Theta_{1,i}$  地构造局部散射区域的动态局部字典, 序列化地进行正交匹配追踪参数估计。某个局部区域  $\Theta_{1,i}$  的单次 SOMP 的流程为:

(1) 初始化, 迭代序号  $k = 1$ , 当前残差  $r_t = r_n$ , 已提取参数集合  $\hat{\theta} \neq \emptyset$ , 能量占比  $\delta_0 = 0, \delta_1 = 1$ 。

(2) 参数集合生成

$$\Theta = \left\{ (x_j, y_j, L_q, \bar{\phi}_q) \mid \text{for } (x_j, y_j) \text{ in } \Theta_{1,i} \text{ for } (L_q, \bar{\phi}_q) \text{ in } \Theta_{L, \bar{\phi}} \right\}, \quad (8)$$

其中,  $\Theta_{L, \bar{\phi}} = \text{meshgrid}(0: \Delta L: L_{\max}, \bar{\phi}_{\min}: \Delta \bar{\phi}: \bar{\phi}_{\max})$ ,  $\text{meshgrid}(\cdot)$  是从两个矢量生成二维网格的操作。

(3) 参数字典生成,  $\Theta \rightarrow D(\Theta)$ 。即根据  $\Theta$  中的每个参数组合, 按照式(1)生成散射场, 并转换为归一化矢量, 作为字典  $D$  的一列。故字典  $D$  是一个二维矩阵, 行数等于  $M \times N$ ,  $M$  是频率维采样数,  $N$  是方位维采样数, 列数等于  $\Theta$  中的元素个数, 与图4中生成局部字典步骤对应。

(4) 正交匹配追踪迭代, 与图4中浅蓝色步骤框所组成的内循环相对应。当同时满足  $\delta_k - \delta_{k-1} > \eta$  且  $k < n_{\max}$  时, 计算

$$c = D^H(\Theta) \cdot r \quad (9)$$

其中  $(\cdot)^H$  代表共轭转置。取出内积最大原子的索引  $\hat{i}_k = \arg \max_i |c_i|$ , 更新提取结果  $\hat{\theta} = \hat{\theta} \cup \Theta_{1,i_k}$ , 其中  $|\cdot|$  是取绝对值,  $c_i$  是  $c$  的第  $i$  个元素, 与参数集中的第  $i$  个参数组合  $\Theta_{1,i}$  相对应。

计算

$$\sigma = D(\hat{\theta})^\dagger \cdot s \quad (10)$$

得到

$$\hat{s} = D(\hat{\theta}) \cdot \sigma \quad (11)$$

更新  $r_t = r_t - \hat{s}$ , 更新  $\delta_k = \hat{s}^H \cdot \hat{s} / (s^H \cdot s)$ , 其中  $(\cdot)^\dagger$  代表 Moore-Penrose 伪逆。再将已提取的原子所在的局部原子簇消去, 即令  $D(\text{ind}_{\text{ext}}) = 0$ , 其中  $\text{ind}_{\text{ext}}$  是本次提取的原子索引  $\hat{i}_k$  所在的局部原子簇。局部原子簇是指在第(2)步中生成的全部  $\{(x_j, y_j, L_q, \bar{\phi}_q)\}$  参数所对应的原子, 其中  $\{x_j, y_j\}$  是本次提取的  $x, y$  参数值。

令  $k = k + 1$ , 判断是否仍然同时满足  $\delta_k - \delta_{k-1} > \eta$  且  $k < n_{\max}$ , 如果满足, 则继续进行步骤(4)的迭代, 直达到停止迭代条件, 此终止条件对应

图 4 中“终止条件”判断框。

表 1 六类属性散射中心

Table 1 Six type of attributed scattering centers

散射中心类型	类型	$\alpha$	$L$
平面	分布	0	$l$
二面角	分布	1	$l$
圆柱	分布	0.5	$l$
三面角	局部	1	0
帽顶	局部	0.5	0
球	局部	0	0

(5) 单次 SOMP 完成, 输出其中的提取参数集合  $\hat{\theta}$ , 幅值稀疏矢量  $\sigma$ , 散射中心能量占比  $\delta$ , 提取的散射场矢量  $\hat{s}$ 。将  $\hat{\theta}$  合并到  $\hat{\theta}_{all}$  中, 将  $\sigma$  合并到  $\sigma_{all}$  中, 将  $\delta$  合并到  $\delta_{all}$  中, 更新总的残差矢量  $r_n = r_n - \hat{s}$ 。对应图 4 中“提取结果更新”和“ $r_n$  更新”步骤。

至此, 针对一个  $\Theta_{l,i}$  的 SOMP 过程结束, 可以继续对下一个  $\Theta_{l,i+1}$  局部区域进行属性散射中心提取, 直到所有局部区域提取完成。

在上述 SOMP 过程结束后, 最后对  $\alpha$  进行估计, 由于这里设置  $\alpha$  只取 0, 0.5, 1 三种值, 可直接计算选取。如果  $L = 0$ , 则进一步估计  $\gamma$ 。按照属性散射中心模型, 可以将提取出的散射中心分为如表 1 中的六类。

### 1.3 SOMP 算法复杂度分析

由于从初始化的  $\{x, y\}$  参数集  $\Theta_1$  进一步估计  $\{x, y, L, \phi\}$  过程所产生的计算和内存消耗在整个估计过程中占主导地位, 这里主要考虑该步骤的复杂度。计算量主要在于矩阵乘法操作所带来的复数乘法运算次数。

假设整幅图像共包含  $P$  个散射中心, 经过改进的分水岭算法分割为  $N_c$  个局部散射区域, 假设回波向量  $s$  是  $Q \times 1$  维的, 第  $i$  个局部区域中包含  $N_i$  个  $\{x, y\}$  取值。单次 SOMP 迭代过程中, 式(9)需要  $N_i \cdot Q$  次复数乘法, 式(10)需要  $pQp + p^3 + ppQ + pQ$  次复数乘法,  $p$  是当前已提取的散射中心个数。式(11)需要  $Qp$  次复数乘法, 而  $\delta_k = \hat{s}^H \cdot \hat{s} / (\hat{s}^H \cdot s)$  需要  $Q$  次复数乘法。

设从第  $i$  个局部区域提取出  $P_i$  个散射中心, 则需要的复数乘法次数为

$$Q(P_i N_i + 1/3 P_i (P_i + 1)(2P_i + 1) + P_i (P_i + 1) + P_i) \quad (12)$$

由于  $N_i \gg P_i^2 > P_i$ , 所以可以近似为需要  $QP_i N_i$  次复数乘法。

对于普通的 OMP 算法, 不分局部散射区域, 而直接对整个目标散射区域构建大字典, 需要的复数乘法次数为  $QPN_a$ ,  $N_a$  是  $\Theta_1$  初始化集合中  $\{x, y\}$  元素的总数。普通 OMP 算法需要的最大字典维数为  $Q \times N_a$ 。

对于 SOMP 算法而言, 复数乘法次数为

$$\sum_i QP_i N_i, \quad P = \sum_i P_i, \quad N_a = \sum_i N_i \quad (13)$$

SOMP 需要的最大字典维数为  $Q \times \max(N_i)$ 。理想情况下, 散射中心均匀分布在分割出的局部散射区域中, 则 SOMP 的计算量为  $QPN_a/N_c$ , 最大字典维数为  $Q \times (N_a/N_c)$ , 故 SOMP 可以将普通 OMP 的计算量和内存需求同时降低  $N_c$  倍, 并且目标场景越大, 频率维和方位维采样数越大, 性能提升越明显。

## 2 实验结果与分析

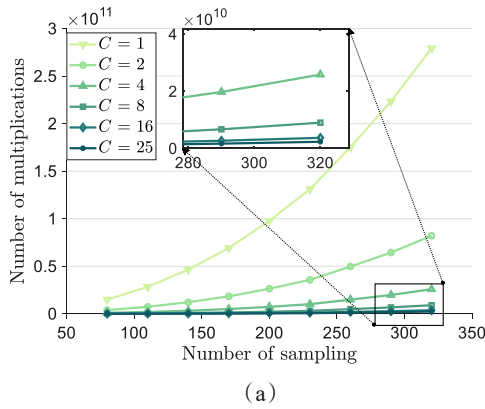
### 2.1 SOMP 序列化正交匹配追踪算法复杂度验证

为分析和验证所提出的 SOMP 算法的复杂度性能, 构造了一个由 25 个散射中心构成的合成数据场景。合成数据是通过将 ASCM 产生的若干个散射中心的散射场  $E_i$  叠加而获得的, 采用式(5)合成。仿真所用的中心频率为 10GHz, 带宽为 3 GHz, 合成角度为 17 度。频率和方位采样数以及对 SAR 图像进行局部散射区域分割的局部区域数  $C$  是实验变量。实验中发现, 随着采样数增大, 相同散射中心数量条件下, 因为场景增大, 初始化的  $\Theta_1$  中  $\{x, y\}$  元素增多。采样数从 80 步进 30 而变化到 320 的过程中,  $\Theta_1$  中  $\{x, y\}$  元素数量变化为 [185, 333, 485, 681, 993, 1 208, 1 993, 2 407, 2 879]。

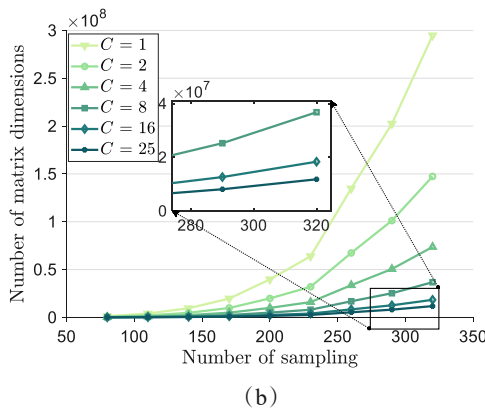
基于  $Q(P_i N_i + 1/3 P_i (P_i + 1)(2P_i + 1) + P_i (P_i + 1) + P_i)$  的未近似的复数乘法次数进行复杂度分析, 最大内存开销按  $Q \times \max(N_a)$  计算。根据理论推导得到的时间复杂度(复数乘法次数)和空间复杂度(复数矩阵维数)随采样数和局部散射区域分割数  $C$  变化的曲线如图 5(a)、(b)所示。

根据图 5, 随着采样数增大, 算法复杂度增大。局部散射区域分割数  $C$  取值越小时, 随采样数增大, 复杂度增大越明显。例如, 采样数较大时, 基于局部区域分割的 SOMP 算法 ( $C = 25$ ) 明显的优于普通





(a)



(b)

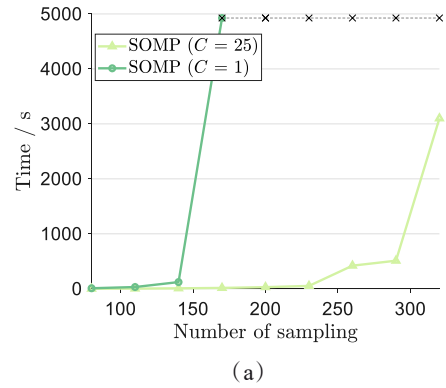
图5 理论复杂度随着频率和方位维采样数变化:(a) 复数乘法次数;(b) 复数矩阵维数

Fig. 5 Theoretical complexity under different sample number of frequency and azimuth: (a) variation of complex multiplication steps; (b) variation of the max dictionary dimension

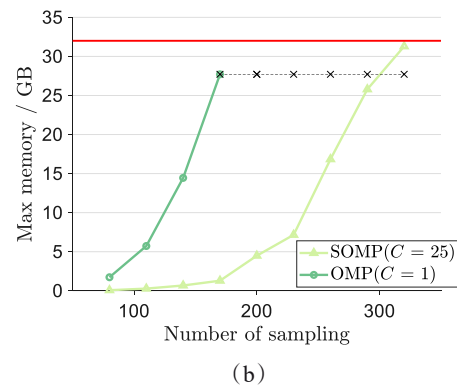
的OMP算法( $C = 1$ )。

以上是理论的算法复杂度分析。在相同的25个散射中心组成的合成散射场的场景下,采样数从80增大到320,步进为30,雷达参数不变,实际运行SOMP算法和OMP算法,进一步对比二者的运行时间和最大内存需求情况,如图6所示。实验在Windows系统下的Matlab软件中进行,CPU为Intel Core i9-10885H@2.40GHz,机器内存为32 GB。

根据图6,OMP方法随着采样数增大,实际运行时间和内存消耗迅速增大。在距离维和方位维采样数均为170时,构建的字典就超过了实验所用机器的最大内存32 GB,此时运行时间达到了近5 000 s。对比而言,SOMP方法在采样数为320时,仍能运行,而运行时间为3 000 s左右。SOMP在算法效率和实用性上具有明显优势。图6中红色线为所用机器的最大内存,标记“×”的位置



(a)



(b)

图6 不同采样数下实际算法运行复杂度:(a) 时间变化情况;(b) 最大字典内存变化情况

Fig. 6 Complexity of the actual algorithms under different sample number of frequency and azimuth: (a) variation of time; (b) variation of max dictionary memory

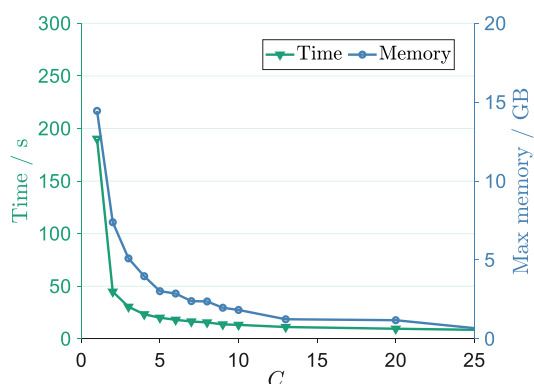
是OMP算法无法运行的情况。

固定采样数为140的条件下,设置局部散射区域数 $C$ 从1变化到25,考察分解的局部散射区域数 $C$ 取不同的值时,SOMP算法实际运行的性能,得到如图7所示的结果。

基于图7,随着分割的局部散射区域数 $C$ 的增大,SOMP算法的时间和内存消耗迅速减小,耗时从接近200 s降到10 s的以内,内存从14 GB左右降到600 MB左右。在此合成数据场景下,由于目标的局部散射区域分割正确,SOMP和OMP算法的参数估计精度接近。

## 2.2 SLICY 模型仿真数据的属性散射中心提取实验

对SLICY(an acronym for Sandia Laboratories Implementation of CYlinders, SLICY)模型的电磁仿真数据进行属性散射中心提取实验,采用的电磁计算

图7 不同局部散射区域数 $C$ 取值下实际算法运行复杂度Fig. 7 Complexity of the algorithms under different  $C$ 

工具为 BART (Bidirectional Analytic Ray Tracing, BART)<sup>[24]</sup>, SLICY 模型是由一些基元散射体组成的,如图 8(a)所示。入射波的俯仰角为  $41.4^\circ$ 。所用的仿真参数如表 2 所列。

表2 电磁仿真参数

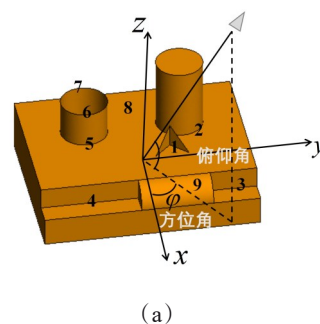
Table 2 Electromagnetic Simulation Parameters

项目	取值
频率采样	8.5G; 30 MHz; 11.5 GHz
带宽	3 GHz
角度采样	$-8.5^\circ$ ; $0.17^\circ$ ; $8.5^\circ$
积累角	$17^\circ$
采样数	$101 \times 101$

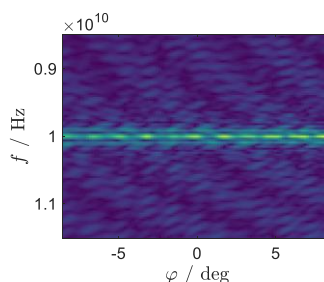
图 8(a)中的  $x$  轴方向是仿真时对应的方位角  $0^\circ$  的方向。为仿真的电磁散射数据添加 20 dB 的加性高斯白噪声。仿真得到的散射场频域响应图像和 BP 成像结果如图 8(b)、(c)所示。在图 8(a)和图 8(c)中通过数字序号标出了成像平面上散射中心和模型几何结构的对应关系。

给出改进的分水岭算法用于 SLICY 模型的电磁仿真雷达图像上时所得到的分割结果。这里和普通的分水岭算法<sup>[25]</sup>,以及常用的聚类方法如  $k$ -中心点法 ( $k$ -medoids), 高斯混合模型 (Gaussian mixture model, GMM) 和谱聚类的分解结果进行对比, 分析改进算法的优势。

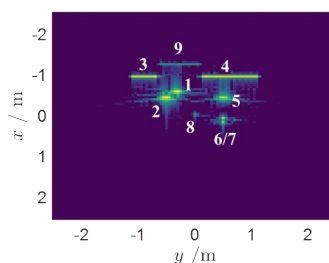
改进的分水岭分割算法对于局部散射区域的分割更为完整, 一个分割区域包含更连续的散射区域。如图 9(b)所示。图 9(c)中, 普通的分水岭算法分割过细。基于距离度量的聚类算法  $k$ -medoids 会将分布散射中心错误聚类。基于混合高斯先验和基于谱聚类的方法也存在类似问题, 如图 9(d)、(e)、(f)中红色框标出的位置。



(a)



(b)



(c)

图8 SLICY 模型及其频率域和图像域仿真结果:(a)SLICY 模型;(b)频域图像;(c)成像结果

Fig. 8 SLICY model and its frequency domain and image domain simulation results: (a) SLICY model; (b) frequency domain image; (c) imaging result

基于以上改进的分水岭的局部散射区域分割结果, 使用 SOMP 进行 ASC 提取实验, 并和普通的 OMP 算法<sup>[10]</sup>对比, 普通 OMP 算法的主要差异在于不融合局部散射区域的先验信息, 直接构建大的字典。SOMP 算法中  $n_{\max}$  根据提取的散射中心所占像素单元数, 与该局部散射区域的像素总数的关系进行限制。OMP 和 SOMP 算法中的  $\eta$  都取 0.000 5。所采用的字典网格大小相同。

OMP 和 SOMP 估计出的 ASCM 参数的结果对比如表 3 所列。OMP 和 SOMP 提取出的散射中心个数和能量占比的关系如图 10(a)所示。提取散射中心



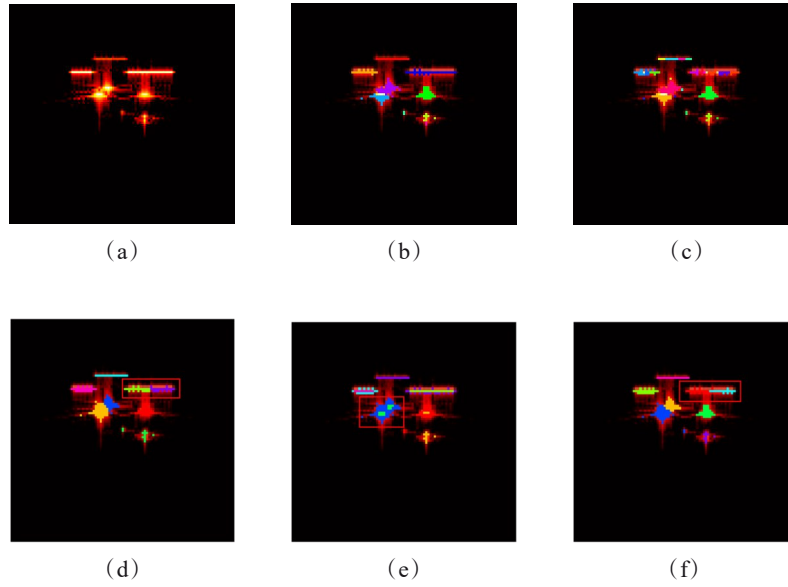


图9 不同算法的SAR图像局部散射区域分解结果:(a)原图;(b)改进的分水岭算法;(c)原始分水岭算法;(d)k-medoids;(e)GMM;(f)谱聚类

Fig. 9 Segmentation results of different algorithms: (a) original image; (b) improved watershed; (c) original watershed; (d) k-medoids; (e) GMM; (f) spectral clustering

表3 SLICY模型的OMP和SOMP算法的ASC参数提取结果对比

Table 3 ASC parameters estimation result of OMP and SOMP algorithm using SLICY simulated data

序号	方法	$x$	$y$	$L$	$\dot{\phi}$	$\alpha$	$\gamma$	类型
1	OMP	-0.580	-0.330	0.020	0.020	1	-3e-12	三面角
	SOMP	-0.580	-0.320	0.020	-0.030	1	-2e-12	三面角
2	OMP	-0.430	-0.510	0.020	0.020	0.5	-1e-11	帽顶
	SOMP	-0.430	-0.525	0.040	0.040	0.5	-6e-12	帽顶
3	OMP	-0.950	-0.890	0.180	0	1	-	二面角
	SOMP	-0.950	-0.910	0.150	0	1	-	二面角
4	OMP	-0.950	0.630	0.320	0	1	-	二面角
	SOMP	-0.950	0.640	0.320	0	1	-	二面角
5	OMP	-0.430	0.510	0.020	0.020	0.5	4e-12	帽顶
	SOMP	-0.430	0.485	0.040	0.040	0.5	1e-12	帽顶
6	OMP	0.059	0.520	0.010	-0.020	1	6e-12	三面角
	SOMP	0.070	0.505	0.010	0.070	1	2e-12	三面角
7	OMP	0.160	0.520	0	0	1	2e-12	三面角
	SOMP	0.170	0.505	0.010	0.020	1	3e-12	三面角
8	OMP	-	-	-	-	-	-	-
	SOMP	-0.030	0.020	0.020	-0.010	1	0	三面角
9	OMP	-1.250	-0.270	0.220	0	0.5	-	圆柱
	SOMP	-1.250	-0.270	0.240	0	0.5	-	圆柱

的能量占比定义为

$$\delta = \frac{\|\hat{s}\|_F}{\|s\|_F} = \frac{\hat{s}^H \cdot \hat{s}}{s^H \cdot s}, \quad (14)$$

其中,  $\hat{s}$  是重建的散射场,  $s$  是原始的散射场,  $\|\cdot\|_F$  是

矩阵的 Frobenius 范数,  $(\cdot)^H$  是共轭转置。OMP 和

SOMP 提取的散射中心的重构图像如图 10(b)、(c), 其重构散射体场景分别如图 10(d)和(e)所示。

比较 OMP 和 SOMP 的 ASC 参数估计值的差异,

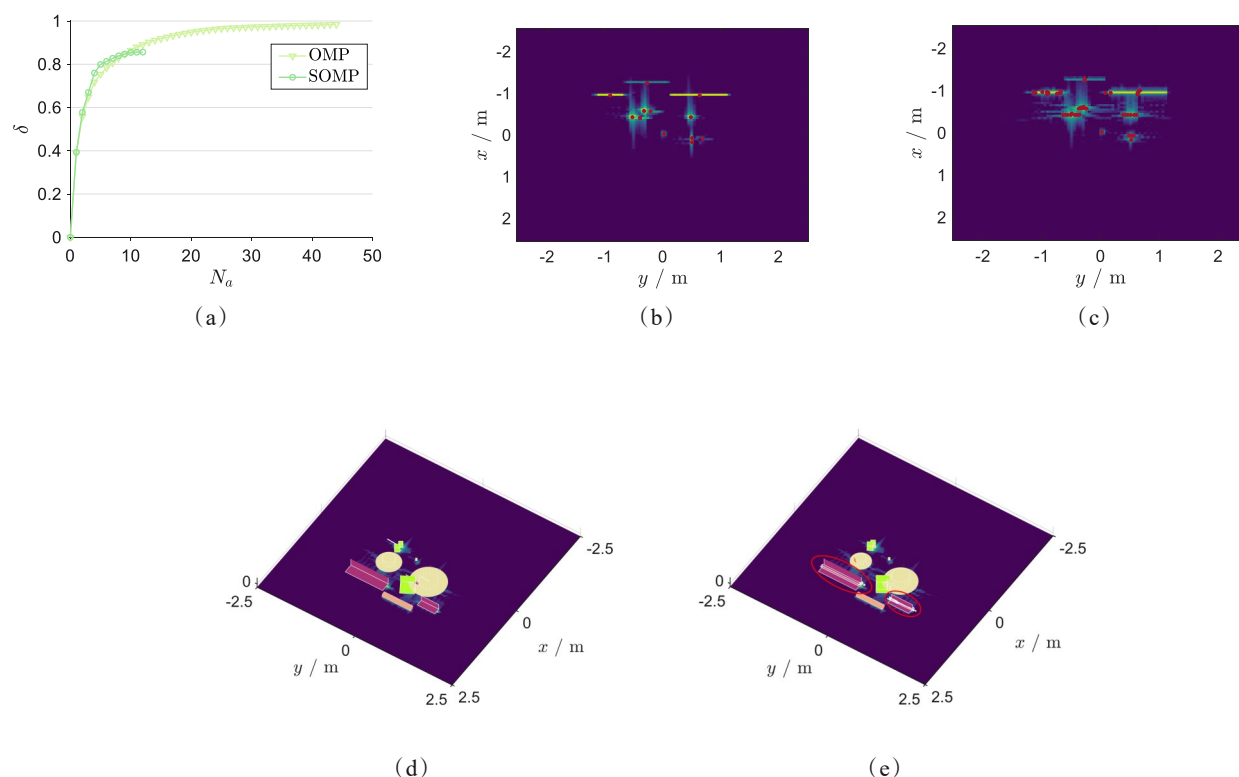


图 10 SLICY 模型仿真数据中提取的散射中心能量占比及重建的结果:(a)OMP 和 SOMP 算法提取的散射中心能量占比;(b)SOMP 重建雷达图像;(c)OMP 重建雷达图像;(d)SOMP 的重建散射体场景;(e)OMP 的重建散射体场景

Fig. 10 Energy ratio of extracted scattering centers and reconstructed results of SLICY model:(a) energy ratio of OMP and SOMP;(b) reconstructed radar image of SOMP;(c) reconstructed radar image of OMP;(d) reconstructed scene of SOMP;(e) reconstructed scene of OMP

以及根据  $\{L, \alpha\}$  的估计值判别的散射体类型的正确性,可得二者都能提取出有几何意义的散射中心。主要的前 9 个散射体类型基本判别准确(OMP 提取出了更多的无明确几何意义的散射中心)。根据表 3,二者对于同一个散射中心的提取参数较为接近。表 3 中的序号和图 8 中(a)和(c)中散射体的数字标号一一对应。OMP 和 SOMP 提取的  $x, y$  参数差异最大为 0.025,  $L$  参数差异最大为 0.03,均小于分辨率 0.05 m。根据表 1,判别散射体类型,当  $L$  参数估计值小于分辨率即 0.05 时,判定为局部散射中心。根据图 10(a),SOMP 共提取出 12 个散射中心,其中的 9 个和图像域的强散射点一一对应,且类型判别准确。OMP 则共提取出了 46 个散射中心,在 OMP 提取结果中,直到能量占比第 16 大的散射中心才和 SLICY 模型的前方横向圆柱相对应。其前 16 大的散射中心提取结果中,不存在与序号 8 对应的散射中心。

图 10(b)(c)中红色点代表了提取的散射中心

的  $\{x, y\}$  位置。从图 10(b)(c)和(d)(e)对比可得出,OMP 算法虽然拟合的能量占比更高,重建雷达图像和原始图像更接近,但提取散射中心数量远多于 SOMP。比如,如图 10(c)(e)中 OMP 提取结果的重建散射体场景中,两个二面角出现的位置处,重复提取了若干散射体,其中多为无明确意义的散射体。在此仿真条件下,SOMP 因为具有图像域的先验信息,提取出的散射中心和目标实际几何模型的对应关系更好。

SLICY 模型估计 ASC 参数时的复杂度性能对比如表 4 所列。可以看到,SOMP 只需约 12.902 s,而普通的 OMP 需要约 65.385 s,运行时间减少了 81.34%。内存消耗上,改进的算法也比普通 OMP 算法内存占用少 59.42%。其中,运行时间和运行内存减少的百分比按照  $(h_{\text{OMP}} - h_{\text{SOMP}})/h_{\text{OMP}}$  计算,其中  $h$  为时间或内存消耗。

### 2.3 MSTAR 实测 SAR 图像的属性散射中心提取

表4 SILY仿真数据上算法效率的对比

Table 4 Algorithm efficiency comparison on SLICY simulated data

算法	$x, y$ 初始化/s	$x, y, L, \phi$ 估计/s	$x, y, L, \phi$ 细化/s	总计算时间/s	最大内存消耗/GB
OMP	8.009	6.075	45.787	65.385	14.196
SOMP	0.244	1.756	9.149	12.902	5.761

## 实验

在MSTAR(Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition)数据集上对SOMP算法进行实验。MSTAR是美国空军实验室AFRL(Air Force Research Laboratory)公布的十类车辆的实测SAR数据。其采集的中心频率是9.6 GHz,分辨率为0.3047 m。将复数SAR图像去零、去窗,重新变换为频域数据,输入OMP和SOMP算法进行算法性能和效率对比。

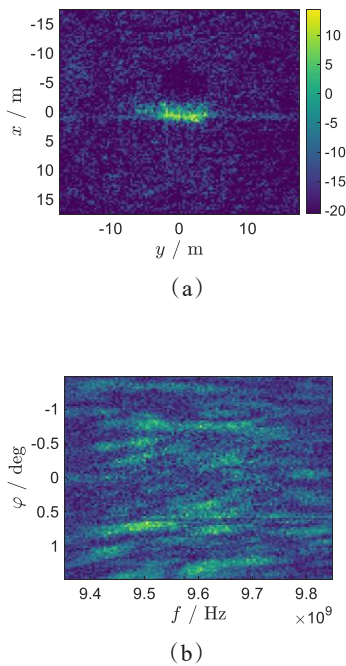


图11 MSTAR中T62的SAR图像与其频率域图像:(a) SAR;(b)频率域图像

Fig. 11 SAR images, and frequency domain images of T62 in the MSTAR dataset:(a) SAR; (b) frequency domain image

MSTAR中T62车辆SAR图像、原始频域图像如图11所示。对于MSTAR数据,取 $\eta$ 为0.001。根据雷达参数,选择构造字典时所用的参数网格,初始化 $\{x, y\}$ 参数时,SOMP算法的精度为分辨率,OMP

算法初始化网格为 $x = [-6.5:0.3047:6.5]$ ,  $y = [-6.5:0.3047:6.5]$ 。OMP和SOMP算法的细化字典网格均为 $\Delta x = 0.1$ ,  $\Delta y = 0.1$ ,  $\Delta L = 0.1$ ,  $\Delta \phi = 0.01$ 。

图12中对比了原始OMP算法<sup>[10]</sup>和所提出的SOMP算法对MSTAR中T62的SAR图像的ASC提取结果。其中,SOMP方法的重建SAR图像、重建频域图像及重建SAR图像的残差图如图12(c)、(d)、(e)所示。而原始OMP算法的相应结果则如图12(a)、(b)、(c)所示。对比图12(d)(e)和图11(a)(b),可以看到经过SOMP算法的提取,输入数据中图像域和频率域的背景杂波被抑制,目标的主体散射被保留。对比图12(c)和(f),两种方法得到的残差图中,目标处的散射强度已经和背景强度接近。但图12(c)中OMP提取结果的目标处残差幅度比图12(f)中SOMP的残差幅度略低,拟合效果略好。图12(a)和(d)中红色点代表提取的散射中心位置分布,可以看到两种方法提取的散射中心分布存在差异。但从整体角度看,图12(a)(b)和(c)(d)非常接近。基于这些ASC提取结果和重建图像,可以更好地进行下游任务,得到的散射中心参数集合可作为一种符合雷达成像特性的特征。这里进一步分析提取的散射中心有效性。对比图12(a)和(d)中蓝色框中的最左侧部件的拟合长度,以及T62坦克整体的重建散射分布的长度和宽度,结果如表5所列。可以看到,二者对最左侧部件长度的拟合较为接近,相差为0.36 m。二者对T62坦克整体尺寸的估计与真实值差异较小,长度误差分别为0.23 m和0.43 m,宽度误差分别为0.36 m和0.26 m。以上分析表明,改进的SOMP算法和原始OMP算法的有效性较为接近。进一步对比SOMP算法和原始的OMP算法在MSTAR数据上的运行效率,结果如表6所列。改进的SOMP算法在时间占用和最大内存消耗上都具有明显优势。基于对10类车辆目标进行ASC提取时的平均结果,OMP和SOMP提取的能量占比的差距平均仅为0.025,但SOMP时间复杂度降低了85.12%,空间复杂度降低了81.62%。

## 3 结论

本文提出了一种高效的高分辨率SAR图像中属性散射中心参数的估计方法,主要解决现有属性散射中心提取方法计算复杂度高、内存消耗大的问题。通过一种序列化的正交匹配追踪算法求解稀



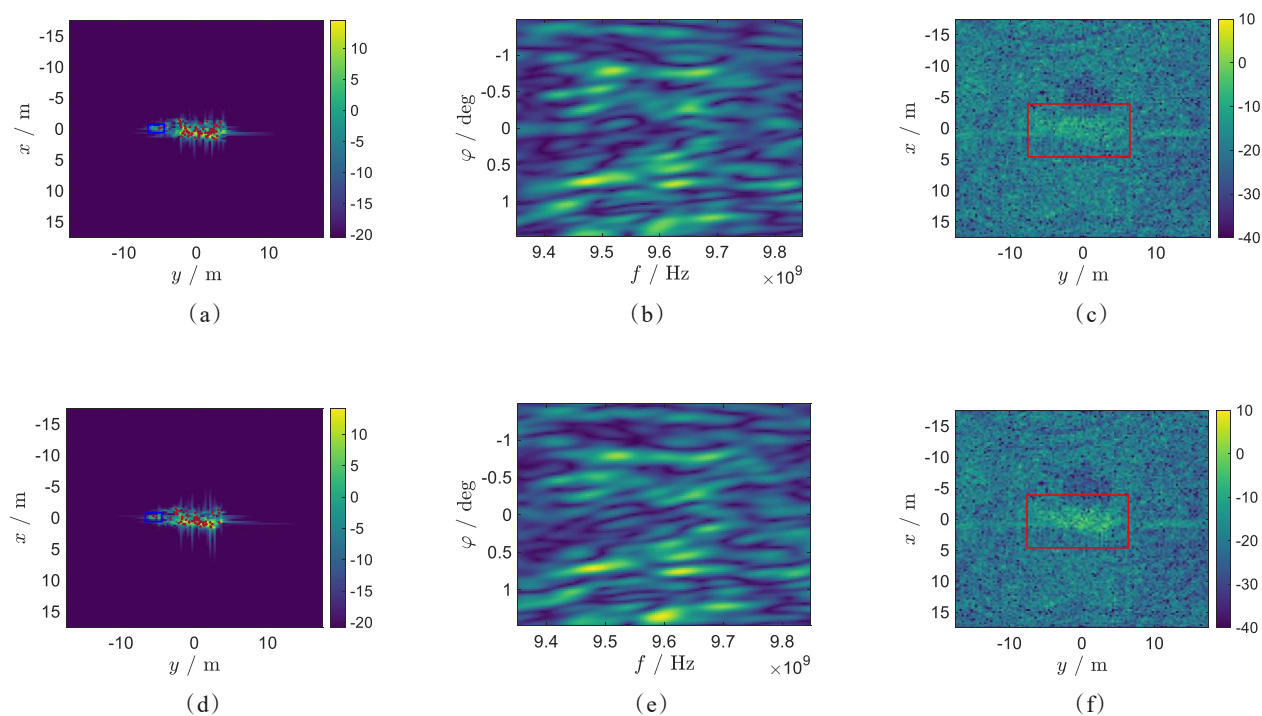


图 12 SOMP算法和OMP算法对MSTAR中T62的属性散射中心提取结果:(a)OMP重建SAR图像;(b)OMP重建频率域图像;(c)OMP重建结果的残差图像;(d)SOMP重建SAR图像;(e)SOMP重建频率域图像;(f)SOMP重建结果的残差图像

Fig. 12 ASC extraction results of SOMP and OMP in MSTAR T62: (a) reconstructed SAR image of OMP; (b) reconstructed frequency domain image of OMP; (c) residual image of OMP; (d) reconstructed SAR image of SOMP; (e) reconstructed frequency domain image of SOMP; (f) residual image of SOMP

表 5 从T62的SAR图像中提取的散射特征的几何信息

Table 5 Extrated scattering geometry information in T62 tank SAR image

方法	最左侧部件长度/m	T62长度/m	T62宽度/m
SOMP	1.40	9.57	2.94
OMP	1.76	9.77	3.04
真实值	—	9.34	3.30

表 6 MSTAR数据上算法效率的对比

Table 6 Algorithm efficiency comparison on MSTAR data

目标	方法	散射中心个数	$\delta$	耗时/s	内存消耗/GB
T62	OMP	68	0.680	237.91	33.22
	SOMP	61	0.637	17.70	5.18
十类平均	OMP	—	0.717	93.04	20.89
	SOMP	—	0.692	13.88	3.84

疏表示问题,从而提取散射中心参数。利用图像域属性散射中心的局部性和稀疏性,用改进的分水岭算法进行局部散射区域分割,利用此局部区域分割

信息对稀疏表示字典进行分解,进而动态地生成OMP字典,序列化地进行OMP操作,从而减小算法复杂度。理论分析表明所提出的SOMP算法可以将算法的时间和空间复杂度降低为普通OMP的 $C$ 分之一, $C$ 为局部散射中心区域数量。在合成数据上,散射中心参数估计误差较小,实验表明,随着 $C$ 的增大,SOMP算法的计算复杂度相比于普通的OMP算法显著减小。在SLICY模型的电磁仿真数据上,主要散射体的位置和类型可以较为精确地反演,OMP和SOMP参数估计值差异较小,而时间消耗减少81%,内存消耗减少59%。在MSTAR实测数据上,OMP和SOMP均能较好的建模目标主要散射特征,在提取相同散射体数量的条件下SOMP比OMP重建的能量仅减少2.5%,而复杂度较大幅度的降低。所提出的方法可以用于SAR图像属性散射中心的高效提取,为融合散射特征的目标识别等下游任务提供支持。

References

[1] GUO Kun-Yi, XIAO Guang-Liang, ZHAI Yun, *et al.* An-

- gular Glint Error Simulation Using Attributed Scattering Center Models [J]. *IEEE Access*, 2018, **6**:1-1.
- [2] JIANG Wei-Dong, CHEN Zen-Ping, ZHUANG Zhao-Wen, *et al.* Method of Scattering Center Estimation by Radar Target Frequency Response Data in Clutter Environment [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (姜卫东, 陈曾平, 庄钊文, 等。杂波环境下雷达目标频域响应的散射中心估计方法。红外与毫米波学报), 2001, **20**(2):111-116.
- [3] DING Bai-Yuan, WEN Gong-Jian, HUANG Xiao-Hong, *et al.* Target Recognition in Synthetic Aperture Radar Images via Matching of Attributed Scattering Centers [J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2017, **10**(7):3334-3347.
- [4] ZHANG Yue-Ting, CHEN Hong-Zhen, DING Chi-Biao, *et al.* The Multi-path Scattering Characteristics and the Geometry Extraction of Cylinder Tanks in SAR Image [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waves* (张月婷, 陈红珍, 丁赤彪, 等。圆柱型油罐SAR图像的多径散射特征和几何参数提取。红外与毫米波学报), 2012, **31**(4):379-384.
- [5] Potter L C, Moses R L. Attributed Scattering Centers for SAR ATR [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 1997, **6**(1):79-91.
- [6] ZHOU Jun-Fan, FENG Si-Jia, SUN Hao, *et al.* Attributed Scattering Center Guided Adversarial Attack for DCNN SAR Target Recognition [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, **20**:1-5.
- [7] FENG Si-Jia, JI Ke-Feng, WANG Fu-Lai, *et al.* Electromagnetic Scattering Feature (ESF) Module Embedded Network Based on ASC Model for Robust and Interpretable SAR ATR [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, **60**:1-15.
- [8] XIE Yi-Yuan, XING Meng-Dao, GAO Yue-Xin, *et al.* Attributed Scattering Center Extraction Method for Microwave Photonic Signals Using DSM-PMM-Regularized Optimization [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, **60**:1-16.
- [9] YANG Yue, GUI Shu-Liang, WAN Qun. Superresolution Composite SAR Imaging Method by Hierarchical Pattern with Attributed Scattering Priors [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2022, **72**:1-14.
- [10] LIU Hong-Wei, JIU Bo, LI Fei, *et al.* Attributed Scattering Center Extraction Algorithm Based on Sparse Representation with Dictionary Refinement [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2017, **65**(5):2604-2614.
- [11] ZHAO Yue, JIU Bo, ZHANG Lei, *et al.* 3D Fully Polarimetric Attributed Scattering Center Extraction Based on Sequential 2D SAR Images [J]. *IEEE Access*, 2019, **7**:58570-58583.
- [12] XU Jia-Hua, ZHANG Xiao-Kuan, ZHENG Shu-Yu, *et al.* Attribute scattering center extraction based on improved orthogonal matching pursuit algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronics* (徐嘉华, 张小宽, 郑舒予, 等。基于改进正交匹配追踪算法的属性散射中心提取。系统工程与电子技术), 2021, **43**(8):2076-2082.
- [13] LI Zeng-Hui, JIN Kan, XU Bin, *et al.* An Improved Attributed Scattering Model Optimized by Incremental Sparse Bayesian Learning [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, **54**(5):2973-2987.
- [14] Cong Yu-Lai, Chen Bo, Liu Hong-Wei, *et al.* Nonparametric Bayesian Attributed Scattering Center Extraction for Synthetic Aperture Radar Targets [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, **64**(18):4723-4736.
- [15] Koets M A, Moses R L. Image Domain Feature Extraction from Synthetic Aperture Imagery [C] //1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing. Proceedings (ICASSP). IEEE, 1999.
- [16] ZHANG Jing-Ke, JI Ke-Feng, XING Xiang-Wei. Feature Extraction and Analysis of Attributed Scattering Centers on SAR Targets [J]. *Radar Science and Technology* (张静克, 计科峰, 邢相薇。SAR目标属性散射中心特征提取与分析。雷达科学与技术), 2011, **9**(3):207-212.
- [17] Jing Mao-Qiang, Zhang Guo. Attributed scattering center extraction with genetic algorithm [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2020, **69**(5):2810-2819.
- [18] Xie Yi-Yuan, Xing Meng-Dao, Gao Yue-Xin, *et al.* Attributed scattering center extraction method for microwave photonic signals using DSM-PMM-regularized optimization [J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, **60**:1-16.
- [19] Duan Jia, Zhang Lei, Hua Yan. Modified ADMM-Net for Attributed Scattering Center Decomposition of Synthetic Aperture Radar Targets [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, **20**:1-5.
- [20] YANG Dong-Wen, NI Wei, DU Lan, *et al.* Efficient Attributed Scatter Center Extraction Based on Image-Domain Sparse Representation [J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2020, **68**:4368-4381.
- [21] Cabrera S D, Malladi S, Mulpuri R, *et al.* Adaptive Refinement in Maximally Sparse Harmonic Signal Retrieval [C] //2004 IEEE 11th Digital Signal Processing Workshop. IEEE, 2004.
- [22] ZHOU Ye-Jian, ZHANG Lei, XING Chao, *et al.* Target Three-Dimensional Reconstruction from the Multi-View Radar Image Sequence [J]. *IEEE Access*, 2019, **7**:36722-36735.
- [23] ZHANG Ai-Bing, JI Ke-Feng, ZOU Huan-Xin, *et al.* Analysis of Scattering Center Model for High Resolution SAR Targets [J]. *Radar Science and Technology* (张爱兵, 计科峰, 邹焕新, 等。高分辨SAR目标散射中心模型分析。雷达科学与技术), 2009, **7**(6):416-424.
- [24] XU Feng, JIN Ya-Qiu. Bidirectional Analytic Ray Tracing for Fast Computation of Composite Scattering from Electric-Large Target over a Randomly Rough Surface [J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2009, **57**(5):1495-1505.
- [25] Meyer F. Topographic Distance and Watershed Lines [J]. *Signal processing*, 1994, **38**(1):113-125.