电磁散射特征提取与成像识别算法综述

邢孟道*①② 谢意远① 高悦欣③ 张金松② 刘嘉铭① 吴之鑫①
①(西安电子科技大学雷达信号处理国家重点实验室 西安 710071)
②(西安电子科技大学前沿交叉研究院 西安 710071)
③(西安电子科技大学空间科学与技术学院 西安 710071)

摘要：合成孔径雷达(SAR)图像的自动化解译是合成孔径雷达技术应用的重要发展方向之一。电磁散射特征与目标结构具有稳健的关联性，是SAR图像解译的关键支撑。近年来，如何准确地实现电磁特征提取以及利用电磁特征反演目标特性受到了广泛的重视。该文讨论了电磁特征提取和基于电磁散射特征识别方法的研究成果，总结归纳了其中的关键要素和主要思路，详述了电磁散射机理在成像和识别领域的扩展应用，展望了未来电磁散射特征提取与应用的研究发展趋势。

关键词：合成孔径雷达；电磁散射特征；参数估计；雷达成像算法；目标识别
中图分类号：TN957.52 **文献标识码**：A **文章编号**：2095-283X(2022)06-0921-22
DOI: 10.12000/JR22232

引用格式：邢孟道，谢意远，高悦欣，等. 电磁散射特征提取与成像识别算法综述[J]. 雷达学报，2022，11(6): 921–942. doi: 10.12000/JR22232.

Reference format: XING Mengdao, XIE Yiyuan, GAO Yuexin, *et al.* Electromagnetic scattering characteristic extraction and imaging recognition algorithm: a review[J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(6): 921–942. doi: 10.12000/JR22232.

Electromagnetic Scattering Characteristic Extraction and Imaging Recognition Algorithm: A Review

XING Mengdao*①② XIE Yiyuan① GAO Yuexin③ ZHANG Jinsong② LIU Jiaming① WU Zhixin①
①(*National Laboratory of Radar Signal Processing*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071, *China*)
②(*Academy of Advanced Interdisciplinary Research*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071, *China*)
③(*School of Aerospace Science And Technology*, *Xidian University*, *Xi'an* 710071, *China*)

Abstract: One remarkable trend in applying synthetic aperture radar technology is the automatic interpretation of Synthetic Aperture Radar (SAR) images. The electromagnetic scattering characteristics have a robust correlation with the target structure, which provides key support for SAR image interpretation. Therefore, elucidating how to extract accurate electromagnetic characteristics and how to use these electromagnetic characteristics to retrieve target characteristics has been widely valued recently. This study discusses the research accomplishments, summarizes the key elements and ideas of electromagnetic characteristic extraction and electromagnetic-characteristic-based target recognition, and details the extension applications of the electromagnetic scattering mechanism in imaging and recognition. Finally, the future research direction of electromagnetic scattering characteristic extraction and application was proposed.

Key words: Synthetic Aperture Radar (SAR); Electromagnetic scattering characteristic; Parameter estimation; Radar imaging algorithm; Target recognition

收稿日期：2022-11-30；改回日期：2022-12-22；网络出版：2022-12-27
*通信作者： 邢孟道 xmd@xidian.edu.cn *Corresponding Author: XING Mengdao, xmd@xidian.edu.cn
基金项目：国家自然科学基金杰出青年基金(61825105)
Foundation Item: The National Natural Science Foundation of China for Distinguished Young Scholars (61825105)
责任主编：文贡坚 Corresponding Editor: WEN Gongjian

1 引言

合成孔径雷达(Synthetic Aperture Radar, SAR)是以电磁波为载体探测目标电磁特性的微波遥感成像系统，具有全天时、全天候、作用距离远等优势，在军用和民用等领域都得到广泛应用[1]。SAR成像的基本目的是获取目标的高分辨率二维图像，得到目标的位置与外形信息，实际上SAR图像中还包含着目标的几何结构、物理参数、材料等信息，它们从不同方面对目标相对雷达发射信号的电磁响应特性产生影响。如何从SAR回波信号中获取目标的电磁散射特征，并进一步从散射特征中反演目标本身的特征信息，是SAR图像解译的前提和重点。一般来说，电磁特征包括散射中心特征和极化特征[2]。其中，雷达目标的回波在光学区可以被认为是由多个局部散射源的电磁散射相干合成的，这些散射源被称为散射中心[3,4]；散射中心特征表示了目标的几何特征以及回波对频率和方位角的依赖性；极化特征则反映了目标的表面粗糙度、对称性和取向等信息。从SAR观测数据出发，对散射中心实现准确的特征提取，不仅有助于更深刻地理解目标的电磁散射机理，同时对目标成像、识别都有重要意义。

首先在成像方面，基于电磁散射特征的SAR成像不再是只匹配运动和姿态参数，而是从散射中心本身的电磁特征出发，在成像过程中进一步考虑目标随频率、方位角和极化通道等变化的散射特征，能够实现对目标的回波信号的完全匹配。尤其是随着雷达硬件的发展，宽合成孔径、大带宽观测成为可能。在此条件下，不仅成像的空间分辨率大大提升，而且能够从更多视角对目标进行观测，获取目标更全面和丰富的信息，从而提升成像效果。因此，构建完善的电磁成像体系，研究面向目标感兴趣特征的自适应电磁匹配成像方法，获取目标特征增强的SAR图像，是基于电磁特征的应用中值得重点研究的方向之一。

其次在识别方面，SAR自动目标识别(Automatic Target Recognition, ATR)技术[5,6]是SAR图像解译技术的重要分支之一。从目标电磁特性的角度出发的SAR ATR技术可分为基于模板的方法和基于模型的方法。基于模板的识别方法以待识别样本和各类模板的相似度为评价标准对目标类别进行判定[7]。但是该方法受限于模板样本的数量，操作条件有限。基于模型的识别方法采用数学或物理模型描述目标的电磁特性[8]，通过待识别样本与各类目标模型的关联程度为判定标准对目标进行分类。相较于模板样本，电磁模型往往包含了目标更多的约束信息，包括散射中心与目标实体部件的对应关系，并且赋予从电磁散射中心向目标实体部件的物理层推理的能力，帮助实现目标物理属性的精确匹配[9,10]。如何有效利用目标电磁散射特征，提高目标识别准确性和泛化能力是其核心研究方向。

可以看到，上述应用的实现前提都是基于SAR回波信号提取目标的电磁特征。散射中心的电磁特征提取方法一般分为基于傅里叶分析的非参数化方法和基于散射中心参数化模型的参数化方法两类[11]。其中，散射中心参数化模型能够利用一系列参数描述目标散射特性随频率、方位角和极化方式变化的规律，是目前主流电磁特征提取方法实现的坚实基础。参数化模型的建立将散射中心特征提取问题等价为参数估计问题进行研究，如何准确有效地对其进行优化求解是电磁特征提取方法的核心问题。

综上所述，研究雷达目标的电磁散射特征对于理解SAR图像十分必要，其在SAR成像体系中的支撑作用如图1所示。其中相关方法的主要特征在图2中说明。本文在前人研究的基础上，针对基于电磁散射机理的雷达目标电磁特征提取及其应用进行了介绍和思考。本文首先介绍了一些经典的描述目标散射中心电磁特征的参数化模型；然后对各类电磁特征提取算法进行了重点性的阐述；其次研究了电磁特征在SAR领域的应用。最后对该领域技术的未来发展进行了展望。

2 电磁散射参数化模型

散射中心的提取通常可以等价为基于参数化的散射中心模型从SAR观测数据中估计散射中心参数的问题，同时基于模型的目标识别方法也需要目标电磁散射模型提供的物理层先验知识。因此，发展有效的电磁散射模型是雷达图像解译研究的重要基础。

三维电磁散射模型能够全面地描述目标后向散射随频率、方位角和俯仰角变化的规律，最早由美国得克萨斯大学奥斯汀分校Bhalla提出，他采用弹跳射线法(Shooting and Bouncing Ray, SBR)[12]追踪不同方向上的散射中心，合成并计算其散射幅度，实现从CAD模型中提取目标三维散射中心模型[13–15]。具体模型表述为

$$E_p^{\mathrm{s}}(x,y,z)=A_p h(x-x_p,y-y_p,z-z_p) \tag{1}$$

其中，E_p^{s}表示目标的散射场；A_p表示第p个散射中心的幅度；(x,y,z)表示三维方向上的位置；三维扩展函数$h(x,y,z)$表示第p条射线对散射场的贡献，其闭合解表达公式为

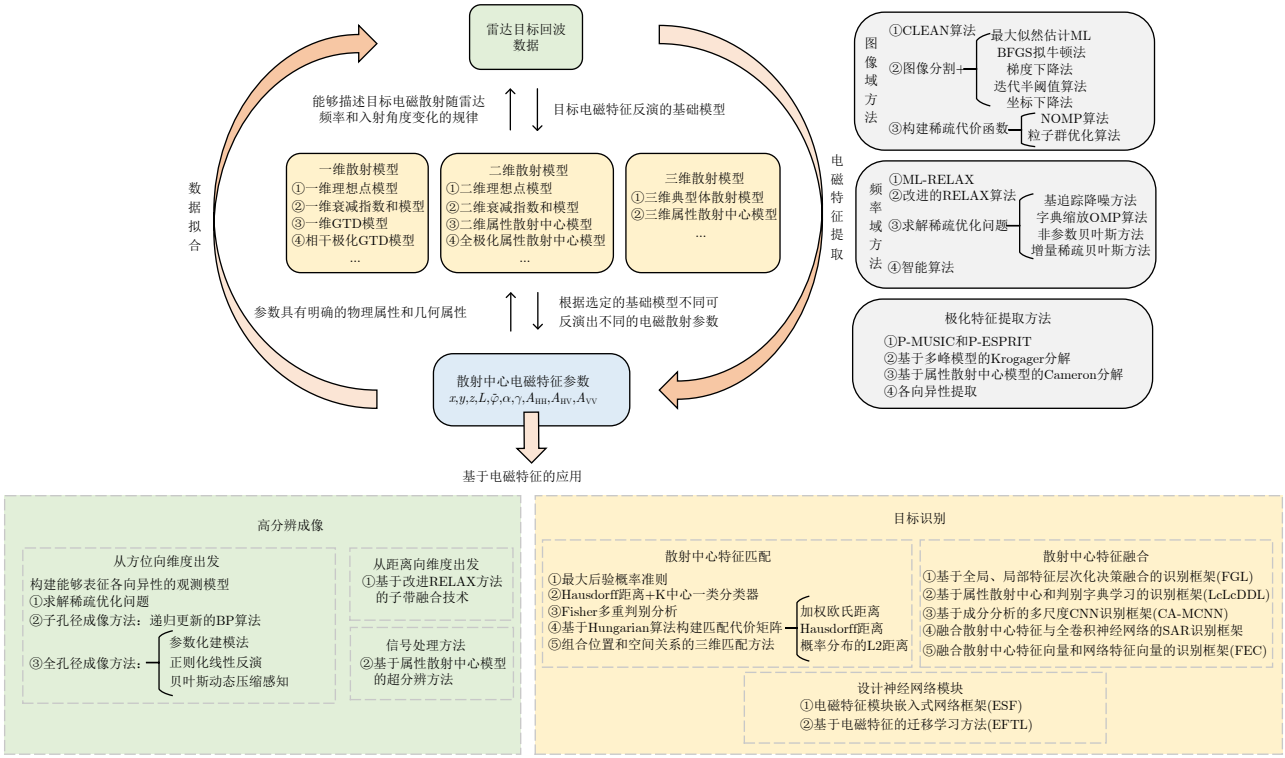


图 1 电磁特征在SAR成像体系中的支撑作用示意图

Fig. 1 The supporting role of electromagnetic scattering characteristic in SAR imaging

	基本电磁散射中心模型		
理论基础	一维散射模型	二维散射模型	三维散射模型

	电磁特征提取方法		
	图像域方法	频率域方法	极化特征提取方法
提取方法 — 计算特征	• 散射中心的图像域特征进行参数初值估计，并以此为起始点进行精确估计	• 在频率域对回波数据拟合与逼近进行参数估计 • 单或多散射中心全参数联合估计	• 提取不同通道散射中心响应构造极化散射矩阵 • 分解极化散射矩阵提取极化特性
提取方法 — 特征	• 计算效率高 • 部分方法可能破坏散射中心的完整性	• 不会破坏散射中心的完整性 • 计算复杂度较高	• 联合考虑散射中心参数集与多极化通道幅度特性，极化特性提取精度更高

	电磁特征应用	
	基于电磁散射特征的成像方法	融合电磁特征的目标识别方法
应用途径	• 匹配散射中心幅度角度依赖性，提升大转角聚焦效果 • 利用散射中心特性提升距离带宽融合效果 • 以散射中心为雷达图像分辨单元，提升成像结果的分辨率和完整性	• 以散射中心参数集相似度作为识别标准 • 以散射中心特征与SAR图像特征作为识别依据 • 针对散射中心特征构建网络框架

图 2 电磁散射特征提取方法与应用的主要特征概述

Fig. 2 The overview of main features of electromagnetic scattering characteristic extraction and application

$$h(x,y,z)=\exp(-2\mathrm{j}k_o z)\cdot k_{\mathrm{o}}\mathrm{sinc}(\Delta k z)\,\mathrm{sinc}(k_{\mathrm{o}}\Delta\theta x)\,\mathrm{sinc}(k_{\mathrm{o}}\Delta\phi y) \tag{2}$$

其中，k_{o}和Δk分别为中心频率对应的波数和波数带宽；$\Delta\theta$和$\Delta\phi$分别为方位角和俯仰角宽度。

俄亥俄州立大学的Jackson等人[16–18]基于物理光学理论(Physical Optics, PO)和几何绕射理论(Geometrical Theory of Diffraction, GTD)，利用计算二维平面几何模型的乘积构造了平面、二面

角、三面角、圆柱、帽和球等典型部件的三维电磁散射模型，其统一表达形式为

$$E_p^{\mathrm{s}}(k,\Lambda;\Theta_p) = P_p(k,\Lambda;\Theta_p)\,M_p(k,\Lambda;\Theta_p)\exp(\mathrm{j}k\Delta R(\Lambda;\Theta_p)) \tag{3}$$

其中，P_p表示回波的极化依赖性；M_p代表形状函数；Λ表示回波的对方位角和俯仰角的依赖性；Θ_p即该典型部件的物理参数，包括位置、方向和尺寸大小。

电磁散射重点实验室同样根据PO和GTD建立了长方体、圆柱体、方形顶帽、圆形顶帽、平板上倒圆柱、二面角、三面角等7种典型部件的参数化模型，具体形式参考文献[9]。

上述通过各种计算机仿真手段针对一些典型散射体的结构计算推导得到的三维电磁散射参数化模型，目标细节结构特征还原精度高。但是在实际电磁特征提取过程中，参数维度复杂，不利于工程实现。一直以来，在电磁参数估计算法领域应用更为广泛的是经典散射中心模型，包括点散射中心模型、衰减指数和模型以及属性散射中心模型。

理想点散射中心模型认为散射复幅度与频率和方位角度无关，是一个常数，其一维表达公式为

$$E_p^{\mathrm{s}}(f) = A_p\cdot\exp(-\mathrm{j}4\pi fr/\mathrm{c}) \tag{4}$$

其中，f表示频率，单位为Hz；r表示目标中心到雷达的距离；c代表光速。

随着现代雷达的分辨率提高，某些散射中心的后向散射场对频率和方位角度表现出强依赖性，点散射模型不再适用于描述此类散射中心回波。Hurst等人[19, 20]利用指数函数对散射中心对频率的依赖性建模，提出了衰减指数和模型，其表达公式为

$$E_p^{\mathrm{s}}(f) = A_p\cdot\exp(-\alpha_p f/f_{\mathrm{c}})\cdot\exp(-\mathrm{j}4\pi fr/\mathrm{c}) \tag{5}$$

其中，α_p表示散射中心对频率的依赖关系。但是当频率带宽增大时，这种形式不能准确地描述实际散射中心的频率依赖性。俄亥俄州立大学的Potter等人[21]基于GTD理论给出了光学区的一维GTD模型，提出利用幂函数建模散射中心对频率的依赖关系，具体形式为

$$E_p^{\mathrm{s}}(f) = A_p\cdot\left(\mathrm{j}\frac{f}{f_{\mathrm{c}}}\right)^{\alpha_p}\cdot\exp(-\mathrm{j}4\pi fr/\mathrm{c}) \tag{6}$$

其中，α_p的不同的取值对应不同的电磁散射机理。但是传统GTD模型的α_p只包含了一些独立的离散值，涵盖的散射机理有限，并没有研究频率依赖因子与散射机理和散射结构之间的数学关系。电磁散射重点实验室在此基础上，从射线理论出发，构建了任意多次散射机理的散射中心频率依赖因子公式表达，涵盖了多种复杂的散射机理类型，具体参考文献[22]。然而，此类模型只适用于描述小角度下目标散射特性，并没有考虑散射中心的方位依赖性。

在GTD模型的基础上，俄亥俄州立大学的Gerry等人[23]提出了属性散射中心模型的具体形式，从PO和GTD理论出发，利用幂函数对散射中心的频率依赖性建模，利用sinc函数对散射中心的方位角度依赖性建模，适用于宽角度下目标散射特性的描述，其具体公式为

$$\begin{aligned}E_p^{\mathrm{s}}(f,\varphi) =& A_p\left(\mathrm{j}\frac{f}{f_{\mathrm{c}}}\right)^{\alpha_p}\mathrm{sinc}\left(\frac{2\pi f}{\mathrm{c}}L_p\sin(\varphi-\bar{\varphi}_p)\right)\\ &\cdot\exp(-2\pi f\gamma_p\sin\varphi)\\ &\cdot\exp\left(\mathrm{j}\frac{4\pi f}{\mathrm{c}}(x_p\cos\varphi+y_p\sin\varphi)\right)\end{aligned} \tag{7}$$

其中，γ_p表示散射中心对方位角度的依赖因子。参数α_p和L_p的不同组合可以区分不同的典型散射结构。长度L_p用于区分局域式散射中心和分布式散射中心；频率依赖因子α_p则与散射机理的原始曲率有关，具体组合方式如表1所示。该模型可以很好地用一组参数表示目标局部的物理结构变化，具备良好的物理层推理能力，多应用于电磁特征提取算法领域。

在标准二维属性散射中心模型的基础上，清华大学的李增辉[24]根据标准散射体的几何结构提出了改进属性散射中心模型，其统一表达形式为

$$\begin{aligned}E_p^{\mathrm{s}}(f,\varphi) =& A_p\left(\mathrm{j}\frac{f}{f_{\mathrm{c}}}\right)^{\alpha_p}\mathrm{sinc}\left(\frac{2\pi f}{\mathrm{c}}L_p\sin(\varphi-\bar{\varphi}_p)\right)\\ &\cdot\cos^{\gamma_p}(\varphi-\bar{\varphi}_p)\\ &\cdot\exp\left(\mathrm{j}\frac{4\pi f}{\mathrm{c}}(x_p\cos\varphi+y_p\sin\varphi-r_p)\right)\\ &\cdot\hbar\left(\varphi;\varphi_p^{(1)},\varphi_p^{(2)}\right)\end{aligned} \tag{8}$$

其中，$\cos^{\gamma_p}(\varphi-\bar{\varphi}_p)$表示散射中心的方位向依赖；

表 1 典型散射体结构的α和L

Tab. 1 Canonical scattering geometries from α and L

α	L	散射体结构
1.0	=0	三面角
0.5	=0	帽
0	=0	球
1.0	>0	二面角
0.5	>0	圆柱
0	>0	直边
−0.5	>0	边缘绕射
−1.0	=0	角衍射

r_p表示散射中心的迁移位移；窗函数$\hbar\left(\varphi;\varphi_p^{(1)},\varphi_p^{(2)}\right)$定义了模型的敏感角度范围。

另外，武汉大学的He等人[10]考虑到后向散射场随俯仰角的变化，将模型扩展为三维散射模型，其具体表述形式为

$$\begin{aligned}&E_p^{\mathrm{s}}(f,\varphi,\theta)\\&=A_p\left(\mathrm{j}\frac{f}{f_{\mathrm{c}}}\right)^{\alpha_p}\mathrm{sinc}\left(\frac{2\pi f}{\mathrm{c}}L_p\sin(\varphi-\bar{\varphi}_p)\right)\\&\quad\times\exp(-2\pi f\gamma_p\sin\varphi)\\&\quad\cdot\exp\left(\mathrm{j}\frac{4\pi f}{\mathrm{c}}(x_p\cos\varphi\cos\theta\right.\\&\quad\left.+y_p\sin\varphi\cos\theta+z_p\sin\varphi)\right)\end{aligned}\tag{9}$$

由于目标的极化特性与其结构、形状有着本质的联系，因此，在建立电磁散射中心模型的时候有必要考虑极化特性的影响。Steedly等人[25]认为极化特征参数主要反映在散射中心的复幅度上，与目标的频率和方位角依赖性无关。国防科技大学代大海等人[11,26]将全极化看作几个不同的单极化通道，将理想的点散射模型和GTD模型分别扩展为

$$E_p^{\mathrm{ps}}=A_{p,pq}\cdot\exp(-\mathrm{j}4\pi fr/\mathrm{c})\tag{10}$$

$$E_p^{\mathrm{ps}}=A_{p,pq}\cdot\left(\mathrm{j}\frac{f}{f_{\mathrm{c}}}\right)^{\alpha_p}\exp(-\mathrm{j}4\pi fr/\mathrm{c})\tag{11}$$

极化散射矩阵可表征为

$$\boldsymbol{A}=\begin{bmatrix}A_{\mathrm{HH}}&A_{\mathrm{HV}}\\A_{\mathrm{VH}}&A_{\mathrm{VV}}\end{bmatrix}\tag{12}$$

属性散射中心模型同样延续了该思想，认为各个极化通道下目标随频率和方位角度的变化是相同的，而复幅度随不同的极化方式而变化。由此，西安电子科技大学的段佳[27]提出了全极化属性散射中心模型，具体表述形式为

$$\begin{aligned}\begin{bmatrix}E_{p_\mathrm{HH}}^{\mathrm{s}}(f,\varphi)\\E_{p_\mathrm{HV}}^{\mathrm{s}}(f,\varphi)\\E_{p_\mathrm{VV}}^{\mathrm{s}}(f,\varphi)\end{bmatrix}&\approx\begin{bmatrix}A_{p_\mathrm{HH}}\\A_{p_\mathrm{HV}}\\A_{p_\mathrm{VV}}\end{bmatrix}\cdot\left(\mathrm{j}\frac{f}{f_{\mathrm{c}}}\right)^{\alpha_p}\\&\cdot\exp(-2\pi f\gamma_p\sin\varphi)\\&\cdot\mathrm{sinc}\left(\frac{2\pi f}{\mathrm{c}}L_p\sin(\varphi-\bar{\varphi}_p)\right)\\&\cdot\exp\left(\mathrm{j}\frac{4\pi f}{\mathrm{c}}(x_p\cos\varphi+y_p\sin\varphi)\right)\end{aligned}\tag{13}$$

针对电磁散射模型的研究是对目标电磁散射特性认知发展的一个过程，从一维基础模型出发，将电磁散射随频率、方位角和俯仰角变化而变化的规律纳入研究，逐渐发展出二维和三维模型，提高电磁模型的多维空间描述能力和其与实体部件的关联性，为后续目标的电磁特征提取和应用打下优良基础。

3　电磁散射特征提取

雷达目标电磁特征提取技术是SAR图像解译的基础。它主要是通过分析SAR回波数据，逆向推理得到目标主要散射中心的参数和结构。首先需要选定某种描述散射中心的基础模型，然后从SAR观测数据中反演出散射中心的散射幅度、几何参数和位置信息等，根据选定的基础模型的不同，可以反演出的参数类别不尽相同。目前针对电磁特征提取算法的研究主要分为图像域算法和频率域算法两大类。

3.1　图像域提取方法

图像域方法的代表性算法有CLEAN算法[28,29]。Bhalla等人[15]将三维图像分为3个一维图像，采用CLEAN算法依次选取图像中强度最高的散射点，然后从图像中减去其三维点扩展函数，直到收敛，实现三维ISAR图像中主要散射中心的三维位置和散射强度的提取。然而该方法忽略了并非所有散射中心都是理想的点散射模型的情况：不同的散射中心可能会产生不同的频率依赖性。利用雷达图像确定散射中心的阶数和参数初始值最早在文献[30]中提出，文章将雷达图像分割成小块图像，其中每小块图像包含少量散射中心，然后使用单纯形下降法进行非凸优化，不需要计算代价函数的梯度。但是该方法所用到的图像域模型用到大量人为近似，影响估计精度。基于图像分割的代表性参数估计算法由Koets[31]提出，他利用分水岭算法[32]将图像区域分为包括单个散射中心响应的高能量区域，再将散射响应分类后通过最大似然估计(Maximum Likelihood,ML)构造代价函数，根据先验条件设定散射中心参数初始值后[33]，使用优化算法逐一获得使代价函数最小的散射中心参数值。代价函数的具体形式为[34]

$$J(\Theta)=\arg\min_{\Theta}\|\boldsymbol{S}-\boldsymbol{E}^{\mathrm{s}}(\Theta)\|_2^2\tag{14}$$

其中，S表示接收的SAR回波信号。进行图像分割后的ML估计可表示为

$$J(\Theta_p)=[S_R-E_R^{\mathrm{s}}(\Theta_p)]^{\mathrm{H}}\sum\nolimits_R^{\dagger}[[S_R-E_R^{\mathrm{s}}(\Theta_p)]]\tag{15}$$

其中，R为分割后包含单个散射中心的图像区域。

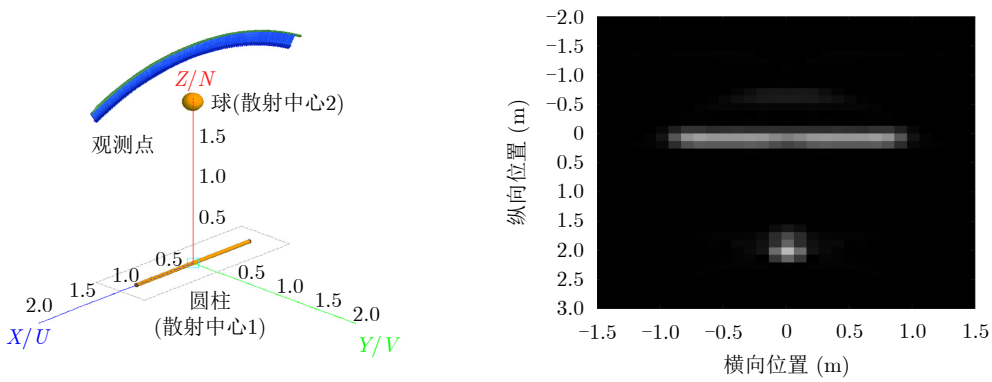
为了求解代价函数，很多文献给出了不同的优化算法。文献[35]利用数值化方法和先验信息设置各散射中心的初始值后，通过BFGS拟牛顿法求解散射参数，该方法也被国防科技大学丁柏圆等人[36-38]

应用在目标识别方法中。但是由于代价函数非凸，对参数初始值的要求很高，方法容易陷入局部极值。文献[16,39]将一种改进的分水岭图像分割算法[40]扩展到三维空间中，用于在3DSAR图像中定位散射中心，初始化参数后经分层决策结构对模型进行分类，优化求解最大化非相干代价函数(Non-Coherent, NC)后得到散射中心的参数信息。但是同样该方法的准确度依赖于初始值的取值，尤其是这类三维模型的参数维度高，需要初始化的参数复杂度更高。文献[41]也将该方法应用于散射信息检索和场景重建中，但是在对FEKO仿真模型的实验中，错误地将圆柱体识别为平板，暴露了这类模型设计层面的模糊性。

针对散射中心估计的如上问题，文献[42]提出了一种针对独立属性散射中心的参数降耦合估计方法，采用分水岭算法在图像域进行散射中心的分割，再逐一分析各属性散射参数，构建优化代价函数对参数解耦合，逐个对散射中心迭代搜索直到符合精度要求。该方法无需获得参数的初始值，降低了算法复杂度。下面具体展示算法在FEKO仿真模型数据的实验结果。设置载频为1 GHz，带宽为1 GHz，频率采样间隔为5 MHz，方位观测角度为–30°～30°，方位角采样间隔为0.25°。仿真模型如图3(a)所示，为一根位于(0 m, 0 m)的长为1.5 m的圆柱和一个位于(0 m, 2 m)的球体。通过大转角radon变换对其二维成像结果如图3(b)所示。利用图像分割方法对图3(b)分割后，将信号变回到数据域，再用所提算法进行估计。参数估计结果如表2所示，同FEKO仿真模型的真实参数比较得，算法不但可以很好地提取散射中心的物理参数，也可以利用频率依赖因子和长度的组合确定散射中心结构。但是，该方法是在假设散射中心相互独立的条件下进行的，在实际场景中，散射中心往往会出现耦合，导致难以通过图像分割获取独立散射中心的回波。

一些文献还采用了不同的算法处理图像分割后的散射中心回波数据。国防科技大学计科峰等人[43]提出了区域解耦(Region Decoupled, RD)-AML (Approximation Maximum Likelihood)-CLEAN SAR图像目标属性散射中心特征提取方法。该方法在图像分割阶段确定模型阶数和散射结构选择，对每个区域的散射中心的参数初始化后进行最大似然估计，同时引入CLEAN思想去除已估计的散射中心对待估计散射中心的旁瓣影响。中国科学院电子学研究所蒋文等人[44]基于属性散射中心模型提出了基于幅相分离的参数估计方法，该方法首先使用分水岭算法从图像中分割出多个单一散射中心，变换到数据域后利用迭代半阈值(Iterative Hard Thresholding, IHT)算法估计属性参数。文献[45]则是在图像分割后采用了坐标下降法(Coordinate Descent Algorithm, CDA)将复杂的高维耦合参数估计方法简化为循环迭代的一维参数估计方法。上述图像域算法都是先通过图像分割算法将能量高的区域解耦合，再对每个小区域分别进行特征提取，有效地降低了模型阶数选择和参数估计的复杂度。这些方法与文献[42]有着同样的缺点，即分布式散射中心在图像中表现为强散射中心的组合，图像分割可能会破坏信号的完整性，而且不合适的分割也会忽略部分散射能量相对低的散射中心，最终会导致参数估计精度降低甚至失效。

考虑到图像分割方法的缺点，人们开始研究图像域的散射中心参数联合估计方法，避免图像分割对估计精度的影响。西安电子科技大学Yang等人[46]提出了一种基于图像域稀疏表示的快速属性散射中



(a) FEKO仿真模型
(a) Simulation model

(b) 二维成像结果
(b) Imaging result

图 3 FEKO仿真模型和成像结果

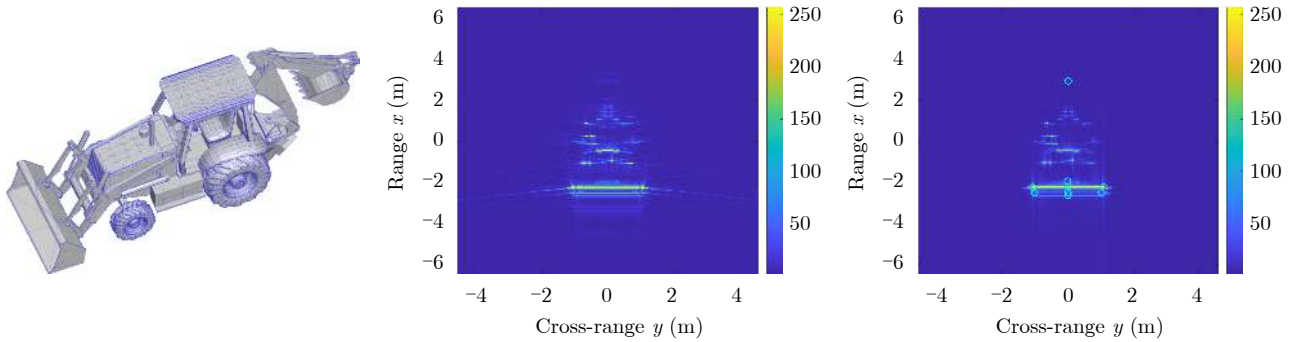
Fig. 3 Experiment on simulation model by FEKO

表 2 文献[42]所提方法的FEKO模型参数估计结果

Tab. 2 Estimated parameters result on FEKO model by the proposed method in Ref. [42]

参数	散射中心	
	1	2
L (m)	1.6	/
$\bar{\varphi}$ (rad)	0	/
x (m)	–0.1	2.7756e–17
y (m)	0	2.0
α	0.5	0
复幅度A	2.4570–0.3162i	2.9605+0.3071i
散射体结构	圆柱体	球体

心提取方法，利用属性散射中心模型在图像域的“可平移性”和“可叠加性”两个性质，使用牛顿正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)算法求解SAR信号的稀疏表示，进行属性散射中心参数估计。该方法极大地减少了OMP算法所用字典的规模。文献[47]则将雷达目标信号和感兴趣特征的统计先验信息合并到由最大后验概率估计构造的目标函数中，然后通过粒子群优化方法求解，实现对属性散射中心参数的联合估计。其中，构造目标函数时，所提方法基于统计先验信息和优化迭代策略的目的设计了两类最大化约束：波动程度最大化和峰值幅度最大化，提高了估计精度和运算效率。下面具体展示了该方法在仿真和实测数据上的反演结果。XPATCH仿真数据实验条件的具体设置如下，雷达发射频率为7.0472～12.9528 GHz，频率步进为11.313 MHz，方位角度范围是–10°～10°，方位角间隔0.0714°。重构的目标信号结果如图4所示，其中图4(a)是目标CAD模型，图4(b)是目标经过PFA算法处理后的图像，图4(c)是根据散射参数重构的图像。实测数据为一组带宽为5.72 GHz的Ku波段SAR数据，图5(a)展示了其真实场景下的图像，图5(b)和图5(c)分别是该目标的原始信号和重构信号结果。从实验结果可以看到重构图像和原始图像具有较高的相似度，这说明统计先验信息融合电磁模型的特征提取方法能够较好地反映目标散射中心的结构，并能较准确地重建目标的散射响应。



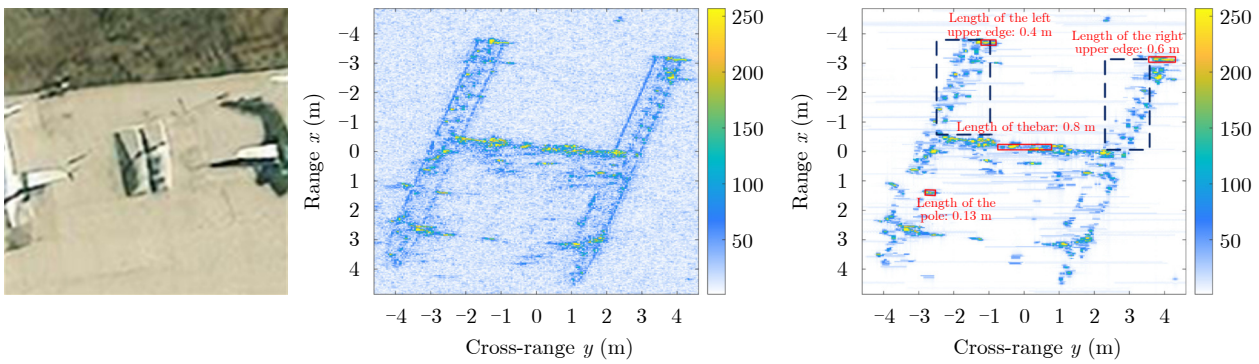
(a) 挖掘机模型
(a) Geometric model of the backhoe

(b) PFA成像结果
(b) The SAR image produced by PFA

(c) 重构信号成像结果
(c) The reconstructed image

图 4 文献[47]所提方法的XPATCH仿真数据提取实验结果

Fig. 4 Imaging results obtained by the proposed method in Ref. [47]



(a) 真实场景图像
(a) Geometric model of the target

(b) 原始信号二维成像结果
(b) The SAR image of the target

(c) 重构信号成像结果
(c) The reconstructed image

图 5 文献[47]所提方法的实测数据提取实验结果

Fig. 5 Imaging results obtained by the proposed method in Ref. [47]

3.2 频率域提取方法

在频率域，目标中每个散射中心的响应分布在整个频率数据网格上，因此可以避免散射中心被破坏的问题。但是频率域算法需要确定模型的阶数，并且需要对所有参数联合估计，运算复杂度高。

首先针对一维散射中心的特征提取，国防科技大学周剑雄[48]使用结构化最大似然方法中的结构化最小范数方法，基于衰减指数和模型实现对一维参数的最大似然估计。石志广等人[49]提出了一种基于协同粒子群优化的GTD模型参数估计算法，将每一个散射中心对应的参数分别设置为一个粒子群，在迭代估计过程中，各个粒子群均进行更新优化，直到达到算法终止条件，输出各个粒子群的全局最优值作为参数估计结果。该算法对初始值不敏感，不需要循环迭代估计，但容易陷入局部最优。

针对二维散射中心的特征提取始终是电磁散射特征提取领域的热点研究问题。国防科技大学孙真真等人[50]在所提区分散射中心类型的GTD模型(Type-Discriminated GTD, TD-GTD)的基础上，提出一种ML-RELAX方法逐一估计单个散射中心，即在用最大似然算法估计参数时，固定其余散射中心的参数，逐个调整其参数以达到收敛。并且采用自适应高阶表示(Adaptive Gaussian Representation, AGR)选取模型阶数和初始化参数[4]。但是利用RELAX算法直接对参数$\{L_2, \bar{\varphi}_p, x_p, y_p, \alpha_p\}$进行联合估计，参数维度高，运算效率低。为了解决该问题，文献[51]提出了一种改进RELAX策略的属性散射中心频域特征参数提取算法，首先给出了一种简化的属性散射中心模型，该模型在相对带宽比不大的SAR工作条件下，忽略了方位角依赖因子γ_p和频率依赖因子α_p对后向散射场的影响。其次注意到简化模型的相位历程只与位置信息有关，利用傅里叶变换(Fast Fourier Transform, FFT)实现位置的精估计，然后通过计算与残余图像内积最大的属性散射基对L_p和$\bar{\varphi}_p$进行二维联合估计。该方法有效降低参数估计维度，进一步提高了算法效率。下面展示了该方法应用于某仿真坦克数据的实验结果，雷达工作参数设置如下：载频为9 GHz、带宽1 GHz、频率采样间隔为10 MHz。仿真模型图纸如图6所示。不同方位角下对信号的重构结果如图7所示，其中以红圈标注提取的散射中心位置，可以看出重构信号与目标模型的散射中心投影是较为对应的，可以较为完整地反映原始目标的结构。

注意到雷达散射场中绝大部分能量都是由少数散射点贡献的，体现了雷达回波在散射空间上的稀疏性，因此压缩感知技术也被应用在部分频率域算法中。压缩感知为从低维信号中恢复出高维稀疏信号提供了理论支持。散射中心模型的矩阵形式通常可以表示为

$$s = \boldsymbol{D}(\Theta)\sigma + n \tag{16}$$

其中，s是观测信号E^s的列向量化形式，$\boldsymbol{D}(\Theta)$为参数化字典；σ为稀疏系数向量；n为噪声。稀疏系数σ的估计等效为求解如下优化问题：

$$\hat{\sigma} = \arg\min_{\sigma} \|\sigma\|_p,\ \text{s.t.} \|s - \boldsymbol{D}(\Theta)\sigma\|_2 \le \varepsilon \tag{17}$$

其中，$\|\cdot\|_p$表示l_p范数。很多文献针对该问题做出了研究。文献[52]基于二维GTD模型，首先利用二维FFT确定支撑区域，降低了稀疏向量的维度，在该支撑区域内求解优化问题后利用聚类方法合并临近的散射中心。文献[53]针对每个典型散射中心部件建立了字典，并通过聚类得到方法将原子字典降

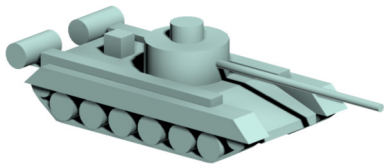
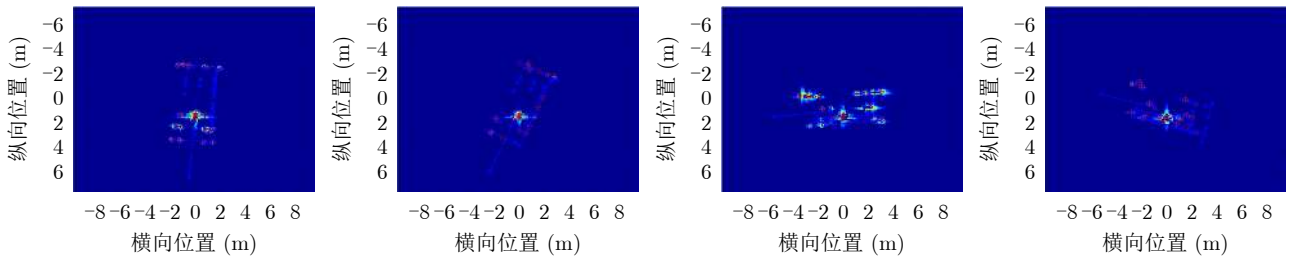


图 6 坦克模型

Fig. 6 Tank model



(a) 成像中心方位角5°
(a) When azimuth angle =5°

(b) 成像中心方位角25°
(b) When azimuth angle =25°

(c) 成像中心方位角85°
(c) When azimuth angle =85°

(d) 成像中心方位角105°
(d) When azimuth angle =105°

图 7 文献[51]所提方法的坦克数据提取实验结果

Fig. 7 Imaging results obtained by the proposed method in Ref. [51] on tank model

维为分子字典，之后采用基追踪降噪(Basis Pursuit De-Noising, BPDN)方法求解优化问题。文献[54]则在属性散射中心模型的基础上，提出了基于正交匹配追踪的参数估计算法，考虑到对$\{L_p, \bar{\varphi}, x_p, y_p\}$联合估计时过完备字典$\boldsymbol{D}(\Theta)$的维度过大，首先利用快速FFT确定位置参数$\{x_p, y_p\}$，再构造新的过完备字典估计$\{L_p, \bar{\varphi}_p\}$，减少算法的计算量。西安电子科技大学刘宏伟团队[55–57]同样在降低字典维度方面做出研究，提出了一种基于字典缩放的属性散射中心提取算法，该方法分5步构造字典，使用OMP算法按顺序估计散射中心的$\{x_p, y_p\}$, $\{L_p, \bar{\varphi}_p\}$, $\{L_p, \bar{\varphi}, x_p, y_p\}$, $\{\alpha_p\}$和$\{\gamma_p\}$，其中第3步是根据前两步输出的结果进行超分辨估计，引入RELAX算法对已提取的散射参数进行迭代修正，以减少邻近散射中心的相互影响对OMP算法效果的干扰。但是对散射中心参数的分步估计容易产生累积误差。为了避免稀疏参数化字典栅格划分不当引起的误差，丛玉来等人[58,59]提出一种非参数贝叶斯参数估计方法，使用L'evy随机场构建属性散射中心模型参数的先验分布，连续扩展字典，然后设计了一种可逆马尔可夫蒙特卡罗方法计算后验概率分布，该方法可以自适应地收敛到合适的散射中心的数目和残余能量，但是在进行后验推理时，采取了目标上任意两个散射中心不相交的假设，这在雷达图像复杂的时候并不适用。清华大学李增辉等人[60]则提出一种基于复数域增量稀疏贝叶斯的逆向提取算法，逐个将候补参数原子增加到稀疏字典中，同时利用BFGS拟牛顿法全局优化整个字典。该方法降低了系统资源消耗，但不能保证可以得到全局最优解。

一些智能算法近些年也应用在二维散射中心提取问题中。文献[61]首先从多个角度上使用旋转不变技术(Estimating Signal Parameter via Rotational Invariance Techniques, ESPRIT)，基于二维理想点模型估计散射中心的一维位置和幅度，随后代入到交点几何方程中生成二维交点，输入到复合弹性系数模型(Multiple Elastic Modules, MEMs)中，训练后输出散射中心的二维位置和幅度。国防科技大学吕玉增等人[62]同样针对该模型，提出一种基于遗传算法的参数估计方法，采用CLEAN算法将每个散射中心的提取转化为优化问题，并采用遗传算法求解。文献[63]则针对属性散射中心模型提出了一种基于遗传算法的频率域参数联合估计方法，并且引入RELAX算法重复迭代已提取的散射中心，以避免累积误差。文献[64]则提出了一种用于属性散射中心模型的物理驱动神经网络的参数估计方法，通过网络自动计算散射参数。智能算法的优势在于不需要设置初始值，避免了反复迭代，降低了复杂度，但容易陷入局部最优，导致收敛到错误的结果。

针对三维散射中心特征的提取近年来也进入研究者的视野，但多数仍局限于对散射中心位置和幅度的提取[65]，比如文献[66]使用ESPRIT从不同角度生成散射点的一维位置，再结合改进的随机抽样一致算法生成散射中心的所有三维位置，散射幅度则通过最小二乘法获得。除了直接针对三维模型进行提取之外，将提取到的二维散射中心扩展到三维空间也成为学者研究的热点，核心在于研究如何将三维空间中的目标电磁散射部件模型与观测得到的二维SAR数据建立联系[67]。国防科技大学马聪慧等人[68,69]通过投影矩阵将三维电磁散射部件模型投影到二维成像平面，以获取散射点的二维位置参数，并基于该区域内的散射数据，采用BFGS拟牛顿法求解最优化问题估计其属性散射参数。

3.3 极化特征提取方法

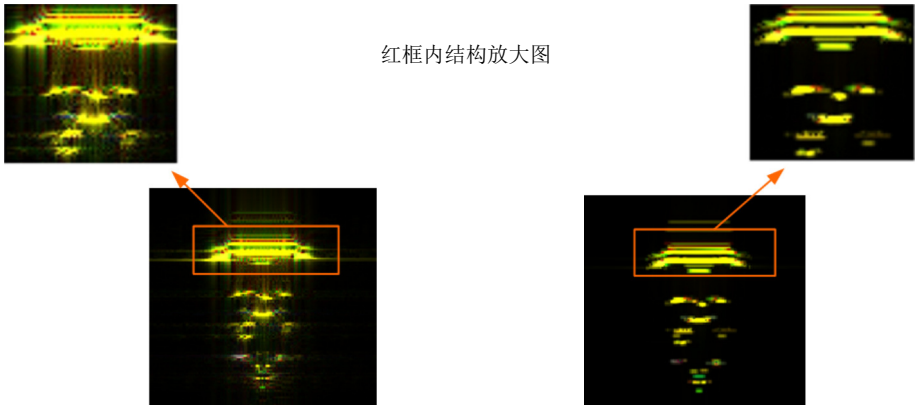
极化描述了电磁波的电场矢量在空间上变化的性质，是雷达回波中除了幅度、相位信息外又一可利用的重要信息，充分挖掘散射中心的极化信息，为现代雷达目标解译技术的提升提供了广阔的发展空间。极化雷达的研究现如今已进入一个快速发展的阶段，相较于单极化雷达，全极化雷达可以获得更为完整的极化散射信息，包括不同极化通道之间的相干信息，可以用于散射中心类型的判别。

早先极化特征提取并没有利用全极化通道雷达的优势，只是分别从不同的单极化通道雷达单独提取，再将各通道的散射中心关联处理，这并不能保证关联之后散射矩阵元素的相干性[11,48]。国防科技大学代大海等人[70]则分别立足于相干极化理想点散射模型、相干极化GTD模型(CP-GTD)和二维CP-GTD模型，提出了多种极化特征提取方法。首先，针对相干极化理想点散射模型提出了极化多重信号分类方法(Multiple Signal Classification, P-MUSIC)和旋转不变子空间方法(P-ESPRIT)[71]，实现从全极化协方差矩阵中对各极化通道散射中心的数目、位置、散射幅度和归一化相干矩阵的估计。针对CP-GTD模型，结合改进的P-MUSIC和P-ESPRIT对全极化协方差矩阵进行搜索实现对散射中心类型的分类[72]。而将P-MUSIC和P-ESPRIT扩展到二维空间则可以基于2D CP-GTD模型进行极化特征提取[73]。

除了根据电磁散射模型的频率依赖因子判断散射中心类型，也可以通过分解全极化散射矩阵和奇次散射、偶次散射、漫散射和螺旋散射等典型散射

机理的散射矩阵进行对比，根据相似程度对散射中心进行分类[74]。其中核心技术为极化目标分解技术(Polarimetric Target Decomposition, PTD)，包括：Pauli分解可以将目标分解为平面分量、二面角分量和45°二面角分量[75]；Krogager分解可以将目标分解为球体分量、二面角分量和螺旋体分量[76]；Cameron分解则可以将目标分解为三面角、二面角、偶极子、柱体、窄双平面和1/4波形设备等6类散射体[77]；但是已有的PTD算法通常应用于植被、陆地、海洋等地表参数反演领域[78]，在这里我们主要介绍应用于车辆、坦克等典型人造目标的极化特征提取方法。Fuller在文献[79]中对现有峰值模型进行改进，提出一种新的高频多峰模型来描述广角成像条件下的分布式散射体的幅度特性，并在此基础上结合Krogager分解扩展了散射体类型的分类，除典型散射体外，增加了倾斜角为90°的圆柱体、直边、二面角等结构。文献[80]在前期针对属性散射中心模型研究的基础上，提出了一种联合全极化通道的属性散射中心参数估计与极化分解方法，考虑到目标信号在各极化通道下的属性结构是相同的，只有散射复幅度是不同的，首先采用OMP算法迭代估计散射中心属性参数和全极化复幅度矩阵，即将全极化通道下的目标信号分解为若干个全极化属性散射中心的相干叠加，然后将Cameron分解的PTD方法应用于复幅度散射矩阵，按散射中心能量大小的顺序依次判断它们的散射机理类型。该方法将部件视为整体进行处理，可以有效提高目标信号与噪声的可分性以及增强部件的连续性。下面具体展示了采用XPatch的挖掘机数据进行的联合极化属性散射中心参数估计和极化分解实验。对原始数据和通过联合极化的属性散射中心的信号重构数据分别进行极化伪彩合成的结果如图8所示，可以看到由于所提方法将目标的分布式结构进行整体提取，保证了结构的完整性，避免了图8(a)中目标部件的结构不清晰，边缘模糊和副瓣叠加的现象。图9分别展示了背景分离前后基于像素散射矩阵和属性散射中心散射矩阵的Cameron分解的结果。通过属性散射中心估计得到的信号有效地保证了信号的完整性，避免了目标信号模糊和部分部件混叠的情况，改善了PTD的效果。

以上在中低分辨率小视角条件下的雷达图像极化特征提取已取得一定显著的效果。然而在小视角

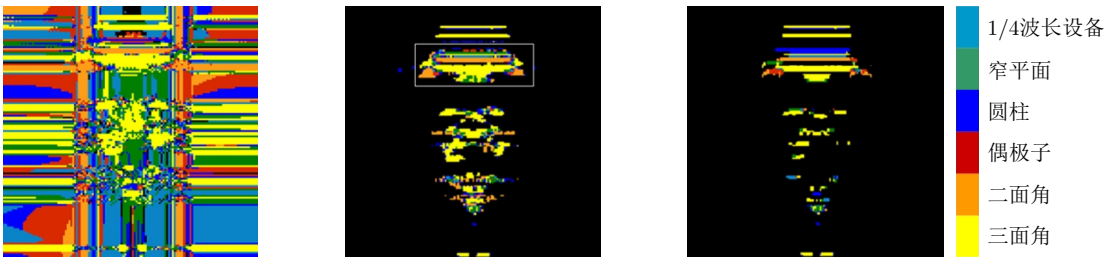


(a) 原始信号极化伪彩合成
(a) The pseudocolor original image results

(b) 重构信号极化伪彩合成
(b) The reconstructed pseudocolor original image results

图 8 挖掘机极化伪彩合成结果

Fig. 8 The pseudocolor imaging results of XPATCH backhoe



(a) 背景分离前信号传统PTD
(a) PTD without filtering

(b) 背景分离后传统PTD结果
(b) Traditional PTD

(c) 基于属性散射中心的PTD结果
(c) ASC-based PTD

图 9 文献[80]所提方法与传统PTD方法的XPATCH仿真数据PTD结果对比分析

Fig. 9 PTD performance comparison by the proposed method in Ref. [80] and the traditional method

成像中散射中心的各向异性并不明显，散射中心在该条件下可均被认为是各向同性的。随着SAR系统器件和载荷的快速发展，获取高分辨率雷达图像成为发展趋势，也促进了极化-各向异性特征提取的研究，因为在大视角SAR成像中散射中心的各向异性比较明显，适合提取[81]。复旦大学Xu等人[82]利用奇异值分解方法同时分解子孔径图像的极化特征和各向异性特征，在极化特征提取方面采用了Cameron分解方法，而在各向异性提取中，提出了与曲率半径和局部分布情况有关的“directivity”和“compactness”两种各向异性熵，用来帮助判断散射中心的结构。文献[83]提出了另一种大视角下散射中心各向异性的提取方法，方法认为各向异性主要是由散射中心的幅度变化引起的，利用单位矩阵作为标准正交基将问题转化线性方程的最小二乘求解幅度，并通过其变化特点判断散射中心的结构。

雷达目标的散射中心特征和极化特征等电磁特征提取为图像解译提供了基础，尤其是随着雷达系统硬件和载荷的发展，雷达图像的分辨率不断提高，针对电磁特征的提取方法研究将更具有重要意义和实用价值。

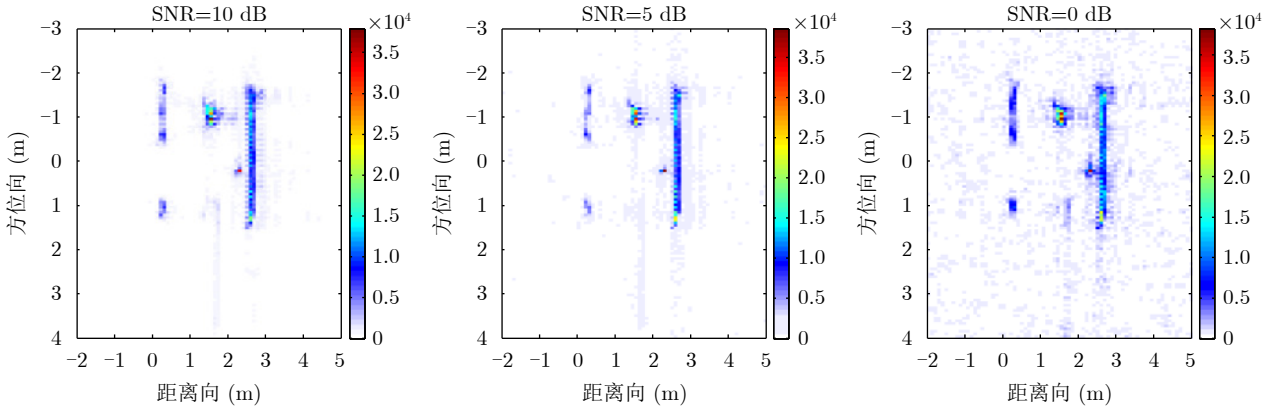
4　电磁散射特征的应用

研究针对散射中心特征和极化特征的电磁特征提取，不仅能够具体描述散射中心的结构和散射特性，提高对雷达图像的可理解性，还可将反演到的有效信息运用在目标识别领域、或者利用参数重构信号改善雷达成像效果。本节将具体展开雷达目标电磁散射特征应用的研究。

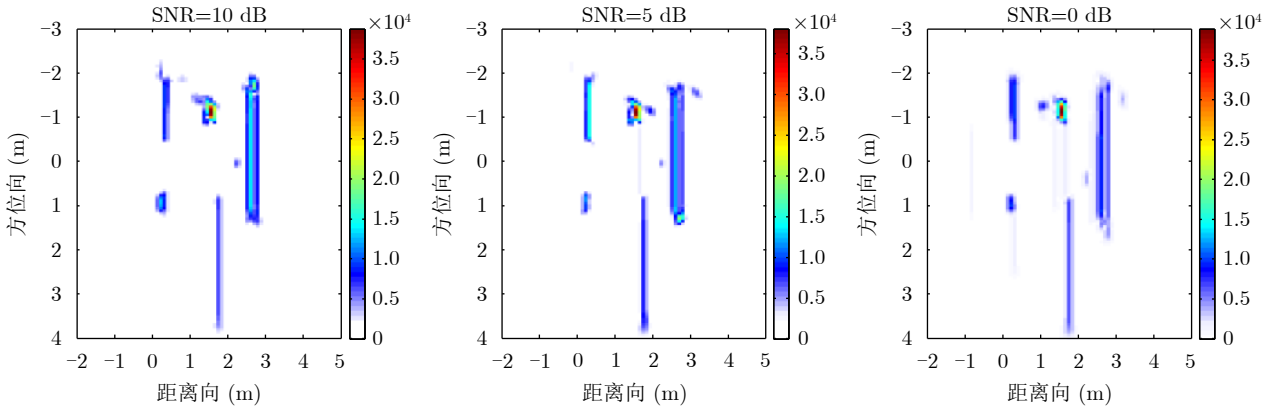
4.1　基于电磁散射特征的成像方法

近年来，SAR成像算法的发展重点之一是高分辨率条件下高效的聚焦成像算法。提高雷达成像的分辨率可以在方位向维度上增加成像的相干积累角和在距离向维度上通过发射大带宽的信号实现[84]。首先从方位向维度出发，在广角条件下，目标随方位角变化的散射特性更加明显，但传统的成像方法却忽略了角度依赖性[85]。Cetin团队[86]针对散射中心各向异性存在情况下的广角SAR成像问题做了大量理论研究工作。文献[87]将目标信号的相位历程分解为不同位置不同散射中心的贡献之和，同时表征了每个散射中心的幅度和各向异性，以此作为先验知识构建了稀疏优化问题中的过完备字典，最后求解稀疏代价函数得到广角SAR信号的图像。文献[88]则在此基础上，分析了不同视角下散射中心各向异性特征与散射中心几何结构的关联特点，定义了新的目标观测模型，并提出了坐标下降法用来优化参数化字典，使其能够按层次排列，提高了恢复信号的准确性。Ash等人[89]则分别从子孔径和全孔径两方面提出了广角SAR成像方法。首先文献[90]提出了一种递归更新的BP子孔径成像算法，认为散射中心随方位角变化的幅度服从高斯分布，在递归公式中使用指数方位加权函数表征散射中心的各向异性，同时调节公式中的参数可以改变有效孔径的大小，降低运算成本。而全孔径方法则是将目标的后向散射建模为整个孔径中空间和方位角的函数，针对模型维度增加，恢复图像难度变大的问题，文献[91]将目标后向散射建模为参数化模型后使用最小二乘法恢复图像，其中包括用到sinc函数和高斯函数对方位角依赖性进行建模。文献[92]则在像素层面将其对方位角的依赖构成正则化项，帮助在重构图像时加强目标后向散射与方位角的相关性。考虑到各向异性在方位向维度的稀疏性，文献[93]采用了动态压缩感知方法，在先验模型中控制有效的方位角范围，通过该方法可以求解目标散射的后向边缘分布。其次，在距离向维度上，子带融合技术通过融合多个相对小带宽的子带雷达回波来估计大带宽的全频段雷达回波，同样是一种有效的获得高分辨雷达图像的手段。文献[94]基于GTD模型，提出了一种改进的RELAX算法估计散射中心的频率依赖因子和数量，并将其合并到相位项中，有助于提高子带间非相干误差的估计精度，补偿相位误差后可以得到融合的全频带雷达回波成像结果。

信号处理的方法也可以提高雷达图像分辨率，即利用有限的数据突破带宽限制的超分辨技术。然而传统的超分辨方法都是基于点散射模型，没有考虑目标信号中像素的相关性，文献[95,96]基于属性散射中心模型建立典型散射中心和目标回波数据的映射关系，利用从回波数据中估计的属性参数重构部件单元，为超分辨处理方法开拓了新的思路。通过改进的OMP算法输出散射中心的5维参数$\{L_p, \bar{\varphi}, x_p, y_p, \alpha_p\}$，对回波信号频谱进行二维外推，其中在方位向上以初始指向角$\bar{\varphi}$为中心进行外推以得到目标信号的超分辨成像。下面展示了方法在仿真坦克数据上的实验结果。图10分别展示了不同信噪比下经过Burg外推算法和基于属性散射中心模型的2×2超分辨算法的处理结果，可以看出Burg外推会出现成像结果目标结构不连续的问题，并且随着信噪比的降低，背景出现大量杂波，丢失了一些有效像素点，相比之下所提方法保证了目标结构的完整性和图像的连续性，具有很强的鲁棒性，在低信噪比情况下依然能有效实现对目标的超分辨成像。



(a) Burg 算法
(a) Burg imaging algorithm



(b) 基于属性散射中心超分辨算法
(b) Super-resolution imaging algorithm based on ASC model

图 10 文献[96]所提方法和Burg算法的坦克仿真数据不同倍数超分辨成像对比

Fig. 10 Super-resolution performance comparison by the proposed method in Ref. [96] and the Burg method

4.2 融合电磁特征的目标识别方法

随着机载和星载SAR系统获取能力的不断提升，全天时、全天候对感兴趣区域进行观测，并获取高分辨率SAR图像成为可能。然而基于人工判读的SAR图像解译耗时长，准确度容易受环境影响，难以满足任务要求。因此，ATR进入遥感领域研究视野，如何实现快速、自动化的SAR图像解译成为遥感领域的重要研究方向。目前，公开常用的SAR图像目标识别所采用的常用数据集包括美国国防高等研究计划署公开的MSTAR (Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition)数据集[8]和中国的OpenSARShip数据集[97]等。其中MSTAR数据集由X波段HH极化聚束模式合成孔径雷达采集获得，包含10类地面静止车辆目标在各个不同方位角下采集的复图像，可以分解为幅度部分和相位部分，图像距离分辨率和方位分辨率均为0.3 m，适用于地面目标的检测与识别。OpenSARShip数据集主要覆盖亚洲5个港口，共17种类型的船舶的41幅SAR图像，图像尺寸较小，其中单视复数数据记录了VV和VH极化通道下的幅度和相位信息，地距数据则丢弃了相位信息。OpenSARShip数据集主要适用于海上目标的检测与识别。本文所提到的目标识别方法均是以MSTAR数据集作为实验数据集，它也是目前国际上最广泛应用的SAR目标识别方法验证数据集。

国防科技大学丁柏圆[38]认为现有的目标识别方法主要包括两种关键技术：特征提取和分类器设计。其中特征提取是指通过图像分析或者电磁分析从原始SAR图像中提取能够提供分类能力的特征，包括几何特征、变换域特征和电磁特征等；分类器则是根据提取到的特征设计分类策略。电磁特征代表了目标的固有物理特征，与目标的结构具有关联性，尤其是属性散射中心特征对目标局部结构的变化感知能力敏感，且对信噪比变化具有鲁棒性，所以基于电磁散射特征的方法可以为目标识别提供更精确的鉴别力信息。因此，本节主要介绍融合电磁特征的目标识别方法。

基于理想点散射模型提取的散射中心特征，也

就是目标峰值特征[98]，早期应用在目标识别技术中[99]。但是这些峰值特征仅包括散射中心的位置和幅度等信息，可用来匹配分类的精度不高。之后随着电磁散射模型的发展，更精细化的模型为目标识别提供了更丰富的特征。以目标二维属性散射中心特征为例，俄亥俄州立大学Potter团队对基于属性散射中心特征的匹配分类做了大量研究。其中Chiang等人[100]以最大后验概率为准则评价提取到的特征集和训练特征集的相似度，提出了基于贝叶斯的散射中心特征匹配方法。Dungan等人[101]则使用粒子群方法求解优化最小修剪平方Hausdorff距离，作为两个属性散射中心集相似度的距离测度评价标准。Li等人[102]同样采用了Hausdorff距离作为相似度测度，代替了欧氏距离改进了传统的K中心一类分类器。文献[103]将Fisher分类器用于属性散射中心的匹配，根据Fisher多重判别分析对定义在一定方位角变化范围内的主特征散射中心进行分类。国防科技大学文贡坚团队[104]也提出了多种针对二维和三维属性散射中心匹配方法。其中丁柏圆等人[105–107]基于Hungarian算法构建匹配代价矩阵表征散射中心特征集的对应关系，匹配代价矩阵分别由将虚警和漏警情况加以考虑的加权欧氏距离、两属性散射特征集的Hausdorff距离和它们的概率分布的L2距离定义。将二维特征匹配扩展到三维空间后，Ma等人[68]提出了一种组合位置和空间关系的散射中心匹配方法，综合考虑了散射中心的空间位置信息和属性信息，通过考察图像中提取到的和模型预测的散射中心特征集之间的匹配能量函数和整个图像中匹配上的散射中心能量强弱度，实现散射中心的最优匹配。

以上介绍的特征匹配方法，都从不同角度获取到SAR图像中具有鉴别力的电磁特征，帮助提高后续分类器的分类性能。分类器的核心功能是为提取到的特征设计相似度准则，并根据待识别样本与各类模型相似度的大小判定目标分类。常见的分类器包括：(1)最邻近分类器(Nearest Neighbor, NN)，以特征集之间的距离测度作为分类的决策思想，这里的距离测度不仅限于传统的欧氏距离和马氏距离等，而是广义的需要根据所提特征的性质定义合理的距离测度，比如在SAIP系统中，该距离测度被定义为两幅SAR图像的像素值之间的均方误差[7]。(2)贝叶斯分类器，从统计意义上通过计算待识别样本相对各类模型的后验概率判定目标类别，文献[108]使用了该方法对无序的属性散射中心特征集进行了基于模型的分类。(3)稀疏分类器(Sparse Representation-based Classification, SRC)，是一种基于压缩感知理论提出的新分类方法，将待识别样本由测试样本稀疏重构表示，计算稀疏系数作为其与各个类型的距离测度。文献[109]使用该方法结合极化特征对全极化SAR图像进行了分类。(4)卷积神经网络(Convolutional Neural Networks, CNN)，作为当下最热门的基于深度学习理论的图像内容学习的最佳算法，已在SAR目标识别领域中得到成功应用，尤其是在标准操作条件(Standard Operation Condition, SOC)下有非常高的分类识别精度。然而传统的CNN框架在标准操作条件下的输入是从SAR幅度图像中提取到的代表性特征，并没有利用SAR目标信号的相位信息，导致卷积层无法挖掘目标特征与雷达工作参数之间的隐含关系，造成该方法对扩展操作条件(Extended Operation Condition, EOC)下采集的图像的识别精度降低[110]。基于电磁散射特征的方法的优势在于其从成像角度描述了SAR复图像的散射中心，反映了目标的局部电磁现象，输出的特征参数集与目标的物理结构关系清晰且稳定，有助于提高对目标的理解和推理能力，优化EOC条件下的识别效果。

为了有效利用SAR图像的复信息，文献[111]提出了一种融合全局和局部特征的SAR目标识别新框架(Fusing Global and Local,FGL)，该框架以随机投影特征作为全局特征，采用SRC对其进行分类，将输出的重构误差定义为当前分类器的置信值；以属性散射中心特征作为局部特征，对上一步在置信范围之外的样本进行进一步分类。该框架认为在第一步全局分类器中没有被成功分类的样本很可能来源于EOC，所以以属性散射中心特征主导的局部分类器可以对该类样本作出更精确的识别效果，这种决策策略被称为“后期融合”。但是，由于属性散射中心特征集包含了比全局分类器的输出更为丰富的图像信息，因此后期融合被认为不如特征集融合有效，该框架所提的融合策略仍然可以提高。文献[112]在属性散射中心模型的基础上，提出了类别保持和局部约束的判别字典学习(Label consistent and Locality constraint Discriminative Dictionary Learning, LcLcDDL)SAR目标识别框架，框架采用了特征集融合策略，以属性散射中心参数与SAR切片的卷积作为低层局部特征，为了提高SRC的效率和稀疏系数的可分性，在训练阶段中加入训练样本的标签信息和局部几何信息得到判别字典，经稀疏重构后得到局部特征的稀疏编码；高层全局特征则是通过空间金字塔匹配方法将底层局部特征的稀疏编码池化整合得到。LcLcDDL框架不仅在低层局部特征中考虑了SAR图像的相干性，还在高层全

局特征中结合了训练样本的标签信息和局部几何约束，具有更强的分类能力，但是识别性能容易受到训练样本变化的影响。文献[113]提出了一种基于成分分析的多尺度CNN框架(Multiscale Convolutional Neural Network based on Component Analysis, CA-MCNN)，该框架令属性散射中心的部件二值图像作为局部特征，与多尺度全局特征进行特征融合后通过softmax模块进行图像分类。但是在二值化过程中会造成部件特征图的能量信息丢失，且在融合过程中仅利用了部件中的位置信息，直接利用网络对特征融合的步骤则忽略了散射特征和网络特征之间的差异性。

考虑到基于CNN特征的方法可以在SOC条件下获得很好的效果，而基于电磁散射特征的方法对EOC条件下的图像分类稳定性高，文献[114]首先提出了一种融合散射中心特征与全卷积神经网络的SAR目标识别方法，通过提取到的属性散射中心特征将单通道SAR复图像重构为散射中心组成的多通道特征图，同时提出了一种简化VGGnet的全卷积神经网络，可从SAR幅度图像中提取高维语义特征图，采用通道并联的方式将两种特征融合后采用Softmax作为分类函数实现目标类别的判断。所提融合识别网络结构示意图如图11所示。表3给出了不同方法在SOC和EOC条件下的MSTAR数据集识别准确度，可以看出所提方法在SOC条件下准确度与ACN(A-ConvNet)方法相仿，而在EOC条件下仅次于FGL，说明所提算法在识别准确度和识别泛化能力上展现了优秀的性能。

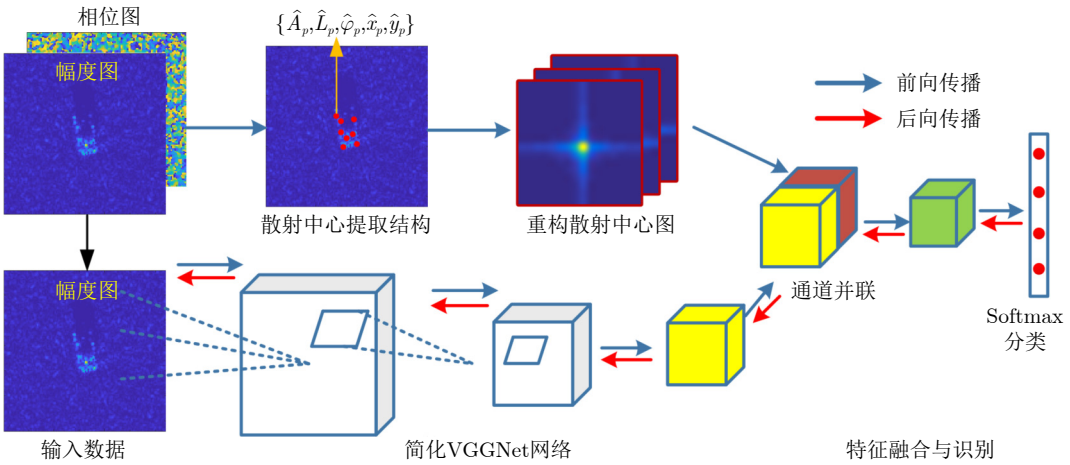


图 11 文献[114]所提融合识别网络结构示意图

Fig. 11 Proposed recognition method fusing scattering center features and CNN features at the level of feature maps in Ref. [114]

表 3 文献[114]所提方法和其他典型方法的识别准确度

Tab. 3 Performance of the proposed method in Ref. [114] and other different methods

方法类型	SOC	EOC
BFM	95.62	97.90
SVM	96.78	96.64
ACN	99.13	98.12
SRC	96.29	95.12
FGL	99.08	98.46
所提方法	99.11	98.37

在此基础上，再次优化融合策略，提出了一种新的融合散射中心特征向量和网络特征向量的目标识别框架(Feature Fusion Framework based on Electromagnetic Scattering Features and deep CNN features, FEC)[115]，利用K均值处理将提取到的属性散射中心特征转化为固定维数的特征向量，即视觉词袋，能够更方便地应用于特征融合模块和分类器模块。同时将VGGnet网络轻量化改进为MVGGnet，根据属性散射中特征的维度适量减少网络的全连接层数量，帮助最大限度地利用训练样本。最后引入判别相关分析方法并联融合CNN特征和散射特征，减少特征的维度，提高与分类器结合的效率。所提FEC框架的示意图如图12所示。表4给出了不同方法在SOC和EOC条件下的MSTAR数据集识别性能对比，可以看出所提方法充分结合了属性散射中心特征提取的高鲁棒性和卷积神经网络的高准确度优势，实现有效的目标识别。

除了特征融合，研究者也开始基于提取到的电磁散射特征对卷积神经网络的模块进行改进设计。文献[64]构建了一种电磁特征模块嵌入式网络框架，采用了多阶段学习策略，但是其中第一阶段使

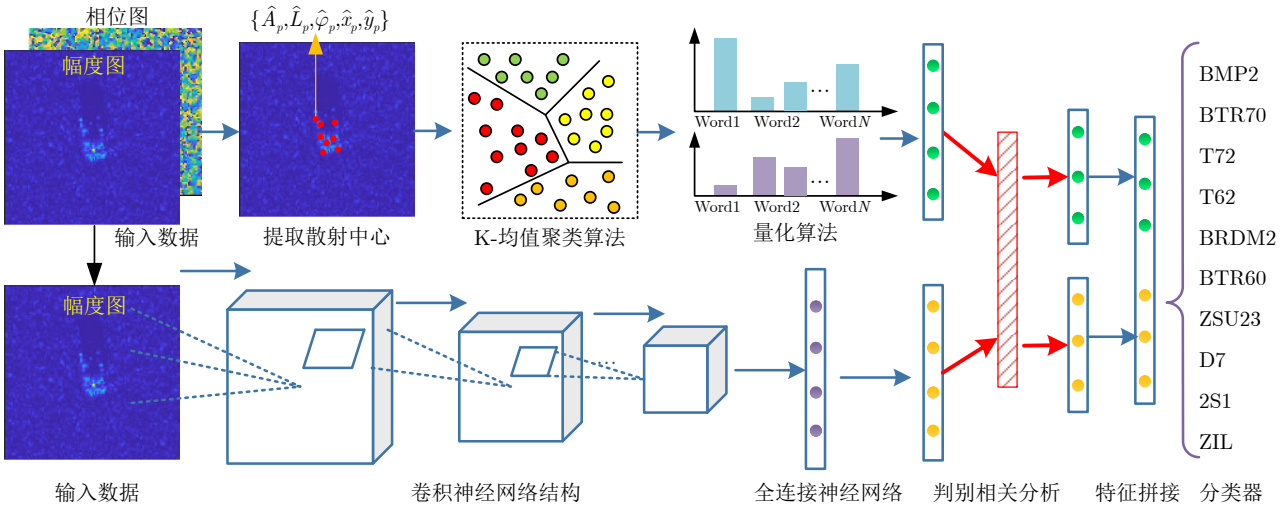


图 12 文献[115]所提融合电磁散射特征向量和深度CNN特征向量的识别方法

Fig. 12 Structure of the proposed FEC framework in Ref. [115]

表 4 文献[115]方法和其他典型方法的识别准确度

Tab. 4 Performance of the proposed method in Ref. [115] and other different methods

方法类型	SOC	EOC
BFM	95.62	97.90
SVM	96.78	96.64
ACN	99.13	98.12
SRC	96.29	95.12
FGL	99.08	98.46
所提方法	99.59	98.48

用常规的全卷积神经网络结构估计散射中心参数$\{A_p,\alpha_p,x_p,y_p\}$，并没有对α_p的孤立分布做特殊化考虑，另外网络采用了雷达回波数据的实图像作为输入，造成了相位信息的缺失。为了能够充分利用SAR复数图像的相位信息，文献[116]将属性散射中心模型与复数卷积网络相结合，提出了一种基于电磁特征的迁移学习方法(Electromagnetic Feature Transfer Learning, EFTL)，初始化复数卷积网络首层卷积核参数，提升了模型对于SAR复数图像的特征提取能力。表5给出了采用随机初始化方法、Gabor滤波器以及EFTL参数初始化方法对MSTAR数据集的识别准确度结果。可以看出EFTL拥有更高的准确度，这是因为所提初始化方法使得复数CNN模型中的卷积核在训练的开始阶段就可以有效地提取输入样本的特征，在相同迭代次数的情况下具有更高的准确度。

5　发展趋势

雷达电磁特征提取与应用算法研究有助于增强SAR图像的可理解性和可视性，能够从SAR图像中

表 5 文献[116]方法和其他参数初始化方法的识别准确度

Tab. 5 Performance of the proposed methed in Ref. [116] and other different methods

方法类型	俯仰角15°	俯仰角17°
随机初始化	94.3	91.8
Gabor滤波器	94.2	92.3
所提方法	98.8	95.1

获取更多目标点的特征信息，其研究基础为进一步提高SAR回波信息的可利用性提供有力支撑。近年来，随着现代SAR技术的革新和发展，多模式、多频段的SAR回波数据对雷达电磁特征提取与应用算法提出了更严格的要求。以现有的研究情况作为基础，未来的研究重点包括以下几个方面：

(1) 新体制超高分辨成像带来的挑战。随着国内外微波光子器件的推动和快速发展，雷达成像分辨率从分米级提高到厘米级，所包含的信息量骤增，对目标的精细描述和准确识别带来了无限可能[117,118]。目前针对微波光子信号的特征提取算法有3大难点，一是如何改进适用于超大带宽条件下的跨谱段全极化散射解析模型；二是一系列针对大带宽信号的成像处理算法是否会对传统的特征提取方法产生影响；三是大规模雷达回波数据会使得参数估计算法处理效率降低。同时如何克服超高分辨率下目标部件结构的混叠现象实现感兴趣目标的识别，都是亟需解决的问题。因此，未来基于电磁模型的特征提取和应用研究应重点集中在解决超大带宽超高分辨率条件下产生的各类问题。

(2) 挖掘电磁特征内涵的成像方法。电磁特征蕴涵了目标的本质属性，不仅可以作为目标识别的基础，也可用在成像算法中。在非理想点目标假设

下，目标的散射特征和回波相位历程是随频率、角度、时间变化的，导致SAR回波模型更加复杂，成像算法模型推导面临更大挑战，优化成像方法存在很大难度。另外，如果在成像处理环节中就能够对目标进行特征提取，并以此作为先验信息反馈到成像过程中，进而增强图像的质量，同时质量提高的图像又能进一步改进特征提取的精度，将有助于实现目标的成像与信息反演一体化处理。

(3) 全空间SAR数据集的构建。对于基于数据模型的SAR图像解译方法，数据集起着至关重要的作用。实际情况下SAR背景环境信息复杂，且图像质量容易受到载荷系统的性能、成像算法、分辨率等条件约束，导致很难获得同一目标、地物等在所有条件下的图像数据，并且目标结构在不同方位角度散射特性存在显著性差异，导致目标图像在不同角度下存在明显差异，在这种情况下SAR数据集的构建尤为重要。由于SAR图像解译任务的复杂性和多样性，如何构建环境信息丰富、图像质量优异、目标分布均衡等的SAR图像数据集具有重要意义。对不同俯仰角和方位角下的目标进行特征提取，完善目标特性库，在未来是一个重要的研究方向。

(4) 技术交叉融合与雷达目标控制技术的博弈发展。雷达目标特征控制技术通过特殊外形设计或复合材料控制雷达可观测特征，导致电磁特征提取技术难以获取可用于识别的有效特征。从发展角度看，还需在两个方面作出研究。一方面，从雷达目标控制技术原理出发，结合特征提取与成像识别技术，正向探究其电磁特征漏洞；另一方面，从特征控制技术结果(如F-22, B-21, MQ-1C等)的特殊外形和复合材质反向研究，交叉融合电磁散射机理、数据集构建、正向电磁建模等技术多维多域剖析目标的特殊散射特征，同时构建相应的新型电磁散射参数化模型。因此，在与雷达目标特征控制技术博弈过程中，融合其他前沿学科，不断提高电磁散射特征的应用宽度和广度也是未来重要发展方向之一。

参 考 文 献

[1] 保铮, 邢孟道, 王彤. 雷达成像技术[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
BAO Zheng, XING Mengdao, and WANG Tong. Radar Imaging Technology[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005.

[2] MOREIRA A, PRATS-IRAOLA P, YOUNIS M, *et al.* A tutorial on synthetic aperture radar[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine*, 2013, 1(1): 6–43. doi: 10.1109/MGRS.2013.2248301.

[3] 黄培康, 殷红成, 许小剑. 雷达目标特性[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.
HUANG Peikang, YIN Hongcheng, and XU Xiaojian. Radar Target Characteristics[M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2005.

[4] 孙真真. 基于光学区雷达目标二维像的目标散射特征提取的理论及方法研究[D]. [博士论文], 中国人民解放军国防科学技术大学, 2001.
SUN Zhenzhen. Target scattering characteristic extraction method for radar 2-D image in optical region[D]. [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, 2001.

[5] OLIVER C and QUEGAN S. Understanding Synthetic Aperture Radar Images[M]. Raleigh: SciTech Publishing, 2004.

[6] EL-DARYMLI K, GILL E W, MCGUIRE P, *et al.* Automatic target recognition in synthetic aperture radar imagery: A state-of-the-art review[J]. *IEEE Access*, 2016, 4: 6014–6058. doi: 10.1109/ACCESS.2016.2611492.

[7] NOVAK L M, OWIRKA G J, BROWER W S, *et al.* The automatic target-recognition system in SAIP[J]. *The Lincoln Laboratory Journal*, 1997, 10(2): 187–202.

[8] DIEMUNSCH J R and WISSINGER J. Moving and stationary target acquisition and recognition (MSTAR) model-based automatic target recognition: Search technology for a robust ATR[C]. Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery V, Orlando, United States, 1998: 481–492. doi: 10.1117/12.321851.

[9] 文贡坚, 朱国强, 殷红成, 等. 基于三维电磁散射参数化模型的 SAR 目标识别方法[J]. 雷达学报, 2017, 6(2): 115–135. doi: 10.12000/JR17034.
WEN Gongjian, ZHU Guoqiang, YIN Hongcheng, *et al.* SAR ATR based on 3D parametric electromagnetic scattering model[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(2): 115–135. doi: 10.12000/JR17034.

[10] HE Yang, HE Siyuan, ZHANG Yuehua, *et al.* A forward approach to establish parametric scattering center models for known complex radar targets applied to SAR ATR[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2014, 62(12): 6192–6205. doi: 10.1109/TAP.2014.2360700.

[11] 代大海. 极化雷达成像及目标特征提取研究[D]. [博士论文], 国防科技大学, 2008.
DAI Dahai. Study on polarimetric radar imaging and target feature extraction[D]. [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, 2008.

[12] LING Hao, CHOU R C, and LEE S W. Shooting and bouncing rays: Calculating the RCS of an arbitrarily shaped cavity[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1989, 37(2): 194–205. doi: 10.1109/8.18706.

[13] BHALLA R, LING Hao, MOORE J, *et al.* 3D scattering

center representation of complex targets using the shooting and bouncing ray technique: A review[J]. *IEEE Antennas and Propagation Magazine*, 1998, 40(5): 30–39. doi: 10.1109/74.735963.

[14] BHALLA R, MOORE J, and LING Hao. A global scattering center representation of complex targets using the shooting and bouncing ray technique[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1997, 45(12): 1850–1856. doi: 10.1109/8.650204.

[15] BHALLA R and LING Hao. Three-dimensional scattering center extraction using the shooting and bouncing ray technique[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1996, 44(11): 1445–1453. doi: 10.1109/8.542068.

[16] JACKSON J A. Three-dimensional feature models for synthetic aperture radar and experiments in feature extraction[D]. [Ph. D. dissertation], The Ohio State University, 2009.

[17] JACKSON J A, RIGLING B D, and MOSES R L. Canonical scattering feature models for 3D and bistatic SAR[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2010, 46(2): 525–541. doi: 10.1109/TAES.2010.5461639.

[18] JACKSON J A, RIGLING B D, and MOSES R L. Parametric scattering models for bistatic synthetic aperture radar[C]. 2008 IEEE Radar Conference, Rome, Italy, 2008: 1–5. doi: 10.1109/RADAR.2008.4720819.

[19] HURST M and MITTRA R. Scattering center analysis via Prony's method[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1987, 35(8): 986–988. doi: 10.1109/TAP.1987.1144210.

[20] SACCHINI J J, STEEDLY W M, and MOSES R L. Two-dimensional Prony modeling and parameter estimation[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 1993, 41(11): 3127–3137. doi: 10.1109/78.257242.

[21] POTTER L C, CHIANG D M, CARRIERE R, *et al.* A GTD-based parametric model for radar scattering[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1995, 43(10): 1058–1067. doi: 10.1109/8.467641.

[22] 闫华, 张磊, 陆金文, 等. 任意多次散射机理的GTD散射中心模型频率依赖因子表达[J]. 雷达学报, 2021, 10(3): 370–381. doi: 10.12000/JR21005.
YAN Hua, ZHANG Lei, LU Jinwen, *et al.* Frequency-dependent factor expression of the GTD scattering center model for the arbitrary multiple scattering mechanism[J]. *Journal of Radars*, 2021, 10(3): 370–381. doi: 10.12000/JR21005.

[23] GERRY M J, POTTER L C, GUPTA I J, *et al.* A parametric model for synthetic aperture radar measurements[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1999, 47(7): 1179–1188. doi: 10.1109/8.785750.

[24] 李增辉. 稀疏激励的极化逆散射理论研究[D]. [博士论文], 清华大学, 2015.
LI Zenghui. Research on polarimetric inverse scattering through enforcing sparsity[D]. [Ph. D. dissertation], Tsinghua University, 2015.

[25] STEEDLY W M and MOSES R L. High resolution exponential modeling of fully polarized radar returns[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 1991, 27(3): 459–469. doi: 10.1109/7.81427.

[26] 代大海, 王雪松, 肖顺平, 等. 高分辨相干极化 GTD 散射模型及其应用[J]. 电波科学学报, 2008, 23(1): 55–61. doi: 10.3969/j.issn.1005-0388.2008.01.009.
DAI Dahai, WANG Xuesong, XIAO Shunping, *et al.* High-resolution coherent polarization GTD model and its application[J]. *Chinese Journal Of Radio Science*, 2008, 23(1): 55–61. doi: 10.3969/j.issn.1005-0388.2008.01.009.

[27] 段佳. SAR/ISAR目标电磁特征提取及应用研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2015.
DUAN Jia. Study on electro-magnetic feature extraction of SAR/ISAR and its applications[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2015.

[28] STEER D G, DEWDNEY P E, and ITO M R. Enhancements to the deconvolution algorithm 'CLEAN'[J]. *Astronomy and Astrophysics*, 1984, 137(2): 159–165.

[29] CLARK B G. An efficient implementation of the algorithm 'CLEAN'[J]. *Astronomy and Astrophysics*, 1980, 89(3): 377–378.

[30] GERRY M J. Two-Dimensional Inverse Scattering Based on the GTD Model[M]. The Ohio State University, 1997.

[31] KOETS M A and MOSES R L. Image domain feature extraction from synthetic aperture imagery[C]. 1999 IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Phoenix, USA, 1999: 2319–2322. doi: 10.1109/ICASSP.1999.758402.

[32] STACH J and LEBARON E. Enhanced image editing by peak region segmentation[C]. 18th Annual Meeting & Symposium of the Antenna Measurement Techniques Association, 1996: 303–307.

[33] KOETS M A. Automated algorithms for extraction of physically relevant features from synthetic aperture radar imagery[D]. Ohio State University, 1998.

[34] MOSES R L, POTTER L C, and GUPTA I J. Feature extraction using attributed scattering center models for model-based automatic target recognition (ATR)[R]. AFRL-SN-WP-TR-2006-1004, 2005.

[35] AKYILDIZ Y and MOSES R L. Scattering center model for SAR imagery[C]. SAR Image Analysis, Modeling, and Techniques II, Florence, Italy, 1999: 76–85. doi: 10.1117/

12.373151.

[36] DING Baiyuan and WEN Gongjian. Target reconstruction based on 3-D scattering center model for robust SAR ATR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2018, 56(7): 3772–3785. doi: 10.1109/TGRS.2018.2810181.

[37] DING Baiyuan, WEN Gongjian, HUANG Xiaohong, *et al.* Data augmentation by multilevel reconstruction using attributed scattering center for SAR target recognition[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, 14(6): 979–983. doi: 10.1109/LGRS.2017.2692386.

[38] 丁柏圆. 针对扩展操作条件的合成孔径雷达图像目标识别方法研究[D]. [博士论文], 国防科技大学, 2018.
DING Baiyuan. Research on automatic target recognition of synthetic aperture radar images under extened operating conditions[D]. [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, 2018.

[39] JACKSON J A and MOSES R L. Synthetic aperture radar 3D feature extraction for arbitrary flight paths[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(3): 2065–2084. doi: 10.1109/TAES.2012.6237579.

[40] AKYILDIZ Y. Feature extraction from synthetic aperture radar imagery[D]. [Ph. D. dissertation], The Ohio State University, 2000.

[41] XU Feng, JIN Yaqiu, and MOREIRA A. A preliminary study on SAR advanced information retrieval and scene reconstruction[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2016, 13(10): 1443–1447. doi: 10.1109/LGRS.2016.2590878.

[42] 段佳, 张磊, 盛佳恋, 等. 独立属性散射中心参数降耦合估计方法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(8): 1853–1859. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.01302.
DUAN Jia, ZHANG Lei, SHENG Jialian, *et al.* Parameters decouple and estimation of independent attributed scattering centers[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2012, 34(8): 1853–1859. doi: 10.3724/SP.J.1146.2011.01302.

[43] 计科峰, 匡纲要, 粟毅, 等. 基于SAR图像的目标散射中心特征提取方法研究[J]. 国防科技大学学报, 2003, 25(1): 45–50. doi: 10.3969/j.issn.1001-2486.2003.01.010.
JI Kefeng, KUANG Gangyao, SU Yi, *et al.* Research on the extracting method of the scattering center feature from SAR imagery[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2003, 25(1): 45–50. doi: 10.3969/j.issn.1001-2486.2003.01.010.

[44] 蒋文, 李王哲. 基于幅相分离的属性散射中心参数估计新方法[J]. 雷达学报, 2019, 8(5): 606–615. doi: 10.12000/JR18097.
JIANG Wen and LI Wangzhe. A new method for parameter estimation of attributed scattering centers based on amplitude-phase separation[J]. *Journal of Radars*, 2019, 8(5): 606–615. doi: 10.12000/JR18097.

[45] 谢意远, 高悦欣, 邢孟道, 等. 跨谱段SAR散射中心多维参数解耦和估计方法[J]. 电子与信息学报, 2021, 43(3): 632–639. doi: 10.11999/JEIT200319.
XIE Yiyuan, GAO Yuexin, XING Mengdao, *et al.* A Decoupling and dimension dividing multi-parameter estimation method for cross-band SAR scattering centers[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2021, 43(3): 632–639. doi: 10.11999/JEIT200319.

[46] YANG Dongwen, 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. doi: 10.1109/TSP.2020.3011332.

[47] XIE Yiyuan, XING Mengdao, GAO Yuexin, *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: 5230016. doi: 10.1109/TGRS.2022.3183855.

[48] 周剑雄. 光学区雷达目标三维散射中心重构理论与技术[D]. [博士论文], 国防科学技术大学, 2006.
ZHOU Jianxiong. Theory and technology on reconstructing 3D scattering centers of radar targets in optical region[D]. [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, 2006.

[49] 石志广, 周剑雄, 赵宏钟, 等. 基于协同粒子群优化的GTD模型参数估计方法[J]. 电子学报, 2007, 35(6): 1102–1107. doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2007.06.020.
SHI Zhiguang, ZHOU Jianxiong, ZHAO Hongzhong, *et al.* A GTD scattering center model parameter estimation method based on CPSO[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2007, 35(6): 1102–1107. doi: 10.3321/j.issn:0372-2112.2007.06.020.

[50] 孙真真, 陈曾平, 庄钊文, 等. 一种高频区复杂雷达目标二维散射的参数模型[J]. 国防科技大学学报, 2001, 23(4): 113–119. doi: 10.3969/j.issn.1001-2486.2001.04.025.
SUN Zhenzhen, CHEN Zengping, ZHUANG Zhaowen, *et al.* A parametric model for high frequency complex 2-D radar scattering[J]. *Journal of National University of Defense Technology*, 2001, 23(4): 113–119. doi: 10.3969/j.issn.1001-2486.2001.04.025.

[51] 段佳, 张磊, 邢孟道, 等. 合成孔径雷达目标特征提取新方法[J]. 西安电子科技大学学报:自然科学版, 2014, 41(4): 13–19. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2014.04.003.
DUAN Jia, ZHANG Lei, XING Mengdao, *et al.* Novel feature extraction method for synthetic aperture radar targets[J]. *Journal of Xidian University*, 2014, 41(4):

13–19. doi: 10.3969/j.issn.1001-2400.2014.04.003.

[52] 占荣辉, 胡杰民, 张军. 基于压缩感知的二维GTD模型参数估计方法[J]. 电子与信息学报, 2013, 35(2): 419–425. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.00780.
ZHAN Ronghui, HU Jiemin, and ZHANG Jun. A novel method for parametric estimation of 2D geometrical theory of diffraction model based on compressed sensing[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2013, 35(2): 419–425. doi: 10.3724/SP.J.1146.2012.00780.

[53] HAMMOND G B and JACKSON J A. SAR canonical feature extraction using molecule dictionaries[C]. 2013 IEEE Radar Conference (RadarCon13), Ottawa, Canada, 2013: 1–6. doi: 10.1109/RADAR.2013.6586161.

[54] WU Min, XING Mengdao, ZHANG Lei, *et al.* Super-resolution imaging algorithm based on attributed scattering center model[C]. 2014 IEEE China Summit & International Conference on Signal and Information Processing (ChinaSIP), Xi'an, China, 2014: 271–275. doi: 10.1109/ChinaSIP.2014.6889246.

[55] LIU Hongwei, 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. doi: 10.1109/TAP.2017.2673764.

[56] 李飞. 雷达图像目标特征提取方法研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2014.
LI Fei. Study on target feature extraction based on radar image[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2014.

[57] 李飞, 纠博, 刘宏伟, 等. 基于稀疏表示的SAR图像属性散射中心参数估计算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(4): 931–937. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00576.
LI Fei, JIU Bo, LIU Hongwei, *et al.* Sparse representation based algorithm for estimation of attributed scattering center parameter on SAR imagery[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2014, 36(4): 931–937. doi: 10.3724/SP.J.1146.2013.00576.

[58] CONG Yulai, CHEN Bo, LIU Hongwei, *et al.* Nonparametric bayesian attributed scattering center extraction for synthetic aperture radar targets[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2016, 64(18): 4723–4736. doi: 10.1109/TSP.2016.2569463.

[59] 丛玉来. 基于深层贝叶斯生成网络的层次特征学习[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2017.
CONG Yulai. Hierarchical feature learning based on deep bayesian generative networks[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2017.

[60] LI Zenghui, 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. doi: 10.1109/TGRS.2015.2509539.

[61] KIM K T and KIM H T. Two-dimensional scattering center extraction based on multiple elastic modules network[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2003, 51(4): 848–861. doi: 10.1109/TAP.2003.811107.

[62] 吕玉增, 曹敏, 贾宇平, 等. 基于遗传算法的二维散射中心提取研究[J]. 现代雷达, 2006, 28(11): 64–68. doi: 10.3969/j.issn.1004-7859.2006.11.019.
LV Yuzeng, CAO Min, JIA Yuping, *et al.* 2-D scattering center extraction technique based on genetic algorithm[J]. *Modern Radar*, 2006, 28(11): 64–68. doi: 10.3969/j.issn.1004-7859.2006.11.019.

[63] JING Maoqiang and ZHANG Guo. Attributed scattering center extraction with genetic algorithm[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2021, 69(5): 2810–2819. doi: 10.1109/TAP.2020.3027630.

[64] FENG Sijia, JI Kefeng, WANG Fulai, *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: 5235415. doi: 10.1109/TGRS.2022.3208333.

[65] 张磊, 何思远, 朱国强, 等. 雷达目标三维散射中心位置正向推导和分析[J]. 电子与信息学报, 2018, 40(12): 2854–2860. doi: 10.11999/JEIT180115.
ZHANG Lei, HE Siyuan, ZHU Guoqiang, *et al.* Forward derivation and analysis for 3-D scattering center position of radar target[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2018, 40(12): 2854–2860. doi: 10.11999/JEIT180115.

[66] HU Jiemin, WANG Wei, ZHAI Qinglin, *et al.* Global scattering center extraction for radar targets using a modified RANSAC method[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 2016, 64(8): 3573–3586. doi: 10.1109/TAP.2016.2574880.

[67] 刘晓明, 文贡坚, 钟金荣. 基于SAR数据的三维散射中心模型位置重构方法[J]. 雷达学报, 2013, 2(2): 187–194. doi: 10.3724/SP.J.1300.2013.20080.
LIU Xiaoming, WEN Gongjian, and ZHONG Jinrong. Methods for parametrically reconstructing position of 3D scattering center model of targets from SAR images[J]. *Journal of Radars*, 2013, 2(2): 187–194. doi: 10.3724/SP.J.1300.2013.20080.

[68] MA Conghui, WEN Gongjian, DING Boyuan, *et al.* Three-dimensional electromagnetic model–based scattering center matching method for synthetic aperture radar automatic target recognition by combining spatial and attributed information[J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10(1): 016025. doi: 10.1117/1.JRS.10.016025.

[69] 马聪慧. 基于三维电磁散射部件模型的SAR目标识别方法研究[D]. [博士论文], 国防科技大学, 2017.
MA Conghui. Research on SAR target recognition with three dimensional electromagnetic part model[D]. [Ph. D. dissertation], National University of Defense Technology, 2017.

[70] 代大海, 王雪松, 肖顺平, 等. 全极化散射中心提取与参数估计: P-MUSIC方法[J]. 信号处理, 2007, 23(6): 818–822. doi: 10.3969/j.issn.1003-0530.2007.06.005.
DAI Dahai, WANG Xuesong, XIAO Shunping, *et al.* Fully polarized scattering center extraction and parameter estimation: P-MUSIC algorithm[J]. *Signal Processing*, 2007, 23(6): 818–822. doi: 10.3969/j.issn.1003-0530.2007.06.005.

[71] DAI Dahai, WANG Xuesong, CHANG Yuliang, *et al.* Fully-polarized scattering center extraction and parameter estimation: P-SPRIT algorithm[C]. 2006 CIE International Conference on Radar, Shanghai, China, 2006: 1–4. doi: 10.1109/ICR.2006.343293.

[72] 代大海, 王雪松, 肖顺平. 基于相干极化GTD模型的散射中心提取新方法[J]. 系统工程与电子技术, 2007, 29(7): 1057–1061. doi: 10.3321/j.issn:1001-506X.2007.07.010.
DAI Dahai, WANG Xuesong, and XIAO Shunping. Novel method for scattering center extraction based on coherent polarization GTD model[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2007, 29(7): 1057–1061. doi: 10.3321/j.issn:1001-506X.2007.07.010.

[73] DAI Dahai, ZHANG Jingke, WANG Xuesong, *et al.* Superresolution polarimetric ISAR imaging based on 2D CP-GTD model[J]. *Journal of Sensors*, 2015, 2015: 293141. doi: 10.1155/2015/293141.

[74] 安文韬. 基于极化SAR的目标极化分解与散射特征提取研究[D]. [博士论文], 清华大学, 2010.
AN Wentao. The polarimetric decomposition and scattering characteristic extraction of polarimetric SAR[D]. [Ph. D. dissertation], Tsinghua University, 2010.

[75] CLOUDE S R and POTTIER E. A review of target decomposition theorems in radar polarimetry[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 1996, 34(2): 498–518. doi: 10.1109/36.485127.

[76] KROGAGER E. New decomposition of the radar target scattering matrix[J]. *Electronics Letters*, 1990, 26(18): 1525–1527. doi: 10.1049/el:19900979.

[77] CAMERON W L and LEUNG L K. Feature motivated polarization scattering matrix decomposition[C]. IEEE International Conference on Radar, Arlington, USA, 1990: 549-557. doi: 10.1109/RADAR.1990.201088.

[78] 徐丰. 全极化合成孔径雷达的正向与逆向遥感理论[D]. [博士论文], 复旦大学, 2007.
XU Feng. Direct and inverse remote sensing theories of polarimetric synthetic aperture radar[D]. [Ph. D. dissertation], Fudan University, 2007.

[79] FULLER D F and SAVILLE M A. A high-frequency multipeak model for wide-angle SAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2013, 51(7): 4279–4291. doi: 10.1109/TGRS.2012.2226732.

[80] DUAN Jia, ZHANG Lei, XING Mengdao, *et al.* Polarimetric target decomposition based on attributed scattering center model for synthetic aperture radar targets[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2014, 11(12): 2095–2099. doi: 10.1109/LGRS.2014.2320053.

[81] 高悦欣. ISAR高分辨成像与目标参数估计算法研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2018.
GAO Yuexin. Study of ISAR high resolution imaging and target parameter estimation algorithms[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2018.

[82] XU Feng, LI Yongchen, and JIN Yaqiu. Polarimetric–anisotropic decomposition and anisotropic entropies of high-resolution SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(9): 5467–5482. doi: 10.1109/TGRS.2016.2565693.

[83] 高悦欣, 李震宇, 盛佳恋, 等. 一种大转角SAR图像散射中心各向异性提取方法[J]. 电子与信息学报, 2016, 38(8): 1956–1961. doi: 10.11999/JEIT151261.
GAO Yuexin, LI Zhenyu, SHENG Jialian, *et al.* Extraction method for anisotropy characteristic of scattering center in wide-angle SAR imagery[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2016, 38(8): 1956–1961. doi: 10.11999/JEIT151261.

[84] 盛佳恋. ISAR高分辨成像和参数估计算法研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2016.
SHENG Jialian. Study on ISAR high resolution imaging and parameter estimation techniques[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2016.

[85] CARRARA W G, GOODMAN R S, and MAJEWSKI R M. Spotlight Synthetic Aperture Radar: Signal Processing Algorithms[M]. Boston: Artech House, 1995.

[86] ÇETIN M, STOJANOVIĆ I, ÖNHON N Ö, *et al.* Sparsity-driven synthetic aperture radar imaging: Reconstruction, autofocusing, moving targets, and compressed sensing[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2014, 31(4): 27–40. doi: 10.1109/MSP.2014.2312834.

[87] VARSHNEY K R, ÇETIN M, FISHER III J W, *et al.* Joint image formation and anisotropy characterization in wide-angle SAR[C]. Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XIII, Orlando, USA, 2006: 95–106. doi: 10.1117/12.663974.

[88] VARSHNEY K R, ÇETIN M, FISHER J W, *et al.* Sparse representation in structured dictionaries with application to synthetic aperture radar[J]. *IEEE Transactions on*

Signal Processing, 2008, 56(8): 3548–3561. doi: 10.1109/TSP.2008.919392.

[89] ASH J, ERTIN E, POTTER L C, *et al*. Wide-angle synthetic aperture radar imaging: Models and algorithms for anisotropic scattering[J]. *IEEE Signal Processing Magazine*, 2014, 31(4): 16–26. doi: 10.1109/MSP.2014.2311828.

[90] MOSES R L and ASH J N. An autoregressive formulation for SAR backprojection imaging[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2011, 47(4): 2860–2873. doi: 10.1109/TAES.2011.6034669.

[91] TRINTINALIA L C, BHALLA R, and LING Hao. Scattering center parameterization of wide-angle backscattered data using adaptive Gaussian representation[J]. *IEEE Transactions on Antennas and Propagation*, 1997, 45(11): 1664–1668. doi: 10.1109/8.650078.

[92] STOJANOVIC I, CETIN M, and KARL W C. Joint space aspect reconstruction of wide-angle SAR exploiting sparsity[C]. Algorithms for Synthetic Aperture Radar Imagery XV, Orlando, USA, 2008: 37–48. doi: 10.1117/12.786288.

[93] ZINIEL J and SCHNITER P. Dynamic compressive sensing of time-varying signals via approximate message passing[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 61(21): 5270–5284. doi: 10.1109/TSP.2013.2273196.

[94] JIANG Wen, LIU Jianwei, YANG Jiyao, *et al*. A novel multiband fusion method based on a modified RELAX algorithm for high-resolution and anti-non-gaussian colored clutter microwave imaging[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 60: 5105312. doi: 10.1109/TGRS.2021.3109724.

[95] 吴敏. 逆合成孔径雷达提高分辨率成像方法研究[D]. [博士论文], 西安电子科技大学, 2016.
WU Min. Study on high resolution ISAR imaging techniques[D]. [Ph. D. dissertation], Xidian University, 2016.

[96] 吴敏, 张磊, 段佳, 等. 基于属性散射中心模型的SAR超分辨成像算法[J]. 宇航学报, 2014, 35(9): 1058–1064. doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2014.09.011.
WU Min, ZHANG Lei, DUAN Jia, *et al*. Super-resolution SAR imaging algorithm based on attribute scattering center model[J]. *Journal of Astronautics*, 2014, 35(9): 1058–1064. doi: 10.3873/j.issn.1000-1328.2014.09.011.

[97] HUANG Lanqing, LIU Bin, LI Boying, *et al*. OpenSARShip: A dataset dedicated to Sentinel-1 ship interpretation[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2018, 11(1): 195–208. doi: 10.1109/JSTARS.2017.2755672.

[98] 计科峰, 匡纲要, 粟毅, 等. SAR图像目标峰值特征提取与方位角估计方法研究[J]. 宇航学报, 2004, 25(1): 102–108,113. doi: 10.3321/j.issn:1000-1328.2004.01.018.
JI Kefeng, KUANG Gangyao, SU Yi, *et al*. Methods of target's peak extraction and azimuth estimation from SAR imagery[J]. *Journal of Astronautics*, 2004, 25(1): 102–108,113. doi: 10.3321/j.issn:1000-1328.2004.01.018.

[99] 张翠, 郦苏丹, 邹涛, 等. 一种应用峰值特征匹配的SAR图象自动目标识别方法[J]. 中国图象图形学报, 2002, 7(7): 729–734. doi: 10.3969/j.issn.1006-8961.2002.07.020.
ZHANG Cui, LI Sudan, ZOU Tao, *et al*. An automatic target recognition method in SAR imagery using peak feature matching[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2002, 7(7): 729–734. doi: 10.3969/j.issn.1006-8961.2002.07.020.

[100] CHIANG H C, MOSES R L, and POTTER L C. Model-based classification of radar images[J]. *IEEE Transactions on Information Theory*, 2000, 46(5): 1842–1854. doi: 10.1109/18.857795.

[101] DUNGAN K E and POTTER L C. Classifying transformation-variant attributed point patterns[J]. *Pattern Recognition*, 2010, 43(11): 3805–3816. doi: 10.1016/j.patcog.2010.05.033.

[102] LI Tingli and DU Lan. Target discrimination for SAR ATR based on scattering center feature and K-center one-class classification[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2018, 18(6): 2453–2461. doi: 10.1109/JSEN.2018.2791947.

[103] LIN Yuesong, ZHANG Le, XUE Anke, *et al*. SAR imagery scattering center extraction and target recognition based on scattering center model[C]. 2006 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, Dalian, China, 2006: 9631–9636. doi: 10.1109/WCICA.2006.1713871.

[104] 文贡坚, 马聪慧, 丁柏圆, 等. 基于部件级三维参数化电磁模型的SAR目标物理可解释识别方法[J]. 雷达学报, 2020, 9(4): 608–621. doi: 10.12000/JR20099.
WEN Gongjian, MA Conghui, DING Baiyuan, *et al*. SAR target physics interpretable recognition method based on three dimensional parametric electromagnetic part model[J]. *Journal of Radars*, 2020, 9(4): 608–621. doi: 10.12000/JR20099.

[105] 丁柏圆, 文贡坚, 余连生, 等. 属性散射中心匹配及其在SAR目标识别中的应用[J]. 雷达学报, 2017, 6(2): 157–166. doi: 10.12000/JR16104.
DING Baiyuan, WEN Gongjian, YU Liansheng, *et al*. Matching of attributed scattering center and its application to synthetic aperture radar automatic target recognition[J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(2): 157–166. doi: 10.12000/JR16104.

[106] DING Baiyuan, WEN Gongjian, MA Conghui, *et al*. Decision fusion based on physically relevant features for SAR ATR[J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2017, 11(4): 682–690. doi: 10.1049/iet-rsn.2016.0357.

[107] DING Baiyuan, WEN Gongjian, HUANG Xiaohong, *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. doi: 10.1109/JSTARS.2017.2671919.

[108] CHIANG H C, MOSES R L, and POTTER L C. Model-based Bayesian feature matching with application to synthetic aperture radar target recognition[J]. *Pattern Recognition*, 2001, 34(8): 1539–1553. doi: 10.1016/S0031-3203(00)00089-3.

[109] ZHANG Lamei, SUN Liangjie, ZOU Bin, *et al.* Fully polarimetric SAR image classification via sparse representation and polarimetric features[J]. *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(8): 3923–3932. doi: 10.1109/JSTARS.2014.2359459.

[110] CHEN Sizhe, WANG Haipeng, XU Feng, *et al.* Target classification using the deep convolutional networks for SAR images[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2016, 54(8): 4806–4817. doi: 10.1109/TGRS.2016.2551720.

[111] DING Baiyuan, WEN Gongjian, MA Conghui, *et al.* An efficient and robust framework for SAR target recognition by hierarchically fusing global and local features[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2018, 27(12): 5983–5995. doi: 10.1109/TIP.2018.2863046.

[112] LI Tingli and DU Lan. SAR automatic target recognition based on attribute scattering center model and discriminative dictionary learning[J]. *IEEE Sensors Journal*, 2019, 19(12): 4598–4611. doi: 10.1109/JSEN.2019.2901050.

[113] LI Yi, DU Lan, and WEI Di. Multiscale CNN based on component analysis for SAR ATR[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5211212. doi: 10.1109/TGRS.2021.3100137.

[114] ZHANG Jinsong, XING Mengdao, SUN Guangcai, *et al.* Integrating the reconstructed scattering center feature maps with deep CNN feature maps for automatic SAR target recognition[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2022, 19: 4009605. doi: 10.1109/LGRS.2021.3054747.

[115] ZHANG Jinsong, XING Mengdao, and XIE Yiyuan. FEC: A feature fusion framework for SAR target recognition based on electromagnetic scattering features and deep CNN features[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(3): 2174–2187. doi: 10.1109/TGRS.2020.3003264.

[116] LIU Jiaming, XING Mengdao, YU Hanwen, *et al.* EFTL: Complex convolutional networks with electromagnetic feature transfer learning for sar target recognition[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022, 60: 5209811. doi: 10.1109/TGRS.2021.3083261.

[117] YANG Lichao, XING Mengdao, ZHANG Lei, *et al.* Integration of rotation estimation and high-order compensation for ultrahigh-resolution microwave photonic ISAR imagery[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2021, 59(3): 2095–2115. doi: 10.1109/TGRS.2020.2994337.

[118] DENG Yuhui, XING Mengdao, SUN Guangcai, *et al.* A processing framework for airborne microwave photonic SAR with resolution up to 0.03 m: motion estimation and compensation[J]. *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*, 2022.

作 者 简 介

邢孟道，教授，博士生导师，主要研究方向为雷达成像技术、稀疏信号处理、激光合成孔径成像、微波光子合成孔径成像和雷达遥感技术。

谢意远，博士研究生，主要研究方向为雷达目标电磁特征提取与重构等。

高悦欣，博士，讲师，主要研究方向为ISAR高分辨成像等。

张金松，博士，讲师，主要研究方向为SAR 目标检测与识别等。

刘嘉铭，博士研究生，主要研究方向为ISAR 目标检测与识别等。

吴之鑫，博士研究生，主要研究方向为雷达目标电磁建模等。

(责任编辑：于青)