



DOI: 10.13382/j.jemi.B2002993

SAR 图像超分辨重构及在目标识别中的应用*

宋亚磊

(1. 郑州商学院 现代教育技术中心 巩义 451200; 2. 郑州大学 郑州 450000)

摘要:针对合成孔径雷达(SAR)目标识别问题,设计了图像超分辨重构算法并进行应用。基于属性散射中心模型对 SAR 图像进行参数估计以及高分辨率构造,获得原始图像的多分辨率描述。采用联合稀疏表示对原始图像及其高分辨率表示进行表征,考察它们的内在关联。最终,根据整体重构误差判定测试样本的目标类别。在 MSTAR 数据集上的实验结果表明了提出方法的有效性。

关键词:合成孔径雷达;目标识别;超分辨率重构;属性散射中心模型;联合稀疏表示

中图分类号: TN957 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.70

Super-resolution reconstruction of SAR images with application to target recognition

Song Yalei

(1. Modern Education Technical Center, Zhengzhou Business University, Gongyi 451200, China;

2. Zhengzhou University, Zhengzhou 450000, China)

Abstract: The super-resolution reconstruction algorithm is applied to synthetic aperture radar (SAR) target recognition. The parameters of SAR images are estimated based on the attributed scattering center model for high-resolution reconstruction, thus generating the multi-resolution representations of the original images. The joint sparse representation is employed to represent the original image together with its high-resolution representations, thus considering their inner correlations. Finally, the target label is determined based on the total reconstruction errors. The experimental results on the MSTAR dataset confirm the validity of the proposed method.

Keywords: synthetic aperture radar; target recognition; super-resolution reconstruction; attributed scattering center model; joint sparse representation

0 引言

合成孔径雷达(SAR)通过距离和方位维的成像实现对焦点区域的观测。在军事领域,基于 SAR 图像的目标识别技术被用于战场监测和精确打击。SAR 目标识别技术通过对图像中目标特性的分析进而判定其所属类别^[1]。特征提取常用于 SAR 图像分析,获得描述目标特性的特征矢量。常用的特征主要有几何形状特征、变换域特征以及电磁散射特征。几何形状特征描述目标的外形、尺寸等信息,如轮廓、区域等^[2-4]。变换域特征可具体分为两类。一类是基于数学分析的方法,如主成分分析

(PCA)^[5]、非负矩阵分解(NMF)^[6]等;另一类则是采用信号分解算法,如小波分解^[7]、单演信号^[8]、经验模态分解^[9]等。电磁散射特征主要描述目标在高频区的电磁散射特性,代表性的是散射中心特征。文献[10-12]就是基于属性散射中心设计 SAR 目标识别方法。分类器主要用于目标类别的决策。作为一种典型的监督分类问题,大量分类器在 SAR 目标识别中得以运用和验证,包括 K 近邻(KNN)^[13]、支持向量机(SVM)^[14]、稀疏表示分类(SRC)^[15-16]等。近年来基于深度学习模型的 SAR 目标识别方法不断成为主流。文献[17-19]提出一系列基于卷积神经网络(CNN)的 SAR 目标识别方法并验证了它们的有效性。尽管现有方法取得了较好的识别效果,但

收稿日期: 2020-03-04 Received Date: 2020-03-04

* 基金项目: 河南省社会科学普及规划项目(0103)资助



总体上仍存在一定的不足。一方面,特征提取中并未充分考虑 SAR 目标的特性,不能充分发掘与识别性能息息相关的鉴别力成分;另一方面,分类决策机制往往较为通用化,并没有充分考虑到提取特征的特性。这些因素一定程度上制约了整体识别性能的提升。

作为一种图像识别技术,SAR 目标识别性能与图像分辨率息息相关。受限于现有技术水平,目前 SAR 图像的分辨率在战术目标的识别上仍存在一定差距。为此,在保持目标特性的前提下提升原始图像分辨率是改善 SAR 目标识别性能的可行途径。文献[20]将多分辨率表示应用于 SAR 目标识别,但均是通过原始图像构造低分辨率图像,本质上没有对描述目标形成有效改善。本文首先基于属性散射中心模型对原始 SAR 图像进行高分辨率重构^[21],获得目标的高分辨率表示。在高分辨图像中,目标特性可以获得更为细致地描述,从而为分类识别提供更具鉴别力的特征。分类阶段,采用联合稀疏表示对原始图像及其高分辨率表示进行联合表征。联合稀疏表示可有效发掘多个分辨率之间的内在关联,提升整体的表征精度。最终,根据重构误差判定测试样本的目标类别。相比传统的 SAR 目标识别方法,本文方法的主要创新点如下:1)通过超分辨率重构的形式获得目标更为充分的特性描述,从而为正确决策提供更有效的鉴别力信息;2)采用联合稀疏表示考察多个不同分辨率之间的内在关联从而提升重构精度,有利于提高最终决策的稳健性。在 MSTAR 数据集上的实验结果表明提出方法具有更强的有效性。

1 基于属性散射中心模型的 SAR 图像超分辨率重构

1.1 属性散射中心模型

属性散射中心模型采用参数化形式描述目标在高频区后向电磁散射特性,具体表达形式如下:

$$E_i(f, \phi; \theta_i) = A_i \cdot \left(j \frac{f}{f_c} \right)^{\alpha_i} \cdot \exp\left(\frac{-j4\pi f}{c} (x_i \cos \phi + y_i \sin \phi) \right) \cdot \operatorname{sinc}\left(\frac{2\pi f}{c} L_i \sin(\phi - \overline{\phi}_i) \right) \cdot \exp(-2\pi f \gamma_i \sin \phi) \quad (1)$$

式中: f 为电磁波频率; ϕ 为方位角。 $\theta_i = \{ \theta_i \} = [A_i, \alpha_i, x_i, y_i, L_i, \overline{\phi}_i, \gamma_i]$ ($i = 1, 2, \dots, P$) 代表目标上的 P 个散射中心。对于每一个散射中心, A_i 代表相对幅度,为复数形式; x_i, y_i 为散射中心位置; α_i 为频率依赖因子;当散射中心为展布式时,具备长度和方向角参数 L_i 和 $\overline{\phi}_i$;当散射中心为局部式时,具备方位依赖性参数 γ_i 。

属性散射中心模型中的参数包含了丰富的物理含义,能够有效描述目标的全局和局部特性。同时,属性散

射中心模型具有可重构性。当确知目标的属性散射中心集时,可利用它们对目标在特定频段、视角下的图像进行有效重构。

1.2 参数估计与超分辨率重构

有效估计属性散射中心参数是后续应用的关键步骤。早期,散射中心估计主要通过图像域进行,通过局部分割达到“分治”估计的目的。随着信号处理技术的发展,基于稀疏表示的参数估计算法愈发成熟^[21-23],属性散射中心参数估计精度也得到了进一步提升。

根据估计的属性散射中心参数可以在式(1)的模型上进行重构和外推。在频率上,以原始中心频率扩展带宽。参数 ϕ 表征了散射中心的初始方位角,方位角以 ϕ 为中心进行方位向外推时,可以取得很好的聚焦效果。文献[21]就局部式和分布式散射中心的超分辨率重构分别进行了分析,并论证了其可行性。当频率和方位角范围增加为原来的 α 倍时,就可以得到 $\alpha \times \alpha$ 倍超分辨率 SAR 图像。

2 联合多分辨率的 SAR 目标识别方法

2.1 联合稀疏表示

基于原始图像超分辨率重构的图像与其本身具有较强的相关性。为此,本文采用联合稀疏表示对它们进行表征^[8,12,20]。假设最终得到的原始图像及其超分辨率表示共计 K 分辨率,记为 $[y^{(1)} y^{(2)} \dots y^{(K)}]$ 。它们各自的稀疏表示问题描述如下:

$$y^{(k)} = D^{(k)} \mathbf{x}^{(k)} + \boldsymbol{\varepsilon}^{(k)} \quad k = 1, 2, \dots, K \quad (1)$$

式中: $D^{(k)}$ 为对应第 k 个分辨率的字典; $\mathbf{x}^{(k)}$ 为相应的稀疏系数矢量。

统一考察 K 个稀疏表示问题,并在它们内在关联约束下最小化它们的重构误差之和,得到:

$$\min_{\boldsymbol{\beta}} \left\{ \sum_{k=1}^K \| y^{(k)} - D^{(k)} \mathbf{x}^{(k)} \| + \lambda \| \boldsymbol{\beta} \|_{2,1} \right\} \quad (2)$$

式中: $\boldsymbol{\beta} = [\mathbf{x}^{(1)} \mathbf{x}^{(2)} \dots \mathbf{x}^{(K)}]$ 为稀疏系数矩阵。

其中,在 l_1/l_2 范数的约束下,矩阵 $\boldsymbol{\beta}$ 中的各个系数矢量趋于相近的结构。这就体现了不同分辨率之间的关联性。

根据求解的 $\boldsymbol{\beta}$, 分别计算各个类别对于 K 个分辨率的重构误差之和,进而判定目标类别:

$$\text{identity}(y) = \min_{k=1}^K \| y^{(k)} - D_i^{(k)} \mathbf{x}_i^{(k)} \| \quad (3)$$

式中: $D_i^{(k)}$ 和 $\mathbf{x}_i^{(k)}$ 分别为第 i 类训练类别对应第 k 个分辨率的局部字典和系数矢量。

2.2 识别流程

本文提出方法的基本流程如图 1 所示。对于所有训练样本,分别对它们进行超分辨率重构,获得多个高分辨



率下的表示。相应地,构建原始 SAR 图像以及相应高分辨率的全局字典。每个全局字典包含了相应分辨率的所有训练样本。对于测试样本,按照训练样本相同算法构造高分辨率表示,从而与原始图像一并组成多个输入。然后,基于联合稀疏表示对测试样本的多分辨率表示进行表征和重构。最终,根据重构误差判定测试样本的目标类别。具体实施步骤总结如下:

1) 对所有训练样本进行超分辨重构,与原始样本一起构建多个独立分辨率条件下的全局字典;

2) 采用相同的超分辨重构算法获得测试样本相应的分辨率结果;

3) 在联合稀疏表示框架下对测试样本及其高分辨率表示进行整体重构,获得各个分辨率对应的稀疏系数矢量;

4) 按照式(3)对测试样本及其高分辨率表示按类别进行重构误差求解,根据最小误差原则判定测试样本的类别。

实际操作过程中,为降低原始图像及其高分辨率表示的维度,采用 PCA 对它们进行降维处理。后续的联合稀疏表示均是基于 PCA 特征矢量进行。根据上述过程,本文方法与参与识别的分辨率个数以及 PCA 特征维度息息相关,后续实验将针对性进行最优参数选取。

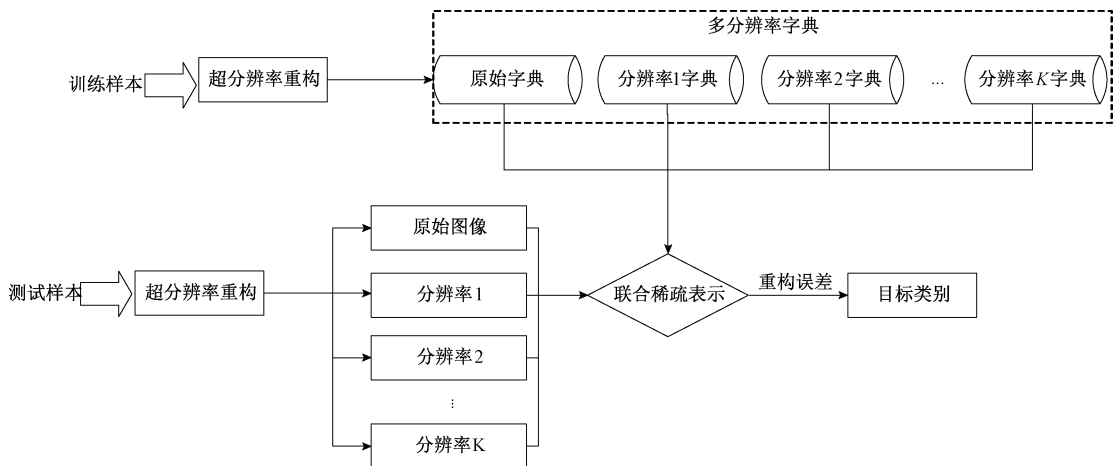


图 1 多分辨率联合稀疏表示的 SAR 目标识别流程

Fig. 1 Procedure of SAR target recognition based on joint sparse representation of multiple resolutions.

3 实验与结果

3.1 数据集与对比方法

MSTAR 数据集是当前测试和评价 SAR 目标识别方

法有效性的权威标准。该数据集中包含了 10 类地面战术目标(坦克、装甲车、卡车等,如图 2 所示)的 SAR 图像,分辨率为 $0.3 \text{ m} \times 0.3 \text{ m}$ (距离 \times 方位)。基于数据集中的 SAR 图像,可针对性设置训练集和测试集对提出方法进行性能测试。



图 2 MSTAR 目标的光学图像

Fig. 2 Optical images of the MSTAR targets

实验过程中,将本文方法与现有文献中的部分 SAR 目标识别方法进行比较分析,文献[16]基于 SRC 的方

法,其中采用 KPCA 进行特征提取;文献[12]基于单演信号的方法(记为 Monogenic),其中采用联合稀疏表示进



行分类;文献[20]联合多分辨率表示的方法(记为多分辨率),其中采用联合稀疏表示进行分类。基于深度学习的方法在近年来成为潮流,为此,将提出方法分别与文献[18-19]基于 CNN 的方法进行对比,分别记为“A-ConvNet”、“GDNet”以及“ESENet”。实验中,所有方法均基于英特尔 i7 处理器(主频 3.4 GHz,内存 8 GB)的个人计算机运行及对比分。

3.2 结果与分析

1) 实验场景 1—标准操作条件

标准操作条件指的是测试样本与训练样本来自相近的获取条件,相似度较高。表 1 给出了基于 MSTAR 数据集设置的一种典型标准操作条件。训练和测试集分别来自 17°和 15°俯仰角。其中,在 BMP2 和 T72 的测试集中,各包含了不同于它们测试集的两型号(型号标识见表 1 括号内)。首先,本文分别构造原始图像 2×2、3×3 和 4×4 倍高分辨率的 SAR 图像,并提取 80 维度 PCA 特征矢量代入联合稀疏表示。基于表 1 的实验设置对提出方法进行测试,获得混淆矩阵如图 3 所示。其中,横坐标表示样本实际类别,纵坐标表示方法决策类别。相应地,对角线元素则为各类目标的正确识别率。对 10 类目标进行统计,求得本文方法的平均识别率为 99.08%。表 2 对比了各类方法在标准操作条件下的平均识别率及运行时间(识别单个测试样本的平均时间)。从分类精度来看,本文方法平均识别率最高,表明其在标准操作条件下的有效性。CNN 方法的性能仅次于本文方法,证明深度学习模型在标准操作条件下的优异分类性能。Monogenic 和多分辨率方法均是通过图像分解获得多层次表示,其分类结果明显优于传统的 SRC 方法,证明了多层次特征描述对于正确识别的益处。与多分辨率方法相比,本文的区别在于使用了超分辨表示得到的高分辨 SAR 图像,最终的识别性能优于传统的低分辨率应用。这一结果证明了超分辨率表示对于 SAR 目标识别的促进作用。从运行时间来看,本文方法同样运行效率仅次于 SRC 方法。与单演信号特征提取相比,本文超分辨率重构更为简单。CNN 方法涉及较为复杂的训练过程,导致平均时间消耗随着增加。综合考察识别精度以及运行时间,本文方法在标准操作条件下具有性能优势。

上述实验是在一种典型分辨率组合和 PCA 特征维度下的结果。实际上,不同分辨率组合和特征维度会对识别结果产生不同的影响。表 3 为几种典型组合下提出方法对 10 类目标的平均识别率和运行时间(分别对应括号的第 1 项和第 2 项)。横向对比可见,在 PCA 维度为 80 时识别性能最优,因此选取该维度进行识别。纵向对比,随着高分辨率成分的不断增多,平均识别率呈上升趋势。然而,2、3、4、5 以及 2、3、4、5、6 两个组合相比 2、3、4 组合的识别率增长不大却导致了较为明显的运行时间增

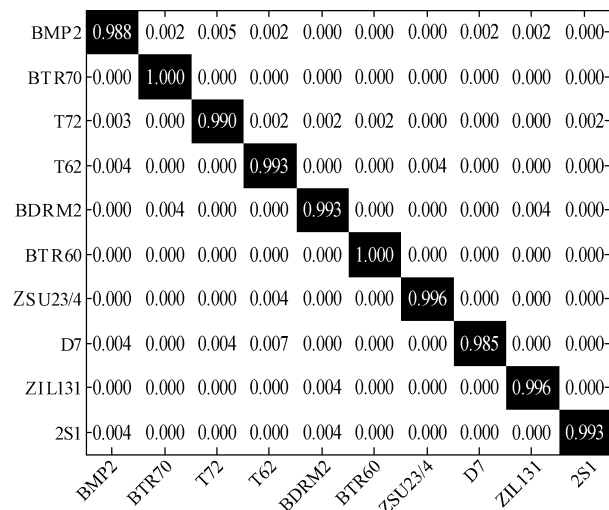


图 3 实验场景 1 下的识别结果

Fig. 3 Recognition results under experiment condition 1

加,因此综合效益不显著。为此,本文先用 2、3、4 的高分辨率组合用于识别。这一分辨率组合以及 PCA 特征维度的结果如前文阐述。后续实验也是在这一相同的实验设置下开展。

表 1 实验场景 1 的训练和测试样本

Table 1 Training and test samples under experiment condition 1

类别	训练集	测试集
BMP2	233 (9563)	195 (9563)
		196 (9566)
BTR70	233 (c71)	196 (c21)
		196 (c71)
		196 (132)
T72	232 (132)	195 (812)
		191 (s7)
T62	299	273
BRDM2	298	274
BTR60	256	195
ZSU23/4	299	274
D7	299	274
ZIL131	299	274
2S1	299	274

表 2 实验场景 1 下平均识别率

Table 2 Average recognition rates under experiment condition 1

方法	平均识别率/%	平均时间/ms
本文方法	99.08	86.3
SRC	95.86	62.5
Monogenic	97.64	91.4
多分辨率	98.21	87.2
A-ConvNet	98.68	102.3
GDNet	98.92	104.6
ESENet	99.02	108.9



表 3 实验场景 1 下平均识别率

Table 3 Average recognition rates under experiment condition 1

组合	维度			
	40	60	80	100
2,3	(97.02,71.2)	(98.12,75.4)	(98.54,78.3)	(98.37,81.6)
2,3,4	(98.54,75.5)	(98.89,81.2)	(99.08,86.3)	(99.02,91.8)
2,3,4,5	(98.92,86.7)	(99.03,94.2)	(99.10,101.3)	(99.06,110.2)
2,3,4,5,6	(99.02,92.7)	(99.12,103.5)	(99.14,108.4)	(99.08,120.6)

2) 扩展操作条件

与标准操作条件不同的是,扩展操作条件下测试样本往往与训练样本存在较大的差异。这些差异可能来自目标自身的变化、背景环境变化以及传感器变化等。本文选取 SAR 目标识别中的 3 类典型扩展操作条件,即俯仰角差异、噪声干扰和部分遮挡,对提出方法进行测试和验证。

(1) 实验场景 2—俯仰角差异

表 1 所示的标准操作条件下,测试与训练样本的俯仰角差异仅为 2° 。随着两者俯仰角差异的逐渐增大,相应的 SAR 图像也会存在更大的差异,给识别问题带来障碍。表 4 为俯仰角差异条件下的训练和测试样本。训练集来自 17° 俯仰角,测试集分别来自 30° 和 45° 俯仰角。在两个角度下分别进行实验,统计各类方法的平均识别率如表 5 所示。对比两个角度下的结果可以看出,大俯仰角差异会严重影响最终的识别精度。本文方法在两个角度下均保持最高的平均识别率,证明其对于俯仰角差异的稳健性。基于 CNN 的 3 类方法在 45° 俯仰角下的性能下降十分明显,主要由于当前训练样本难以覆盖测试样本中的情形,最终网络的适应性也随之下降。与多分辨率方法相比,本文采用了超分辨率重构后的高分辨率 SAR 图像代入后续联合稀疏表示,有效提升了最终的识别性能,验证了提出方法的有效性。

表 4 实验场景 2 的训练与测试样本

Table 4 Training and test samples under experiment condition 2

	俯仰角/ $^\circ$	2S1	BDRM2	ZSU23/4
训练集	17	299	298	299
测试集	30	288	287	288
	45	303	303	303

表 5 实验场景 2 下的识别结果

Table 5 Recognition results under experiment condition 2

方法	平均识别率/%	
	30°	45°
本文方法	97.12	72.48
SRC	93.17	65.62
Monogenic	95.42	67.18
多分辨率	96.08	69.02
A-ConvNet	96.16	64.86
GDNet	96.38	67.52
ESENet	96.59	68.02

(2) 实验场景 3—噪声干扰

测试样本的噪声水平对最终的识别性能有着重要影响。为测试提出方法的噪声稳健性,本实验向表 1 中的测试样本添加不同水平的噪声,从而构造不同信噪比的测试集。分别在各个噪声水平下对各类方法进行测试,获得识别结果统计如图 4 所示。可见,在各个信噪比下,本文方法均可以保持最高的平均识别率,验证其更优的噪声稳健性。基于属性散射中心的超分辨率表示实际上在参数估计的过程中有效削弱了噪声干扰的影响,因此最终构造的图像具有良好的噪声稳健性。由此,提出方法在噪声干扰的条件下仍可以保持良好的识别性能。

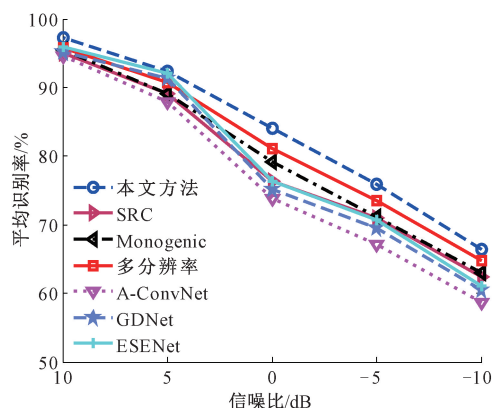


图 4 实验场景 3 下识别结果

Fig. 4 Recognition results under experiment condition 3

(3) 实验场景 4—部分遮挡

部分遮挡指的是目标由于周边障碍物或者其他因素的影响导致部分散射特性不能体现在最终的 SAR 图像中。在此情况下,目标的部分特性不能体现在最终的分类型过程中,导致识别性能的下降。为测试提出方法在部分遮挡条件下的识别性能,首先对表 1 测试样本按照文献[10]的遮挡模型构造不同遮挡比例的测试集。在此基础上,分别测试各类方法的识别性能,结果如图 5 所示。本文方法在各个遮挡比例下均保持最高识别率,表明其对于部分遮挡具有更强的稳健性。高分辨率下的目标特性更为丰富,即使在部分缺失的条件下也可以为分类提供更多的信息,有利于方法在部分遮挡的条件下保持稳定。

4 结论

本文将基于属性散射中心模型的超分辨率表示算法应用于 SAR 目标识别中。对于原始 SAR 图像,采用超分辨率算法构造更高分辨率的表示,从而获得目标更为丰富的信息。在此基础上,将高分辨表示以及原始 SAR 图像共同采用联合稀疏表示进行分类,通过利用它们的内

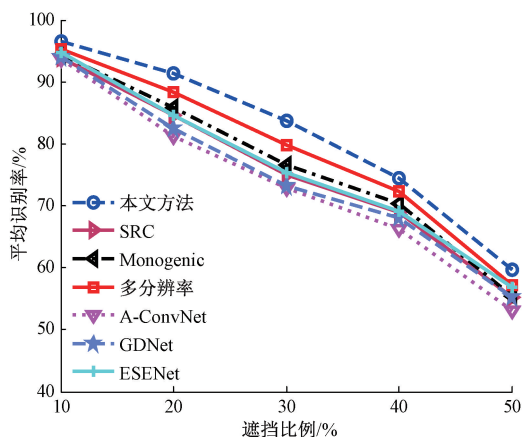


图 5 实验场景 4 下的分类结果

Fig. 5 Recognition results under experiment condition 4

在关联进一步提升整体表征精度。实验中,基于 MSTAR 数据集在标准操作条件和扩展操作条件(俯仰角差异、噪声干扰和部分遮挡)下对方法进行测试和验证。实验结果证明了提出方法对 SAR 目标识别的有效性和稳健性。

参考文献

- [1] 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.
- [2] ANAGNOSTOPOULOS G C. SVM-based target recognition from synthetic aperture radar images using target region outline descriptors [J]. *Nonlinear Analysis*, 2009, 71(2):2934-2939.
- [3] 谢晴, 张洪. SAR 图像多层次正则化增强及在目标识别中的应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2018, 32(9): 157-162.
XIE Q, ZHANG H. Multi-level SAR image enhancement based on regularization with application to target recognition [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018, 32(9): 157-162.
- [4] PAPSON S, NARAYANAN R M. Classification via the shadow region in SAR Imagery [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System*, 2012, 40(8):969-980.
- [5] MISHRA A K, MOTAUNG T. Application of linear and nonlinear PCA to SAR ATR [C]. *Radioelektronika*, 2015: 1-6.
- [6] CUI Z Y, CAO Z J, YANG J Y, et al. Target recognition in synthetic aperture radar via non-negative matrix factorization [J]. *IET Radar, Sonar and Navigation*, 2015, 9(9): 1376-1385.
- [7] 李帅, 许悦雷, 马时平, 等. 基于小波变换和深层稀疏编码的 SAR 目标识别[J]. *电视技术*, 2014, 38(13): 31-35.
- [8] LI SH, XU Y L, MA SH P, et al. SAR target recognition using wavelet transform and deep sparse autoencoders [J]. *Video Engineering*, 2014, 38(13): 31-35.
- [9] DONG G G, KUANG G Y, WANG N, et al. SAR target recognition via joint sparse representation of monogenic signal [J]. *IEEE Journal of Selected Topics Applied Earth Observation and Remote Sensing*, 2015, 8(7): 3316-3328.
- [10] CHANG M, YOU X, CAO Z. Bidimensional empirical mode decomposition for SAR image feature extraction with application to target recognition [J]. *IEEE Access*, 2019(7):135720-135731.
- [11] 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.
DING B Y, WEN G J, YU L SH, et al. Matching of attributed scattering center and its application to synthetic aperture radar automatic target recognition [J]. *Journal of Radar*, 2017, 6(2):157-166.
- [12] DING B Y, WEN G J, ZHONG J R, et al. A robust similarity measure for attributed scattering center sets with application to SAR ATR [J]. *Neurocomputing*, 2017, 219:130-143.
- [13] 刘阳. 基于属性散射中心多层次匹配的 SAR 目标识别方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2019, 33(11): 192-198.
LIU Y. Target recognition of SAR images based on multi-level matching of attributed scattering centers [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2019, 33(11): 192-198.
- [14] 郝岩, 白艳萍, 张校非. 基于 KNN 的合成孔径雷达目标识别[J]. *火力与指挥控制*, 2018, 43(9):113-115, 120.
HAO Y, BAI Y P, ZHANG X F. Synthetic aperture radar target recognition based on KNN [J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(9):113-115,120.
- [15] 刘长清, 陈博, 潘舟浩, 等. 基于仿真 SAR 和 SVM 分类器的目标识别技术研究[J]. *中国电子科学研究院学报*, 2016, 11(3):257-262.
LIU CH Q, CHEN B, PAN ZH H, et al. Research on target recognition technique via simulation SAR and SVM classifier [J]. *Journal of CAEIT*, 2016, 11(3): 257-262.
- [16] 张堃, 王震, 华亮, 等. 基于稀疏特征的小视场高速检测算法应用研究[J]. *仪器仪表学报*, 2018, 39(12): 179-189.



- ZHANG K, WANG ZH, HUA L, et al. Application research of view high speed detection algorithm of small field based on sparse features [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018, 39(12): 179-189.
- [16] 韩萍,王欢. 结合 KPCA 和稀疏表示的 SAR 目标识别方法研究[J]. 信号处理, 2013, 29(13):1696-1701.
- HAN P, WANG H. Research on the synthetic aperture radar target recognition based on KPCA and sparse representation [J]. Journal of Signal Processing, 2013, 29(13):1696-1701.
- [17] CHEN S Z, WANG H P, XU F, 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.
- [18] MIN R, LAN, CAO Z J, et al. A gradually distilled CNN for SAR target recognition [J]. IEEE Access, 2019(7): 42190-42200.
- [19] WANG L, BAI X R, ZHOU F. SAR ATR of ground vehicles based on ESENet [J]. Remote Sensing, 2019, 11(11): 1316.
- [20] 蔡德饶, 张婷. 联合多分辨表示的 SAR 图像目标识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(12): 71-77.
- CAI D R, ZHANG T. SAR target recognition based on joint use of multi-resolution representations [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2018, 32(12): 71-77.
- [21] 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]. 电子与信息学报, 2014, 35(9):1058-1064.
- WU M, ZHANG L, DUAN J, et al. Super-resolution SAR imaging algorithm based on attributed scattering center model [J]. Journal of Astronautics, 2014, 35(9):1058-1064.
- [22] 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.
- LI F, JIU B, LIU H W, 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.
- [23] 张肖, 闫恒庄, 周建江, 等. 基于组稀疏表示的二维全极化散射中心提取[J]. 电光与控制, 2016, 23(2):26-30.
- ZHANG X, YAN H ZH, ZHOU J J, et al. Extraction of 2D full polarization scattering centers based on group sparse representation [J]. Electronics Optics & Control, 2016, 23(2):26-30.

作者简介



宋亚磊, 2005 年于郑州大学获得学士学位, 2011 年于郑州大学获得硕士学位, 现为郑州商学院讲师, 主要研究方向为图像处理、计算机应用技术与网络技术。

E-mail:

Song Yalei received his B. Sc. degree from Zhengzhou University in 2005, M. Sc. degree From Zhengzhou University in 2011. Now he is a lecturer at Zhengzhou Business University. His main research interests include image processing, computational application and internet techniques.