

文章编号: 1007-2780(2023)11-1511-10

基于深度信念网络的属性散射中心匹配及 在 SAR 图像目标识别中的应用

许延龙¹, 潘昊^{1*}, 丁柏圆²

(1. 沈阳化工大学信息工程学院, 辽宁沈阳 110142;

2. 96901 部队, 北京 100094)

摘要: 合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 图像目标识别是 SAR 图像解译的重要应用。为提高 SAR 目标识别的稳健性, 本文提出基于深度信念网络 (Deep Belief Network, DBN) 的属性散射中心匹配方法。属性散射中心参数特征丰富, 能够很好地反映目标的局部散射特性。DBN 发挥深度学习优势, 可以实现测试样本与模板样本散射中心集的稳健匹配, 并且能够较好地适应噪声干扰、部分缺失等情形。在构建的属性散射中心匹配关系的基础上, 定义相似度度量准则。基于最大相似度的原则确定测试样本所属类别。实验依托 MSTAR 数据集开展, 经验证, 所提方法对于 SAR 目标识别问题具有良好的有效性和稳健性。

关键词: 合成孔径雷达; 目标识别; 属性散射中心; 深度信念网络

中图分类号: TP391; TN957 **文献标识码:** A **doi:** 10.37188/CJLCD.2023-0052

Attributed scattering center matching based on deep belief network and application in target recognition of SAR images

XU Yan-long¹, PAN Hao^{1*}, DING Bai-yuan²

(1. College of Information Engineering, Shenyang University of Chemical Technology,
Shenyang 110142, China;

2. PLA 96901 Troops, Beijing 100094, China)

Abstract: Synthetic aperture radar (SAR) image target recognition is an important application of SAR image interpretation. In order to improve the robustness of SAR target recognition, this paper proposed an attribute scattering center matching method based on deep belief network (DBN). The attribute scattering center had rich parameters, which could well reflect the local scattering characteristics of the target. DBN took advantage of deep learning to achieve robust matching between the scattering center sets from test samples and template samples, which could also better adapt to noise interference, partial absence and other situations. Based on the matching correspondence of the attribute scattering center sets, the similarity measure criterion was defined. The target label of the test sample was determined based on the principle of

收稿日期: 2023-02-09; 修订日期: 2023-02-27.

基金项目: 国家自然科学基金 (No. 62001501)

Supported by National Natural Science Foundation of China (No. 62001501)

*通信联系人, E-mail: panhao@syuct.edu.cn

the maximum similarity. Experiments were carried out based on MSTAR dataset, and the proposed method was proved to be effective and robust for SAR target recognition.

Key words: synthetic aperture radar; target recognition; attribute scattering center; deep belief network

1 引言

合成孔径雷达 (Synthetic Aperture Radar, SAR) 自问世以来,因其不受天时、天候等影响而成为一种重要的观测手段。特别是随着近年来 SAR 成像分辨率的不断提高、数据获取能力不断增强,实现高精度、高效率的 SAR 图像解译十分必要。SAR 图像目标识别作为 SAR 图像解译的一项重要应用,自 20 世纪 90 年代以来得到世界范围内的广泛研究^[1]。受限于 SAR 成像质量、分辨率、噪声影响等因素, SAR 目标识别相比光学图像目标识别难度更大、挑战更多。从现有文献来看,大多数 SAR 目标识别方法都是基于传统模式识别的思路,其中涉及的特征和分类器也多借鉴于现有成果。在特征方面,大量采用目标外形、区域等几何特征。此外,采用诸如主成分分析、小波变换、单演信号分解、二维经验模态分解 (Bidimensional Empirical Mode Decomposition, BEMD) 等手段^[2-12]对 SAR 图像进行处理,获取特征矢量。在分类器方面,重点采用近邻分类器^[13]、支持向量机 (Support Vector Machines, SVM)^[14]、稀疏表示分类器 (Sparse Representation-based Classification, SRC) 因其性能优势也得到进一步推广^[15-18]。近年来,深度学习模型成为图像、信号处理的最有力工具^[19-20],同样在 SAR 目标识别中得到了应用和验证^[21-24]。

与一般的光学图像不同, SAR 图像属于主动微波成像,主要反映目标的后向电磁散射特性。因此,电磁散射特征是 SAR 图像较为独有的特征,也具有很强的分析价值。近年来,电磁散射特征逐渐得到研究人员的重视,并在 SAR 目标识别中进行了应用和验证^[25-34]。文献[25]基于传统点散射中心模型提取峰值特征,并通过高斯混合模型进行匹配识别。文献[26]基于几何绕射理论 (Geometrical Theory of Diffraction, GTD)^[27]模型提取 SAR 图像散射中心特征,并通过散射中心匹配算法进行识别。文献[28-33]引入属性散射中心模型进行散射中心提取,通过属

性参数的匹配和测度定义进行识别。文献[32]根据 SAR 图像的方位角敏感性构造敏感性表示特征,设计相应目标识别方法。文献报道结果显示,这些方法的性能良好,特别是针对较为复杂的扩展操作条件相比传统方法优势明显。SAR 目标识别问题多发生在扩展操作条件上。文献[29]对扩展操作条件进行了详细分析,目标自身、周围环境、传感器参数等变化都会引起扩展操作条件的改变,这也是当前 SAR 目标识别中急需解决的重难点问题。为此,充分运用电磁散射特征是不断将 SAR 目标识别算法推向实用的重要途径之一。为此,本文以属性散射中心为特征设计了基于深度信念网络 (Deep Belief Network, DBN)^[35]的匹配算法并用于 SAR 目标识别。相比早期的点散射中心模型和 GTD 模型,属性散射中心模型参数特征更为丰富、描述精度更好,可以更好地描述目标电磁散射特性。DBN 作为一种深度学习模型,可以有效发挥深度学习能力强的优势,提高散射中心的匹配精度。同时,通过模型训练,可以增强该算法对于奇异点、噪声干扰以及部分数据缺失等情形的鲁棒性。最后,基于构建的测试样本与模板样本之间的散射中心匹配关系,设计相似度准则用于目标识别。实验基于 MSTAR 数据集开展,通过与现有几类方法比较分析验证了提出方法的性能优势。

2 属性散射中心提取

属性散射中心模型自提出以来得到了广泛的验证和应用。散射中心提取问题尽管十分复杂,但也出现了多种参数优化估计算法。本节主要简要介绍属性散射中心模型的基本形式,并提供一种效率、精度较高的参数估计方法。

2.1 属性散射中心模型

目标一般包含多个散射中心。因此,其后向散射特性可以描述为若干个散射中心散射场的累加结果^[34]:

$$E(f, \phi; \theta) = \sum_{i=1}^K E_i(f, \phi; \theta_i), \quad (1)$$

其中: f 代表雷达波频率, ϕ 代表目标相对雷达波的方位角。

与传统散射中心模型类似,属性散射中心模型旨在描述单个散射中心的散射特性,具体模型如式(2)所示:

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

其中: $\theta_i = [A_i, \alpha_i, x_i, y_i, L_i, \bar{\phi}_i, \gamma_i]$, ($i=1, 2, \dots, K$) 表示第 i 个散射中心的属性参数。具体而言, A_i 代表散射中心的幅度, x_i, y_i 为散射中心的二维位置, α_i 表示频率依赖因子, L_i 和 $\bar{\phi}_i$ 分别代表展布式散射中心的长度和方向角, γ_i 为局部式散射中心的方位依赖因子。

2.2 基于稀疏表示的参数估计

属性散射中心提取就是实现对 SAR 图像中各个散射中心属性参数的估计。早期的估计算法主要从图像域出发,通过分割 SAR 图像中的高能量局部区域实现散射中心解耦,从而进行逐个散射中心的参数估计^[36]。随着高性能计算和信号处理技术的发展,通过数学算法实现多个散射中心参数的联合估计成为可能。本节简要介绍基于稀疏表示的属性散射中心参数估计^[37-39]。

一幅 SAR 图像中有限散射中心的参数估计可以表达为如下形式:

$$s = D(\theta) \times \sigma + n, \quad (3)$$

其中: s 为属性散射中心模型 $E(f, \phi; \theta)$ 的矢量化形式; $D(\theta)$ 为构建的参数空间离散化字典,该矩阵中的列向量为某一组属性参数下对应的模型数据; σ 表示幅度参数,为一个复数向量; n 表示噪声分量,采用零均值高斯白噪声建模。

在此基础上,参数估计可表述为式(4)所示的约束优化问题:

$$\hat{\sigma} = \arg \min_{\sigma} \|\sigma\|_0, \text{ s. t. } \|s - D(\theta) \times \sigma\|_2 \leq \epsilon, \quad (4)$$

其中, $\epsilon = \|n\|_2$ 为噪声能量。

公式(4)为一个典型的系数表示问题,可通过成熟的算法进行求解,获取各个散射中心的参

数估计结果。相比传统图像域分治的策略,稀疏表示算法具有更高的效率和噪声稳健性。图 1(a) 显示了一幅实测 SAR 图像以及采用稀疏表示算法估计得到的散射中心位置标记。可以看出,估计的位置参数与图像中的高能量区域很好地吻合。图 1(b) 则是采用估计算法进行目标重构的结果,目标的外形、图像强度分布与原始图像基本保持一致,验证了该算法的有效性。

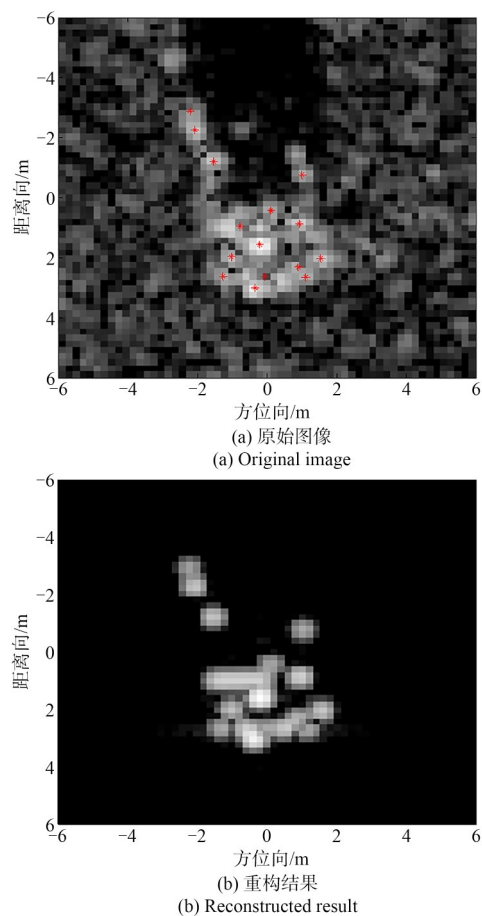


图 1 SAR 目标参数估计示意图

Fig. 1 Illustration of parameter estimation of SAR targets

3 深度特征筛选

3.1 DBN 原理

DBN 作为一种无监督学习算法,由限制玻尔兹曼机器 (Restricted Boltzmann Machine, RBM) 多级连接组成,其基本结构如图 2 所示^[35]。RBM 中的可见层和隐藏层之间是双向且完全连接的,其能量函数定义如式(5)所示:

$$E(v, h) = -\sum_{i=1}^{N_v} b_i v_i - \sum_{j=1}^{N_h} c_j h_j - \sum_{i=1, j=1}^{N_v, N_h} W_{ij} v_i h_j, \quad (5)$$

式中: v_i 和 h_j 分别为可见层和隐含层的单元, b_i 和 c_j 对应可见单元和隐层单元的偏差, W_{ij} 表示连接两者的权值。通过大量训练样本对 DBN 进行训练可以取得权值矩阵, 从而实现对数据特性的表征。

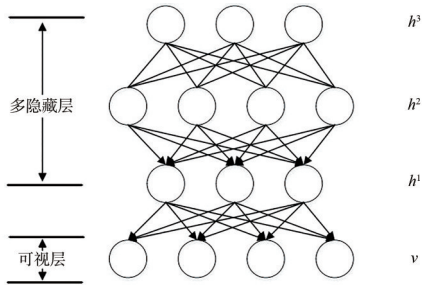


图2 DBN 基本结构

Fig. 2 Basic structure of DBN

3.2 基于 DBN 的散射中心匹配

与其他现实生活中的采样点一样, 散射中心可能存在噪声干扰、异常点以及数据缺失等情形, 导致散射中心集之间的匹配关系难以确定。因此, 有必要对散射中心集中的异常情况进行学习, 从而构建可靠、稳健的匹配关系。

假设 X 和 Y 分别表示两个属性散射中心集, 当他们来自于同一目标、相近测量条件时, 一般可认为两者之间的误差服从零均值、均匀标准差的高斯分布。采用 $X-Y$ 作为 DBN 的输入并进行子块划分, 然后依次作为网络输入。采用三级 RBM 构建 DBN, 每一级包含 10 个隐层单元数并且独立完成训练(次数设定为 5 次), 具体实施过程描述如下:

(1) 随机选取大小为 10 的子块输入到第一级 RBM 作为可见层数据 $v_i^{(0)}$, 然后基于可见单元计算隐层单元被开启的概率 $P(h_j|v^{(0)})$, 从中抽取样本 $h_j^{(0)}$, 再由 $h_j^{(0)}$ 重建可见层 $P(v_i|h^{(0)})$ 。同样抽取可见层样本 $v_i^{(1)}$, 再次用重构的可见层计算隐层单元被开启的概率 $P(h_j|v^{(1)})$ 。根据可见层和隐层的相关程度更新相关参数如式(6)~(8)所示:

$$W_{ij} = W_{ij} + P(h_j|v^{(0)}) \cdot v_i^{(0)} - P(h_j|v^{(1)}) \cdot v_i^{(1)}, \quad (6)$$

$$b_i = b_i + v_i^{(0)} - v_i^{(1)}, \quad (7)$$

$$c_j = c_j + P(h_j|v^{(0)}) - P(h_j|v^{(1)}). \quad (8)$$

(2) 训练得到第一级的参数后, 再随机选取新的子块输入到这一级, 按照相同方法进一步调整权重和偏差参数, 直到所有样本都被训练过。

(3) 根据第一级学习得到的参数计算隐层单元的状态 $h_j^{(1)}$, 将其作为下一级可见层的输入。重复(1)、(2)训练第二级, 得到相应权重和偏差参数。

(4) 获得第三级 RBM 的参数后, 计算每个输入子块和重建子块之间的误差值为 $\text{norm}(v^{(0)} - v^{(1)}, 2)$, 各子块重建误差的平均值作为平均重构误差 σ 。这就获得了 DBN 各层单元的偏差、层间的连接权重。

对于存在异常情况的两个散射中心集, 异常点之间的误差与正常点之间的高斯分布应当不一致, 因此可以通过训练得到的 DBN 进行检测和分析。对于出现部分缺失、两个散射中心集数目不一致的情况, 可将每个散射中心集分组为多个分块, 之后将一个散射中心集的分块与另一个散射中心集的分块的误差依次输入 DBN, 从而构建有效模型用于两个散射中心集的完全匹配。

3.3 匹配测度及目标识别方法

对于两个属性散射中心集 P 和 Q , 采用 DBN 得到两者之间的一一对应关系, 本文定义两者相似度如式(9)所示:

$$S(P, Q) = \frac{2K_m}{M+N} \times \exp\left(-\sum_{k=1}^{K_m} (\omega_k \times d_k)\right), \quad (9)$$

其中: M 和 N 分别为两个散射中心集中的散射中心的数目, K_m 代表散射中心匹配对的数目, d_k 为第 k 个匹配对的距离, ω_k 为不同匹配对的权值。

d_k 采用两个匹配散射中心的属性参数 L2 范数度量, ω_k 则根据不同散射中心的幅度大小进行加权, 如式(10)所示:

$$\omega_k = \frac{A_k}{\sum_{k=1}^{K_m} A_k}. \quad (10)$$

根据以上论述, 本文方法开展 SAR 目标识别的过程描述如下:

(1) 对待识别的测试样本按照文献[25]中的方法进行方位角估计, 据此从各类别模板(训练)样本中选取相应的候选样本;

(2) 采用稀疏表示方法提取测试样本和候选样本的散射中心集;

(3) 基于 DBN 分别构建测试样本与各类别候选样本散射中心集之间的对应关系;

(4) 按照式(9)分别计算测试样本散射中心集与各类别候选样本散射中心集的相似度;

(5) 按照最大相似度的原则确定测试样本所

属的目标类别。

实际操作中,因方位角估计一般存在一定误差,方位以 3° 为候选样本选取的邻域最终与某一类别的相似度也是通过邻域内所有样本平均获得。

4 实验与分析

4.1 数据集简介

采用MSTAR数据集作为样本对所提方法

进行测试。该数据集因样本丰富、规范性良好受到世界范围内的关注,并成为SAR目标识别方法验证的最主要数据集。图3显示的是MSTAR数据集中的10类目标的光学图像和SAR图像,包括坦克、装甲车、卡车等。各类目标的SAR图像约为0.3 m,可用于不同类别目标的区分。但由于部分目标相似度较高,如图2中的T72和T62坦克,因此正确识别10类目标的难度仍然具有挑战性。



图3 MSTAR数据集中10类目标图像

Fig. 3 Images of the ten targets in the MSTAR dataset

4.2 结果与讨论

基于MSTAR数据集,实验主要设置3种条件:标准操作条件、噪声干扰和部分遮挡。为直观反映所提方法的实际效能,选用几类现有方法作为对比,主要分为两类:第一类与本文方法一样,采用属性散射中心作为识别方法的基础特征,包括文献[30]中采用Hungarian匹配算法实现散射中心匹配的方法、文献[31]的多层次散射中心匹配方法、文献[32]中基于散射中心重构的方法。第二类为采用其他特征或分类器的方法,包括文献[11]中采用二维经验模态分解的方法

和文献[23]中采用ResNet的方法。

4.2.1 标准操作条件

表1为本实验采用的训练和测试样本。对于MSTAR数据集中的10类目标,以俯仰角 17° 条件下的SAR图像为模板(训练)集,以俯仰角 15° 条件下的图像作为测试样本。因此,两者之间相似度整体较高,识别难度较低。基于表1所设置条件,获取本文方法的识别结果如图4所示。该混淆矩阵中每一行的数字代表纵坐标对应目标分类为横坐标类别的精度,因此,图中对角线元素即为不同目标的正确识别率。可见,针对各类

表1 标准操作条件的实验设置

Tab. 1 Experimental setup of SOC

目标类别	BMP2	BTR70	T72	T62	BRDM2	BTR60	ZSU23/4	D7	ZIL131	2S1
模板(训练)集	230	230	229	296	295	253	296	296	296	296
测试集	584	230	579	270	281	192	271	281	281	281

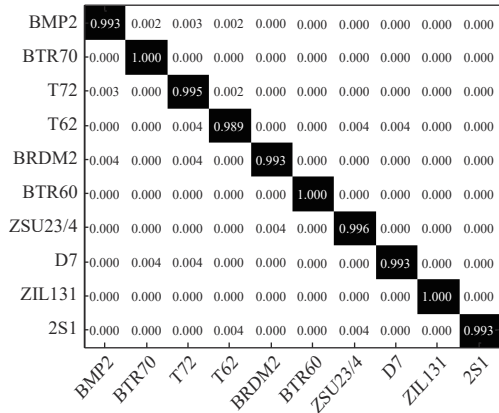


图 4 所提方法在标准操作条件下的识别结果
Fig. 4 Recognition results of the proposed method under SOC

目标,其正确识别率均可以达到 98.5% 以上。表 2 对当前条件下各类方法的平均识别率进行了对比。相比第一类采用属性散射中心的方法,具体结果如下:与 Hungarian 匹配方法相比,本文采用了精度更高、稳健性更强的 DBN 用于散射中心匹配,最终将平均识别率提高了 0.68%。与多层次散射中心匹配方法相比,所提方法在适当的散射中心规模下基于 DBN 实现稳健匹配,对于异常点、噪声影响都可以有效应对,避免了多层次处理的折中方案,将平均识别率提升了 0.5%。与散射中心重构方法相比,本文在散射中心参数匹配过程中可以有效考虑估计误差的影响,避免了相关误差通过重构引入图像匹配环节,将平均识别率提升了 0.55。对于第二类对比方法,本文方法平均识别率相比 BEMD 和 ResNet 方法均有所提升,进一步反映了方法的有效性。

表 2 标准操作条件下的平均识别率对比

Tab. 2 Comparison of average recognition rates under SOC

方法类型	平均识别率/%
本文方法	99.42
Hungarian 匹配	98.74
多层次匹配	98.92
目标重构	98.87
BEMD	99.04
ResNet	99.18

4. 2. 2 噪声干扰

作为一种十分典型的扩展操作条件,噪声干

扰是 SAR 目标识别中需要注重考虑的问题,这主要因为 SAR 数据采集、处理等过程中都不可避免受到噪声污染,这一问题也逐渐引起研究人员的关注。本文采用文献[29]中的具体方法构造噪声样本,通过添加不同程度的高斯白噪声得到多个信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)条件下的测试样本集。在此基础上,对各类方法进行测试,获得如图 5 所示的结果,据此可以得到如下结论:(1)基于属性散射中心的方法普遍对于噪声干扰的稳健性较强。一方面散射中心作为局部点特征,对于噪声干扰具有更强的适应性;另一方面,通过稀疏表示进行散射中心参数估计进一步剔除了潜在噪声造成的影响。因此,属性散射中心是一种噪声鲁棒的特征,在噪声干扰条件下能够保持稳定。(2)与其他几类基于属性散射中心的方法相比,本文通过 DBN 进行散射中心匹配进一步保证了匹配关系构建的可靠性,从而相比于对比方法,在噪声干扰条件方面,性能进一步提升。

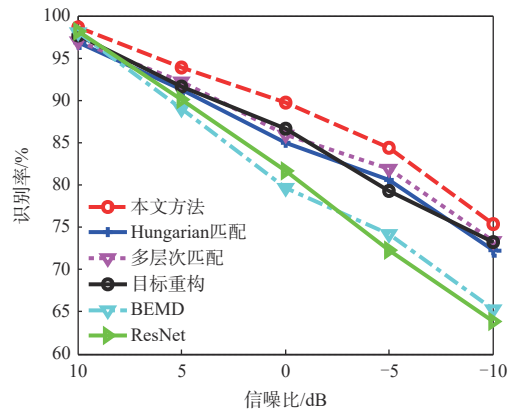


图 5 噪声干扰下的平均识别率对比
Fig. 5 Comparison of average recognition rates under noise corruption

4. 2. 3 部分遮挡

尽管 SAR 主动微波成像具有一定的穿透性,但仍然无法避免目标被遮挡的情况。在此情况下,部分测试样本中目标存在部分缺失,导致识别难度加剧。按照文献[29]中遮挡 SAR 图像模拟的思路,本文构建不同遮挡比例下的测试样本集,并对各类方法进行测试,获得如图 6 所示的结果。经对比分析,得到如下结论:(1)基于属性散射中心的方法相比其他方法,对于部分遮挡具

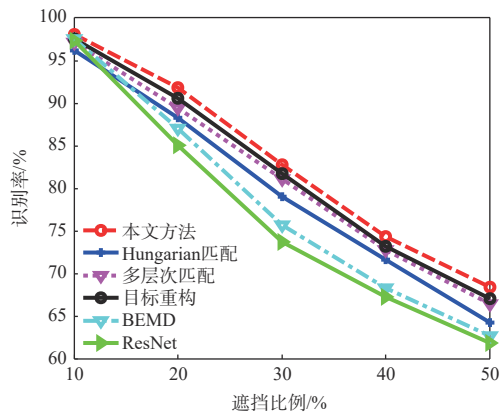


图 6 部分遮挡下的平均识别率对比

Fig. 6 Comparison of average recognition rates under partial occlusion

有更强的稳健性。这主要是由于属性散射中心是一种局部描述子,在缺少部分散射中心的情况下仍然可以通过局部匹配保持较强的相关性。(2)与其他基于属性散射中心的方法相比,本文采用 DBN 处理散射中心部分缺失的情况有特

别考虑,因此在此情形下构建的局部对应关系可以保持稳定性。

5 结 论

针对扩展操作条件下 SAR 目标识别的难点问题,本文提出基于 DBN 的属性散射中心匹配方法。首先,采用稀疏表示算法快速提取 SAR 图像属性散射中心。然后,训练 DBN 用于属性散射中心的匹配,构建测试样本与模板样本散射中心集之间的对应关系。在此基础上,基于匹配散射中心属性差异定义测试样本与不同类别模板样本的相似度,据此判定所属目标类别。以 MSTAR 数据集为基础,设置标准操作条件和两类扩展操作条件(噪声干扰和部分遮挡)。实验结果验证了所提方法对于 SAR 目标识别问题的有效性和可靠性。后续研究将从提高属性散射中心参数估计精度以及优化相似度度量准则方向着手,进一步提升目标识别性能。

参 考 文 献:

- [1] 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.
WEN G J, ZHU G Q, YIN H C, *et al.* SAR ATR based on 3D parametric electromagnetic scattering model [J]. *Journal of Radars*, 2017, 6(2): 115-135. (in Chinese)
- [2] AMOON M, REZAI-RAD G A. Automatic target recognition of synthetic aperture radar (SAR) images based on optimal selection of Zernike moments features [J]. *IET Computer Vision*, 2014, 8(2): 77-85.
- [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. (in Chinese)
- [4] MISHRA A K, MOTAUNG T. Application of linear and nonlinear PCA to SAR ATR [C]. 2015 25th International Conference Radioelektronika. Pardubice: IEEE, 2015: 349-354.
- [5] CUI Z Y, CAO Z J, YANG J Y, *et al.* Target recognition in synthetic aperture radar images *via* non-negative matrix factorisation [J]. *IET Radar, Sonar & Navigation*, 2015, 9(9): 1376-1385.
- [6] 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 in Applied Earth Observations and Remote Sensing*, 2015, 8(7): 3316-3328.
- [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.
LI S, XU Y L, MA S P, *et al.* SAR target recognition using wavelet transform and deep sparse autoencoders [J]. *Video Engineering*, 2014, 38(13): 31-35. (in Chinese)
- [8] 周光宇,刘邦权,张童. 基于变分模态分解的 SAR 图像目标识别方法[J]. 国土资源遥感,2020,32(2):33-39.
ZHOU G Y, LIU B Q, ZHANG D. Target recognition in SAR images based on variational mode decomposition [J]. *Remote Sensing for Land & Resources*, 2020, 32(2): 33-39. (in Chinese)
- [9] 王源源. 一种基于多分辨率表示的 SAR 图像识别方法[J]. 电光与控制,2020,27(10):31-36.

- WANG Y Y. A multi-resolution representations based SAR image recognition method [J]. *Electronics Optics & Control*, 2020, 27(10): 31-36. (in Chinese)
- [10] 胡媛媛, 韩彦龙. 快速自适应二维经验模态分解在 SAR 目标识别中的应用研究[J]. *电光与控制*, 2021, 28(8): 40-43, 87.
HU Y Y, HAN Y L. Application of fast and adaptive bidimensional empirical mode decomposition to SAR target recognition [J]. *Electronics Optics & Control*, 2021, 28(8): 40-43, 87. (in Chinese)
- [11] 柳小文, 雷军程, 伍雁鹏. 基于二维经验模态分解的合成孔径雷达目标识别方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(4): 041004.
LIU X W, LEI J C, WU Y P. Synthetic aperture radar target-recognition method based on bidimensional empirical mode decomposition [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(4): 041004. (in Chinese)
- [12] 莫海宁, 钟友坤. 基于 BVMD 特征决策融合的 SAR 目标识别方法[J]. *电子信息对抗技术*, 2022, 37(5): 40-44, 50.
MO H N, ZHONG Y K. SAR target recognition based on decision fusion of BVMD features [J]. *Electronic Information Warfare Technology*, 2022, 37(5): 40-44, 50. (in Chinese)
- [13] 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): 111-113, 118.
HAO Y, BAI Y P, ZHANG X F. Synthetic aperture radar target recognition based on KNN [J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(9): 111-113, 118. (in Chinese)
- [14] 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 C Q, CHEN B, PAN Z H, *et al.* Research of target recognition technique *via* simulation SAR and SVM classifier [J]. *Journal of CAEIT*, 2016, 11(3): 257-262. (in Chinese)
- [15] 张虹, 左鑫兰, 黄瑶. 基于稀疏表示系数相关性的特征选择及 SAR 目标识别方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(14): 141029.
ZHANG H, ZUO X L, HUANG Y. Feature selection based on the correlation of sparse coefficient vectors with application to SAR target recognition [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(14): 141029. (in Chinese)
- [16] 唐吉深, 覃少华. 稀疏表示系数下局部最优重构的 SAR 图像目标识别算法[J]. *探测与控制学报*, 2021, 43(2): 69-75, 80.
TANG J S, QIN S H. SAR images recognition based on sparse coefficients optimal local reconstruction [J]. *Journal of Detection & Control*, 2021, 43(2): 69-75, 80. (in Chinese)
- [17] 李亚娟. 结合全局和局部稀疏表示的 SAR 图像目标识别方法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(2): 165-171.
LI Y J. Target recognition of SAR images based on combination of global and local sparse representations [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(2): 165-171. (in Chinese)
- [18] 李亚娟. 结合多决策准则稀疏表示的 SAR 图像目标识别方法[J]. *红外与激光工程*, 2021, 50(8): 20210138.
LI Y J. Combination of multiple decision principles based on sparse representation-based classification for target recognition of SAR image [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2021, 50(8): 20210138. (in Chinese)
- [19] ZUO C, QIAN J M, FENG S J, *et al.* Deep learning in optical metrology: a review [J]. *Light: Science & Applications*, 2022, 11(1): 39.
- [20] RIVENSON Y, WU Y C, OZCAN A. Deep learning in holography and coherent imaging [J]. *Light: Science & Applications*, 2019, 8: 85.
- [21] 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.
- [22] 徐英, 谷雨, 彭冬亮, 等. 基于 DRGAN 和支持向量机的合成孔径雷达图像目标识别[J]. *光学精密工程*, 2020, 28(3): 727-735.
XU Y, GU Y, PENG D L, *et al.* SAR ATR based on disentangled representation learning generative adversarial networks and support vector machine [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2020, 28(3): 727-735. (in Chinese)
- [23] 刘飞, 高红艳, 卫泽刚, 等. 基于 Res-Net 深度特征的 SAR 图像目标识别方法[J]. *液晶与显示*, 2021, 36(4): 624-631.
LIU F, GAO H Y, WEI Z G, *et al.* SAR image target recognition method using based on Res-Net deep features [J].

- Chinese Journal of Liquid Crystals and Displays*, 2021, 36(4): 624-631. (in Chinese)
- [24] 张振中. 基于更新分类器的合成孔径雷达图像目标识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(14): 1410013.
ZHANG Z Z. Synthetic aperture radar image target recognition based on updated classifier [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2021, 58(14): 1410013. (in Chinese)
- [25] 李辉. 基于峰值特征高斯混合建模的 SAR 目标识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2018, 32(8): 103-108.
LI H. SAR target recognition based on Gaussian mixture modeling of peak features [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2018, 32(8): 103-108. (in Chinese)
- [26] 王菁, 周建江, 汪飞. 基于 GTD 模型的目标二维散射中心提取[J]. 电子与信息学报, 2009, 31(4): 958-962.
WANG J, ZHOU J J, WANG F. 2D scattering centers extraction of objects based on GTD model [J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2009, 31(4): 958-962. (in Chinese)
- [27] 唐涛, 粟毅. 散射中心特征序贯匹配的 SAR 图像目标识别方法[J]. 系统工程与电子技术, 2012, 34(6): 1131-1135.
TANG T, SU Y. Object recognition in SAR imagery using sequential feature matching of scattering centers [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2012, 34(6): 1131-1135. (in Chinese)
- [28] 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 S, *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. (in Chinese)
- [29] 吕艺璇, 王智睿, 王佩瑾, 等. 基于散射信息和元学习的 SAR 图像飞机目标识别[J]. 雷达学报, 2022, 11(4): 652-665.
LYU Y X, WANG Z R, WANG P J, *et al.* Scattering information and meta-learning based SAR images interpretation for aircraft target recognition [J]. *Journal of Radars*, 2022, 11(4): 652-665. (in Chinese)
- [30] 张婷, 蔡德饶. 基于属性散射中心匹配的噪声稳健 SAR 目标识别方法[J]. 中国电子科学研究院学报, 2019, 14(6): 557-562, 567.
ZHANG T, CAI D R. SAR target recognition method based on attributed scattering center matching with robustness to noise corruption [J]. *Journal of CAEIT*, 2019, 14(6): 557-562, 567. (in Chinese)
- [31] 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. (in Chinese)
- [32] 来雨. 基于属性散射中心的 SAR 图像重构及在目标识别中的应用[J]. 火力与指挥控制, 2021, 46(2): 46-52.
LAI Y. SAR image reconstruction based on attribute scattering centers with application in target recognition [J]. *Fire Control & Command Control*, 2021, 46(2): 46-52. (in Chinese)
- [33] 郑秋菊, 邓华阳, 陈欣. 一种基于属性散射中心的 SAR 遮挡目标识别方法[J]. 电讯技术, 2022, 62(8): 1125-1130.
ZHENG Q J, DENG H Y, CHEN X. A SAR occluded target recognition method based on attributed scattering centers [J]. *Telecommunication Engineering*, 2022, 62(8): 1125-1130. (in Chinese)
- [34] DING B Y, WEN G J, HUANG X H, *et al.* Target recognition in SAR images by exploiting the azimuth sensitivity [J]. *Remote Sensing Letters*, 2017, 8(9): 821-830.
- [35] SARIKAYA R, HINTON G E, DEORAS A. Application of deep belief networks for natural language understanding [J]. *IEEE/ACM Transactions on Audio, Speech, and Language Processing*, 2014, 22(4): 778-784.
- [36] 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[J]. 雷达科学与技术, 2011, 9(3): 207-212, 218.
ZHANG J K, JI K F, XING X W. Feature extraction and analysis of attributed scattering centers on SAR targets [J]. *Radar Science and Technology*, 2011, 9(3): 207-212, 218. (in Chinese)
- [37] 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. (in Chinese)

- [38] 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[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(8): 2076-2082.
XU J H, ZHANG X K, ZHENG S Y, *et al.* Attribute scattering center extraction based on improved orthogonal matching pursuit algorithm [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(8): 2076-2082. (in Chinese)
- [39] 段佳, 曹兰英, 吴亿锋. 基于属性散射中心的 SAR 成像方法[J]. 系统工程与电子技术, 2021, 43(10): 2782-2788.
DUAN J, CAO L Y, WU Y F. Imaging algorithm for SAR based on attributed scattering center models [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2021, 43(10): 2782-2788. (in Chinese)

作者简介:



许延龙(1996—), 男, 河北张家口人, 硕士研究生, 2020年于烟台理工学院获得学士学位, 主要从事目标识别、目标检测等方面的研究。E-mail: xyl13101257149@163.com



潘昊(1986—), 男, 内蒙古阿拉善左旗人, 博士, 讲师, 2016年于中国科学院沈阳自动化研究所获得博士学位, 主要从事大数据分析 with 数据挖掘、人工智能等方面的研究。E-mail: panhao@syuct.edu.cn