



DOI: 10.13382/j.jemi.B2002996

基于 SAR 图像分块匹配的目标识别方法*

赵海发

(济源职业技术学院 济源 454650)

摘要:提出基于分块匹配的合成孔径雷达(SAR)目标识别方法。对待识别 SAR 图像进行 4 分块处理,分别进行分析和匹配。对于每个 SAR 图像分块,采用单演信号描述其时频分布以及局部细节信息,进而构造特征矢量。采用稀疏表示分类(SRC)分别对 4 个分块的单演特征矢量进行分类,获得相应的重构误差矢量。对于 4 个重构误差矢量,利用多组随机权值矢量对它们进行加权并对所有的结果进行统计分析。最后,基于统计特征构造决策变量用于测试样本的类别确认。利用 MSTAR 数据集进行实验,结果表明了方法的有效性。

关键词:合成孔径雷达;目标识别;图像分块;单演信号;稀疏表示分类;随机权值

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

SAR target recognition based on image blocking and matching

Zhao Haifa

(Jiyuan Vocational and Technical College, Jiyuan 454650, China)

Abstract: This paper proposes a synthetic aperture radar (SAR) target recognition method based on image blocking and matching. The test SAR image is blocked into four patches, which are analyzed and matched separately. For each SAR image patch, the monogenic signal is employed to describe its time-frequency distribution and local details thus to construct the feature vector. The sparse representation-based classification (SRC) is used to classify the four monogenic feature vectors and produce the reconstruction error vectors. For the four reconstruction error vectors, a rich set of random weight vectors are used to fuse them and all the results are analyzed in a statistical way. Finally, the decision value is designed to determine the target label. The proposed method is tested on the MSTAR dataset. The results confirm the validity of the proposed method.

Keywords: synthetic aperture radar; target recognition; image blocking; monogenic signal; sparse representation-based classification; random weight

0 引言

高分辨合成孔径雷达(SAR)图像为高效、准确的情报解译提供了有力支撑。MSTAR 数据集为 SAR 目标识别算法的研究提供了数据基础^[1]。该数据集中的 SAR 图像分辨率达到 0.3 m,可有效用于坦克、装甲车、加农炮等 10 类典型车辆目标的分类识别。随着近 30 年的研究发展,针对 MSTAR 数据集的 SAR 目标识别方法在性能上取得了长足进步。然而,这些研究成果也

暴露了当前识别方法对于扩展操作条件的不足。SAR 目标识别中的扩展操作条件可能由于目标、背景、传感器等因素的差异造成,其直接结果结束待识别的测试样本与已建立的训练样本存在较大的差异。为此,着力解决扩展操作下的难点问题是当前 SAR 目标识别方法的研究重点。

现有的 SAR 目标识别方法通常从特征提取和分类器设计两方面入手,通过最佳的组合达到提高识别性能的目标。特征提取方面,基于 SAR 图像获得特征各类特征描述目标的几何形状、灰度分布以及电磁散射

收稿日期: 2020-03-05 Received Date: 2020-03-05

* 基金项目:国家自然科学基金(51375145)资助项目



特性等。文献[2-6]基于目标区域、轮廓、阴影等几何形状特征设计 SAR 目标识别方法。灰度分布特性可通过数学变换或信号处理等手段进行描述。典型的投影变换算法有主成分分析(PCA)^[7-8],非负矩阵分解(NMF)^[9]等,实现高维 SAR 图像到低维特征矢量的变换。应用于 SAR 图像特征提取的信号处理算法包括小波分解^[10]、单演信号^[11]以及经验模态分解^[12]等。这些算法主要是将原始 SAR 图像分解为多个层次的表示,从而获得目标更多的特性描述。电磁散射特征描述目标的后向散射特性,主要代表是散射中心^[13-15]。文献[13-14]提出基于属性散射中心匹配的 SAR 目标识别方法。分类阶段对测试样本提取特征类别归属进行判定决策。对于形式规则、维度统一的投影变换特征,一般可直接通过传统的分类器进行分类识别,典型的包括 K 近邻(KNN)^[16]、支持向量机(SVM)^[17-18]、稀疏表示分类(SRC)^[8,18-21]等。对于目标轮廓点、散射中心等排列不规则、数量不一致的特征,则需要针对性设计分类策略,如文献[13-15]设计的散射中心集的相似度等。此外,深度学习模型也在 SAR 目标识别中得到广泛应用,典型的是卷积神经网络(CNN)^[22-24]。深度学习模型直接基于原始图像进行训练和学习,回避了传统的手动特征提取过程。研究成果验证了深度学习模型对于 SAR 目标识别的有效性,但其对于训练样本的需求量很大。对于 SAR 目标识别中的扩展操作条件,相关的训练样本十分有限,这就导致了深度学习方法对于扩展操作条件的适应性较差。

本文提出一种 SAR 图像分块匹配的认识方法,其核心思想是对目标区域进行分块考察,通过对各个字块的对比分析更为可靠地判定目标类别。在扩展操作条件下,目标 SAR 图像多发生局部变化。对于同类样本之间,它们仍然存在较高的相似性。因此,通过观察和评估 SAR 图像的局部差异以及一致性可更为有效地克服扩展操作条件。为此,本文将待识别的 SAR 图像进行分块处理,以其中中心为基础划分为 4 个面积相等的字块。每个子块可以体现目标在一个方向的局部分布特性。在各个子块上,本文采用单演信号分别进行特征提取并构造相应的特征矢量。基于单演信号分解得到的谱成分可有效反映目标的频谱特性以及局部分布。对于各个字块构造得到的特征矢量,采用 SRC 进行分类,获得各个类别对应的重构误差矢量。对于 4 个子块的结果,采用随机权值它们进行线性加权融合,进而统计多组权值下的统计特征。对于正确类别,较低重构误差的子块占多数,因此最终 4 个重构误差的均值较小、方差较小。反之,对于错误类别,其获得的 4 个重构误差均值相对较大并且可能出现较大的方差。本文据此设计决策变量,对测试样本类别进行判定。

采用 MSTAR 数据集设置实验场景对提出方法进行测试,结果表明其在标准操作条件和扩展操作条件下均具有显著的性能优势。

1 SAR 图像分块

有研究表明,SAR 图像中的扩展操作条件多与目标的局部变化相关联。在型号变化的情形下,目标仅是局部结构发生改变,体现在 SAR 图像中也是局部像素分布、几何结构等信息的变化。为此,充分考察 SAR 图像中目标的局部变化具有重要意义。传统 SAR 目标识别方法基于原始整体 SAR 图像进行特征提取与分类,往往会由于局部变化导致的全局特征变化,导致最终的全局特征匹配出现较大误差。为此,本文将原始 SAR 图像进行分块处理,然后在各个子块上对目标特性进行分别考察,最后基于各子块的结果综合分析得到更为可靠的分类结果。

本文使用的分块算法可分为两个主要步骤。首先,对原始图像进行中心化操作,即使得目标质心处于图像的中心位置,从而为所有的训练和测试样本构建参考基准。在此基础上,以图像中心为焦点,沿方位向和距离向进行分割,从而将原始图像四等分,获得 4 个子块图像。MSTAR SAR 图像的分块结果如图 1 所示。具体使用中,各个子块独立处理,因此互不影响。因此,当某一子块出现局部变化时,其分类结果对于其他子块的影响很小,有利于获得测试样本与训练类别的真实相关性,从而获得更为可靠的识别结果。

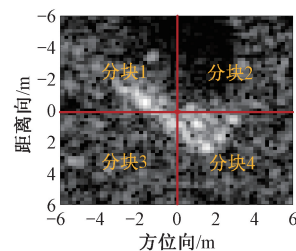


图 1 SAR 图像分块结果

Fig. 1 Illustration of the results of blocking a SAR image

2 特征提取

单演信号是一种自适应的二维信号分解算法,能够有效用于 SAR 图像的时频特性和局部细节分析^[11]。对于待分解的 SAR 图像 $f(z)$,其 Riesz 变换记为 $f_R(z)$,其中 $z=(x,y)^T$ 代表像素坐标。计算 $f(z)$ 的单演信号 $f_M(z)$ 如下:

$$f_M(z) = f(z) - (i,j)f_R(z) \quad (1)$$



式中: i 和 j 表示虚数单位。根据式(1)分别定义 3 类单演信号特征:

$$\begin{aligned} A(z) &= \sqrt{|f_x(z)|^2 + |f_y(z)|^2} \\ \varphi(z) &= \text{atan2}(|f_y(z)|, |f_x(z)|) \in (-\pi, \pi] \\ \theta(z) &= \text{atan2}(f_y(z)/f_x(z)) \in (-\frac{\pi}{2}, \frac{\pi}{2}] \end{aligned} \quad (2)$$

式中: $f_x(z)$ 和 $f_y(z)$ 对应单演信号的 i -虚部和 j -虚部; $A(z)$ 为幅度成分; $\varphi(z)$ 和 $\theta(z)$ 分别对应局部相位成分和方位信息成分。

3 类单演信号特征能够有效反映图像的多层次特征,包括局部幅度、相位以及方向特性。通过结合这 3 类特征可为图像分析提供更为充分的信息。为此,本文采用单演信号描述各个子块的图像特征,参考文献[11]的思路对分解得到的 3 类特征进行矢量化串接以及降采样获得低维度特征矢量。最终,基于单演信号特征对各个子块进行分类。

3 方法描述

3.1 稀疏表示分类

稀疏表示分类根据不同类别对未知样本进行线性拟合,通过拟合误差大小实施判决。现阶段,稀疏表示分类已经在 SAR 目标识别方法中得到广泛运用并得到验证^[8,18-21]。对于测试样本 y , 其稀疏表示过程如下:

$$\begin{aligned} \hat{\alpha} &= \arg \min_x \|\alpha\|_0 \\ \text{s. t. } &\|y - D\alpha\|_2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $D = [D^1, D^2, \dots, D^C] \in \mathbf{R}^{d \times N}$ 表示 C 个训练类别构成的全局字典; α 为稀疏表示系数。在 ℓ_0 范数的与数学, α 呈现稀疏特性。

对于上述稀疏表示问题,可采用 ℓ_1 范数优化或者正交匹配追踪 (OMP) 算法求解稀疏表示系数 $\hat{\alpha}$, 进而计算各个训练类别对于测试样本的重构误差如下:

$$r(i) = \|y - D_i \hat{\alpha}_i\|_2^2 \quad i = 1, 2, \dots, C \quad (4)$$

式中: $\hat{\alpha}_i$ 表示 $\hat{\alpha}$ 中与第 i 类对应的稀疏系数; $r(i)$ 表示第 i 类对于测试样本的重构误差。

传统的稀疏表示分类则是根据比较式(4)中的重构误差判定测试样本的目标类别。对于与测试样本一致的训练类别,其对应的重构误差显著小于其他类别,因此可以据此进行类别判定。

3.2 随机权值矩阵

本文采用 SRC 对原始 SAR 图像的 4 个子块分别进行表征,按照式(4)计算它们各自的重构误差矢量。对于 4 个子块的结果,本文采用线性加权的手段进行融合处理。但考虑到单一固定权值矢量的局限性,本文采用多组随机权值矢量进行处理,设计的权值矩阵

如下:

$$W = \begin{bmatrix} w_{11} & w_{12} & \cdots & w_{1N} \\ w_{21} & w_{22} & \cdots & w_{2N} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ w_{K1} & w_{K2} & \cdots & w_{KN} \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中,每一列对应一组随机权值矢量,满足约束式(6)。

$$\sum_{k=1}^K w_{ki} = 1 \text{ 且 } w_{ki} \geq 0 \quad (6)$$

在式(6)的约束下,每一组权值矢量随机确定,共计得到 N 组随机权值矢量。每一组权值矢量的可能对于不同的子块赋予不同的权值,其最终的结果可以更为有效的获得融合结果,有效规避了传统确定权值可能带来的不稳定性。

记第 $k(k = 1, 2, \dots, 4)$ 个子块在第 i 类上的重构误差为 r_k^i , 一组随机权值矢量下的加权融合过程如下:

$$R_n^i = [r_1^i \quad r_2^i \quad \cdots \quad r_K^i] \begin{bmatrix} w_{n1} \\ w_{n2} \\ \vdots \\ w_{nK} \end{bmatrix} \quad (7)$$

以式(7)为基础,采用式(5)中的所有权值矢量进行加权融合,第 i 类可得到相应的 N 个加权结果 $R = [R_1^i \quad R_2^i \quad \cdots \quad R_N^i]$, 称为融合误差矢量。

当测试样本来自第 i 类时,各个子块相应的重构误差都较小。此时,在随机权值矢量下,融合误差矢量中各个元素的数值较小且变化较为平缓。反之,若当前测试样本并非来自第 i 类,则各个子块的重构误差相对较大,最终在随机权值下的融合误差矢量均值和反差都相对较大。因此,根据以上统计特征,本文定义最终用于分类的决策变量如下:

$$J = m + \lambda \sigma \quad (8)$$

式中: m 和 σ 分别为融合误差矢量的均值和方差; λ 为调节参数,为正数。按照式(8)可分别计算各个类别对应的决策变量 J_1, J_2, \dots, J_C , 具有最小值的类别即被判断为测试样本真实目标类别。

本文方法的基本实施流程如图 2 所示。采用图像分块算法对所有训练样本进行处理,并对每个子块进行单演特征矢量提取。在此基础上,形成各个子块的字典。对于测试样本,采用相同的分块算法进行处理以及特征提取,获得相应的 4 个单演特征矢量。分别采用 SRC 对测试样本的 4 个分块的特征矢量进行分类,获得重构误差矢量。之后,采用多组随机权值对这 4 个重构误差矢量进行加权融合。最终,按照式(8)计算决策变量,进而判定测试样本的目标类别。

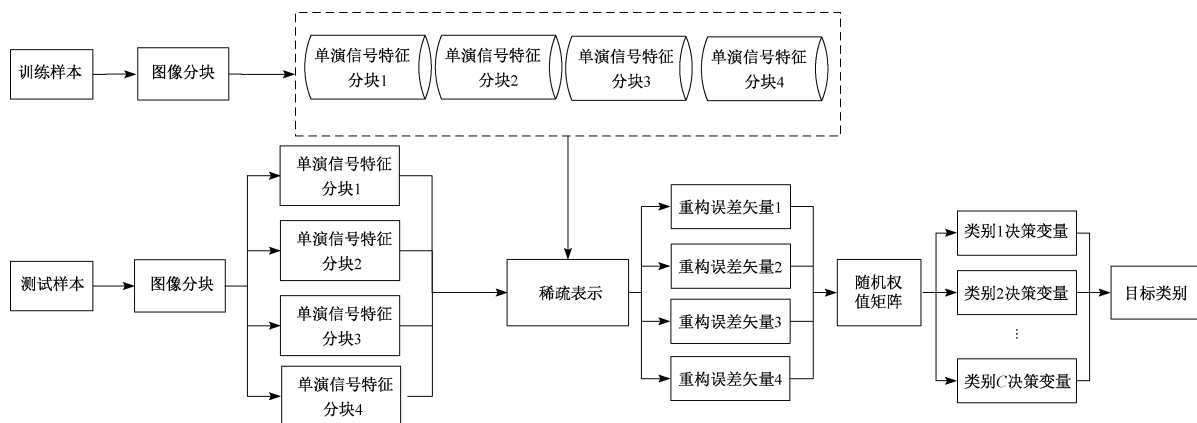


图 2 基于分块匹配的 SAR 目标识别方法流程

Fig. 2 Procedure of SAR target recognition based on image blocking and matching

4 实验结果与分析

4.1 实验设置

本文以 MSTAR 数据集为基础设置实验场景对提出

方法进行测试并与同类方法进行对比。MSTAR 数据集由美国 DARPA 和 AFRL 发布,包括图 3 所示的 10 类目标,由 X 波段机载 SAR 采集获得,图像分辨率为 0.3 m。各类目标的 SAR 图像具有良好的方位和俯仰覆盖性。基于 MSTAR 数据集,可构建型多种实验条件开展测试,检验方法的全面性能。



图 3 MSTAR 目标的光学图像

Fig. 3 Optical images of the MSTAR targets

实验过程中,选用现有文献中的若干方法与提出方法进行对比分析,包括文献[2]基于区域特征 Zernike 矩的方法;文献[11]基于单演信号的方法;文献[13]基于属性散射中心匹配的方法;文献[22]中的全卷积神经网络(A-ConvNet, CNN1)方法以及文献[24]中设计的平移、旋转不变网络(CNN2)。前3类对比方法侧重于特征提取,通过不同类型的特征提高 SAR 目标识别性能;后两种对比方法则是档期最为流行的深度学习方法。后续实验分别在标准操作条件和扩展操作条件下开展,测试提出方法的有效性和稳健性。

4.2 结果与讨论

1) 测试条件 1

测试条件 1 为标准操作条件,测试与训练集来自近似条件,整体相关性较强,因此识别问题的难度也相对较

低。表 1 为基于 MSTAR 数据集设置的一种典型标准操作条件,包括了图 3 的全部 10 类目标。其中,训练样本来自 17°俯仰角,测试样本来自 15°俯仰角。测试样本和训练样本来自相同的目标及型号。图 4 所示为本文方法在标准操作条件下的分类混淆矩阵。10 类目标对应的正确识别率对应于对角线元素,均高于 98.5%。定义平均识别率 P_{av} 为正确识别样本数占总样本数的比例,统计 10 类目标的 $P_{av} = 99.32\%$,充分显示了提出方法的有效性。表 2 对比各类方法在标准操作条件下的识别性能。各类方法在标准操作条件下的平均识别率均高于 98%,也反映了标准操作条件下的识别问题相对简单。基于深度学习模型的 CNN1 和 CNN2 方法在此条件下的性能仅次于本文方法。对比可以看出,本文方法在标准操作条件下可以取得最高的识别率,充分验证了方法的有效性。



表 1 测试条件 1 相关设置

Table 1 Relevant setup for test condition 1

类别	训练集		测试集	
	俯仰/(°)	样本数	俯仰/(°)	样本数
BMP2	17	233	15	195
BTR70	17	233	15	196
T72	17	232	15	196
T62	17	299	15	273
BRDM2	17	298	15	274
BTR60	17	256	15	195
ZSU23/4	17	299	15	274
D7	17	299	15	274
ZIL131	17	299	15	274
2S1	17	299	15	274

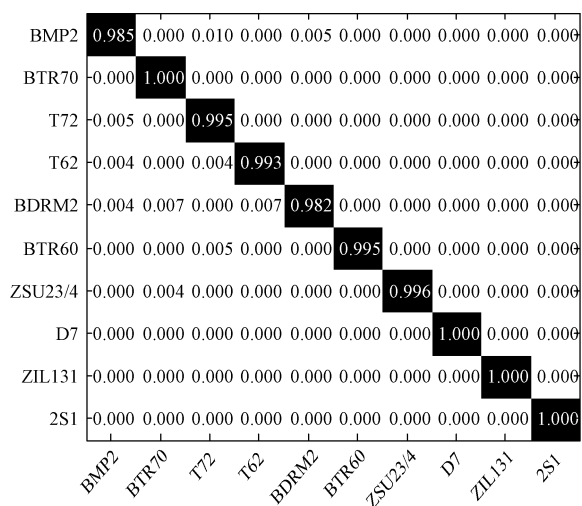


图 4 测试条件 1 下所提方法结果

Fig. 4 Results of the proposed method under test condition 1

表 2 测试条件 1 下的结果

Table 2 Results under test condition 1

方法类型	$P_{av}/\%$
本文方法	99.32
Zernike	98.12
单演信号	98.64
散射中心匹配	98.32
CNN1	99.08
CNN2	99.12

2) 扩展操作条件

由于实际场景的复杂性,目标自身、背景环境以及传感器等要素都可能发生变化,因此扩展操作条件更为常见。后续实验设置 3 类典型扩展操作条件进行测试。

(1) 测试条件 2

型号差异指的是测试样本与训练样本来自同一目标的不同型号。表 3 为基于 MSTAR 数据集设置的型

号差异实验场景,包含 BMP2、BTR70 和 T72 三类目标。其中,BMP2 和 T72 的测试样本与训练样本的型号不同。表 4 对比了各类方法在型号差异下平均识别率。与标准操作条件相比,各类方法的性能均出现了一定的下降。由于对于基于深度学习的 CNN1 和 CNN2 方法,由于存在的型号差异,最终平均识别率下降最为显著。本文方法对测试 SAR 图像进行分块处理,并且分区进行局部分析,因此有利于充分考察由于型号差异带来的局部图像变化。从识别结果上可以看出,本文方法的识别率高于对比方法,充分验证了提出方法对于型号差异的稳健性。

表 3 测试条件 2 相关设置

Table 3 Relevant setup for test condition 2

类别	训练集			测试集		
	俯仰/(°)	型号	样本数	俯仰/(°)	型号	样本数
BMP2	17	9563	233	15	e21	196
BTR70	17	c71	233	15	c71	196
T72	17	132	232	15	s7	191

表 4 测试条件 2 下的结果

Table 4 Results under test condition 2

方法类型	$P_{av}/\%$
本文方法	98.46
Zernike	96.82
单演信号	97.82
散射中心匹配	98.02
CNN1	96.54
CNN2	97.02

(2) 测试条件 3

当测试样本与训练样本来自差异较大的俯仰角时,两者之间的 SAR 图像相似度也随着降低,导致识别问题的难度增大。表 5 为基于 MSTAR 数据集设置了俯仰角差异条件下的训练和测试样本。其中,训练样本来自 17°俯仰角;测试样本分别来自 30°和 45°俯仰角。分别在两个测试集下对各类方法进行测试,获得统计结果如表 6 所示。在 30°俯仰角下,各类方法的平均识别率仍然能够保持在 94%以上,说明此时俯仰角差异导致的 SAR 图像差异相对较小。但在俯仰角 45°时,各类方法平均识别率急剧下降,说明此时俯仰角差异带来了较大的 SAR 图像差异。与型号差异的情形类似,CNN1 和 CNN2 方法的性能下降最为显著。本文方法通过图像分块匹配以及多权值的融合以及统计分析,可以更为有效地反映由于俯仰角差异带来的图像局部变化。因此,融合后的识别结果对于俯仰角具有更强的稳健性。



表 5 测试条件 3 相关设置

Table 5 Relevantsetup for test condition 3

类别	训练集		测试集	
	俯仰/(°)	样本数	俯仰/(°)	样本数
2S1	17	299	30	288
			45	303
BDRM2	17	298	30	287
			45	303
ZSU23/4	17	299	30	288
			45	303

表 6 测试条件 3 下的结果

Table 6 Results under test condition 3

方法类型	$P_{av}/\%$	
	30°	45°
本文方法	97.12	73.63
Zernike	94.82	68.24
单演信号	96.35	70.92
散射中心匹配	96.72	71.36
CNN1	95.82	66.74
CNN2	96.24	67.56

3) 测试条件 4

当测试样本处于较低的信噪比(SNR)时,其与高信噪比的测试样本会出现较大的差异,导致识别问题难度显著增加。原始 MSTAR 测试样本于训练样本来自相近的信噪比,不能直接用于测试 SAR 目标识别方法的噪声稳健性。为此,本文首先通过噪声生成的方式获得噪声,进而方法的噪声稳健性。如图 5 所示,本文方法在各个信杂比下均保持了最高的平均识别率,充分说明了提出方法对于噪声干扰的稳健性。随着测试样本的信噪比降低,基于深度学习的 CNN1 和 CNN2 方法性能下降较为显著。散射中心匹配方法在噪声干扰条件下性能相对稳健,主要是属性散射中心提取过程中有效剔除了噪声的印象。图 5 结果充分验证了本文方法在噪声干扰下的性能优势。

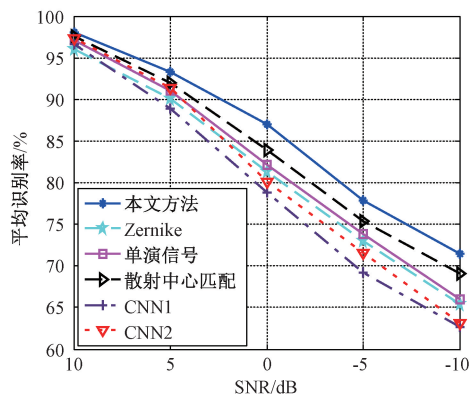


图 5 测试条件 4 下的结果

Fig. 5 Results under test condition 4

5 结 论

本文提出基于分块匹配的 SAR 图像目标识别方法。对原始 SAR 图像进行 4 分块处理,各个子块体现不同方向的局部特性。采用单演信号描述各个子块的频谱特性以及局部特征并构造特征矢量。对 4 个子块的单演特征矢量分别采用 SRC 进行分类进而获得重构误差矢量。基于随机权值矩阵对 4 个子块的重构误差矢量进行加权融合。通过对多组权值矢量下的融合结果进行统计分析设计决策变量,进而对测试样本的类别进行判定。实验中,基于 MSTAR 数据集对提出方法在标准操作条件,型号差异,俯仰角差异以及噪声干扰 4 中场景下进行测试。实验结果表明本文方法比现有方法具有显著的性能优势。

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] AMOON M, REZAI-RAD G A. Automatic target recognition of synthetic aperture radar (SAR) images based on optimal selection of Zernike moment features [J]. IET Computer Vision, 2014, 8(2): 77-85.
- [3] 付凡成. 基于目标区域匹配的 SAR 目标识别方法 [J]. 光电与控制, 2018, 25(4): 37-40.
FU F CH. SAR target recognition based on target region matching [J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(4): 37-40.
- [4] 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.
- [5] 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.
- [6] 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.
- [7] MISHRA A K, MOTAUNG T. Application of linear and nonlinear PCA to SAR ATR [C]. Radioelektronika, 2015: 1-6.



- [8] 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.
- [9] 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.
- [10] 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 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.
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 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.
- [17] 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.
- [18] LIU H C, LI S T. Decision fusion of sparse representation and support vector machine for SAR image target recognition [J]. Neurocomputing, 2013, 113: 97-104.
- [19] XING X W, JI K F, ZOU H X, et al. Sparse representation based SAR vehicle recognition along with aspect angle [J]. The Scientific World Journal, 2014, 834140:1-10.
- [20] 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.
- [21] ZHANG L, TAO Z W, WANG B J. SAR image target recognition using kernel sparse representation based on reconstruction coefficient energy maximization rule [C]. IEEE ICASSP, 2016:2369-2373.
- [22] 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.
- [23] DU K N, DENG Y K, WANG R, et al. SAR ATR based on displacement- and rotation-insensitive CNN [J]. Remote Sensing Letters, 2016, 7(9):895-904.
- [24] WAGNER S A. SAR ATR by a combination of convolutional neural network and support vector machines [J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems, 2016, 52(6): 2861-2872.

作者简介



赵海发,2003 年于河南师范大学获得学士学位,2008 年于武汉理工大学获得硕士学位,现为济源职业技术学院副教授,主要研究方向为智能控制。

E-mail:remotesening_tm@sina.com

Zhao Haifa received his B. E Degree from Henan Normal University in 2003, M. E Degree from Wuhan University of Technology in 2008. Now he is an associate professor of Jiyuan Vocational and Technical College. His main research interest is intelligent control.