

DOI: 10.13382/j.jemi.B1902495

单演信号随机加权融合的 SAR 图像目标识别方法*

申伟¹ 石平²

(1. 郑州工商学院 工学院 郑州 451400; 2. 辽宁民族师范高等专科学校 阜新 123000)

摘要:提出基于单演信号决策层随机加权融合的合成孔径雷达(SAR)图像目标识别方法。采用稀疏表示分类(SRC)分别对SAR图像分解得到的多层次、多成分单演信号表示实施决策。对于误差矢量,通过随机权值矩阵的方式进行融合。该矩阵中包含大量随机权值,根据融合后的结果可以获得不同类别误差统计结果,定义决策变量反映不同类别相关性。最后,按照最小误差进行类别决策。在MSTAR数据集上进行广泛实验并与多类现有方法进行对比,结果表明提出方法可有效提升SAR目标识别整体性能。

关键词:合成孔径雷达;目标识别;稀疏表示;随机权值;决策变量

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

Randomly weighting of monogenic signal for target recognition of SAR images

Shen Wei¹ Shi Ping²

(1. College of Technology, Zhengzhou Technology and Business University, Zhengzhou 451400, China;

2. Liaoning National Normal College, Fuxin 123000, China)

Abstract: This article proposed a synthetic aperture radar (SAR) target recognition method by decision level fusion of monogenic signal using random weighting. The sparse representation-based classification (SRC) was employed to classify the multi-scale and multi-component monogenic representations. For error vectors, the random weight matrix was designed to perform the fusion, which includes a large volume of random weight vectors. The statistics of the fused reconstruction errors were analyzed to form the decision values, which reflect the correlations between the test sample and different classes. Finally, the target label was decided by comparison of the decision values. Extensive experiments were conducted on the MSTAR dataset to evaluate the proposed method, which was compared with some existing SAR target recognition methods. The results showed that the proposed method could effectively improve the overall performance.

Keywords: synthetic aperture radar; target recognition; sparse representation-based classification; random weights; decision value

0 引言

合成孔径雷达(SAR)可实现距离、方位二维高分辨率成像,为军事侦察提供了强有力的工具。在大场景SAR图像的基础上,可通过计算机辅助算法进行自动目标识别(ATR)^[1-2]。20世纪90年代以来,依托公开的MSTAR数据集,SAR目标识别技术得到了快速发展。其具体方法多通过特征提取和分类决策两个步骤实施。通过对SAR图像中目标的几何外形、灰度分布以及局部特

性进行分析可获得多样化特征。文献[3-5]采用目标区域、轮廓等几何特征设计SAR目标识别方法。文献[6-8]采用投影变换的形式获取高维SAR图像的低维表示,典型方法包括主成分分析(PCA)^[6]、非负矩阵分解(NMF)^[7]等。文献[9-11]采用小波分解、单演信号等手段获得SAR图像在不同变换域的不便特征,丰富对其的时频描述。文献[12-13]基于属性散射中心特征设计SAR目标识别算法,着重考察不同目标之间局部散射现象的差异。根据提取的特征,决策阶段选用或设计适应的分类器对未知样本中的目标类别进行判断。目前,

收稿日期: 2019-08-21 Received Date: 2019-08-21

* 基金项目:河南省高等学校重点科研项目计划(19A510023)资助

SAR 目标识别中使用的分类器多借鉴模式识别和机器学习领域的成熟工具,典型的有支持向量机(SVM)^[7,14],稀疏表示分类(SRC)^[7-9,13-14]、卷积神经网络(CNN)^[15-17]等。不同特征由于特性的差异,其可用的分类策略也大不相同。例如,对于属性散射中心这种点模式特征^[12-13],不同图像获取的散射中心集存在数量和排列顺序的差异,因此难以直接采用 SVM、SRC 或 CNN 这种分类器进行分类。实现特征与分类器的有机结合是提高 SAR 目标识别性能的重要途径。

单演信号是解析信号在二维的扩展,可有效用于图像特性分析和特征提取^[18]。董刚刚等首次将单演信号引入 SAR 图像特征提取进而设计目标识别方法^[10-11]。文献[10-11]分别通过稀疏表示决策融合、联合稀疏表示等手段对不同单演信号成分进行联合决策。结果说明了单演信号对 SAR 目标识别的积极作用。多层次的单演信号成分可以更为全面地考察原始 SAR 图像的时频特性,反映目标的全局和局部细节特征。为此,针对性地设计分类策略可以显著提升最终的识别性能。现有基于单演信号的 SAR 目标识别方法在分类之前首先对不同层次的分解结果进行融合从而提高后续的分类效率。例如,文献[10-11]采用“降采样+矢量串接”的手段针对每一种单演信号成分构造统一的特征矢量。这种方法不可避免得损失了多层次单演信号成分中的鉴别力信息。为此,本文提出单演信号成分随机加权融合的方法。首先运用稀疏表示分类对各个单演信号分解结果进行处理。根据文献[10],稀疏表示可有效用于单演信号成分的分类,且可以取得良好性能。针对各成分输出的重构误差矢量,采用随机权值进行加权融合。此处,通过大量不同的随机权值矩阵考察不同成分重要性。对大量权值矢量的输出结果(融合误差)进行统计分析,获得最终的决策变量,从而判定待识别样本的目标类别。实验中,基于MSTAR数据集开展广泛验证并与当前若干方法进行比较分析。结果反映本文方法可以更为有效地利用多层次单演信号成分提高 SAR 目标识别整体性能。

1 SAR 图像单演信号分解

单演信号将传统一维解析信号扩展到二维,为图像处理和分析提供了有力的工具。早期,单演信号被用于人脸识别的特征提取^[18]。董刚刚等将其引入 SAR 图像分解已经目标识别,并取得了良好的性能。对于待分解的二维信号 $f(z)$, 其 Riesz 变换记为 $f_R(z)$, 其中 $z = (x, y)^T$ 代表二维坐标。它对应的单演信号 $f_M(z)$ 计算如下:

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

式中: i 和 j 为虚数单位; $f(z)$ 和其 Riesz 变换分别构成单

演信号的实部和虚部。根据式(1)中的单演信号,可分解得到原始二维信号的不同特征,具体计算如下:

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

式中: $f_x(z)$ 和 $f_y(z)$ 分别为单演信号的 i -虚部和 j -虚部; $A(z)$ 为 $\varphi(z)$ 和 $\theta(z)$ 分别对应局部相位和局部方位。

当将单演信号应用于图像分解时,获得的三种特征从不同侧面反映原始图像的特性。局部幅度 $A(z)$ 主要反映图像的灰度分布。局部相位 $\varphi(z)$ 和局部方位 $\theta(z)$ 则反映图像的局部细节信息和模板的形状特征。从目标识别的角度出发,联合多源信息有利于提供更为丰富的鉴别力,从而为提高正确分类的概率。基于此,本文按照文献[10]的参数设置,对 SAR 图像进行单演信号分解,获得 3 个层次的单演信号特征,如图 1 所示。从图 1 可以直观看出,不同层次、不同成分的单演信号能够为描述目标特性提供互补信息。本文后续的分类算法则是根据分解得到的多层次、多成分单演信号特征展开。

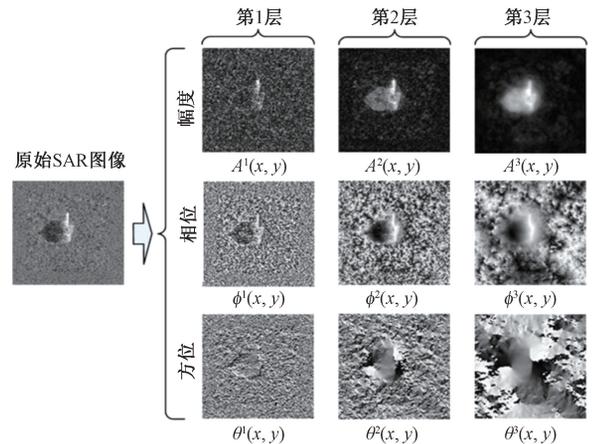


图 1 SAR 图像单演信号分解示意图

Fig. 1 Illustration of SAR image decomposition using monogenic signal

2 基于随机权值矩阵的单演信号决策融合

2.1 稀疏表示分类

稀疏表示分类目前已经是 SAR 目标识别中最为常用的分类器之一。其使用简单,不需要复杂的训练过程并且对于部分干扰条件具有一定的稳健性(如噪声、部分遮挡)。对于测试样本 y , 采用式(3)对其进行稀疏表示。

$$\begin{aligned} \hat{x} &= \underset{x}{\operatorname{argmin}} \|x\|_0 \\ \text{s. t. } & \|y - Dx\|_2^2 \leq \varepsilon \end{aligned} \quad (3)$$

式中: $\mathbf{D} = [\mathbf{D}^1, \mathbf{D}^2, \dots, \mathbf{D}^C] \in \mathbf{R}^{d \times N}$ 代表各类别组成的全局字典, 其中 $\mathbf{D}^i \in \mathbf{R}^{d \times N_i}$ ($i = 1, 2, \dots, C$) 表示第 i 类的 N_i 个样本, 维度为 d ; \mathbf{x} 为待求解的稀疏表示系数矢量。考虑到 ℓ_0 范数优化问题难以直接求解, 研究人员通过 ℓ_1 范数优化获得近似解^[19]。此外, 也可以利用贪婪算法, 如正交匹配追踪算法 (OMP)^[20] 的进行求解。

根据求解的估计值 $\hat{\mathbf{x}}$, 按照式(4)分别计算各类别对于测试样本的重构误差。

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

式中: $\hat{\mathbf{x}}_i$ 表示从 $\hat{\mathbf{x}}$ 中截取得到的第 i 类的稀疏系数; $r(i)$ 则为第 i 类的重构误差。传统稀疏表示分类在获得各个类别的重构误差之后便可根据最小误差的原则判定测试样本的目标类别。

2.2 随机权值矩阵

对于不同层次、成分单演信号特征, 本文采用稀疏表示分别对其进行分类。然后, 采用线性加权的手段对它们输出的重构误差矢量进行融合。考虑到单一权值矢量往往难以全面考察 K 个不同单演信号特征的权重分布, 本文设计了随机权值矩阵进行综合加权:

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

式(5)为设计的随机权值矩阵, 包含 N 个权值矢量, 对于每一列的权值矢量, 满足式(6)。

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

每一个权值矢量在式(6)的约束下进行随机确定。因此, 通过大量随机权值的构造, 可以考察不同成分在当前任务中的重要性, 进而通过统计分析获取最佳的决策。

记第 k ($k = 1, 2, \dots, K$) 个单演信号特征在第 i 类上的重构误差为 r_k^i , 单个随机权值矢量下的加权融合如下:

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

根据式(7), 在式(5)所示的随机权值矩阵下, 第 i 类可获得 N 个加权结果 $\mathbf{R} = [\mathbf{R}_1^i \quad \mathbf{R}_2^i \quad \cdots \quad \mathbf{R}_N^i]$, 记为融合误差矢量。

当测试样本与当前训练类别一致时, 各个单演信号特征的重构误差都相对较小。此时, 无论采用哪种随机权值矢量, 最终加重的结果也相对较小, 融合结果相对较小并且波段不大。相反, 若测试样本类别不一致, 则最终融合误差矢量中的元素值相对较高, 且不同权值矢量下

的结果变化更为剧烈。据此, 本文通过考察融合权值矢量的统计特性定义决策变量。融合误差矢量的均值和方差均较大。记 m 和 σ 分别为融合误差矢量的均值和方差, 定义决策变量如下:

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

式中: λ 为调节参数, 本文设置为 0.5。通过式(8)可分别计算各个类别的决策变量 J_1, J_2, \dots, J_C 。根据上述分析, 此处的决策变量越小则测试样本与该类别的相似度更好。因此, 可按照最小误差进行类别判定。

2.3 识别算法

基于上述分析, 本文设计的目标识别流程如图 2 所示。对于训练样本, 首先按照第 1 节的单演信号分解算法获得其不同成分并分别构建全局字典。测试样本通过同样分解算法获得相应的单演信号成分。在此基础上, 分别对其各个成分进行稀疏表示分类, 获得重构误差矢量。然后, 基于随机权值矩阵对不同成分的重构误差矢量进行加权并对输出结果进行分析获得相应决策变量值。最后, 按照最小误差判定目标类别。具体实施中, 考虑到每个单演信号成分均为与原始 SAR 图像具有相同尺寸的二维矩阵, 本文采用文献[14]的随机投影方法进行降维, 获得 520 维矢量。随机投影具有效率高、不依赖训练样本等优势, 能够有效与稀疏表示分类进行配合使用。

3 实验结果与分析

3.1 MSTAR 数据集

为验证提出方法的有效性, 基于 MSTAR 数据集开展实验。该数据集自公开以来一直是 SAR 目标识别算法测试的最为权威的数据集, 也是现有方法进行对比验证的基准。图 3 所示为数据集中的 10 类目标, 包括军用坦克、装甲车以及运输车等。目标 SAR 图像分辨率达到 0.3 m, 覆盖 $0^\circ \sim 360^\circ$ 方位角以及 $15^\circ, 17^\circ, 30^\circ$ 和 45° 等典型俯仰角。此外, 部分目标 (如 BMP2 和 T72) 还包括多种子型号。为此, MSTAR 数据集可有效用于所提方法的性能测试。具体实验条件一般分为标准操作条件 (SOC) 和扩展操作条件 (EOC)。其中, 标准操作条件测试样本与训练样本相近。扩展操作条件则是指两者整体差异明显。

选用现有文献中的方法进行同步对比实验, 包括文献[20] SRC 方法, 文献[15]的全卷积神经网络 (A-ConvNets), 文献[10-11]中设计的基于单演信号的方法 (分别记作“单演信号方法 1”和“单演信号方法 2”)。后续实验依次在标准操作条件和扩展操作条件下展开, 对提出方法进行性能测试。

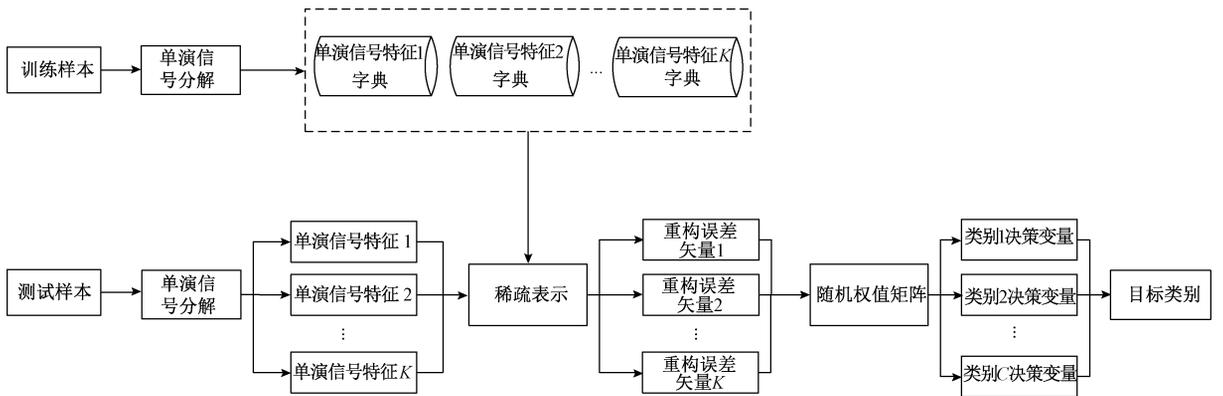


图 2 单演信号特征随机加权决策融合的 SAR 目标识别流程

Fig. 2 Procedure of SAR target recognition based on decision fusion of monogenic signal features using randomly weighting



图 3 十类目标图像

Fig. 3 Images of the ten targets

3.2 结果与分析

1) 标准操作条件

在标准操作条件进行基本测试。表 1 给出了基于MSTAR数据集设置的一种典型标准操作条件。10类目标中,除去 BMP2 和 T72 的测试样本存在多型号外,其余八类目标的测试样本与训练样本均是来自同一型号。此处,训练和测试集的俯仰角也存在较小的差异,分别来自 17°和 15°。图 4 所示为当前条件下本文方法的分类混淆矩阵,其中各类目标的识别率见对应的对角线元素。由于存在的部分型号差异,BMP2 和 T72 的识别率相对较低,当仍然达到 96% 以上。其余目标的识别率均高于 98%。表 2 比对各方法的识别率,本文方法结果最高,表明其在标准操作条件下的有效性。尽管卷积神经网络具有很强的分类性能,但表 1 设置的测试、训练样本有部分型号差异,导致总体性能下降。与其他两类基于单演信号的方法相比,本文方法的性能更优,表明本文设计的分类策略可以更为充分地利用单演信号特征的鉴别力,从而正确区分不同类别。综述可以看出,本文方法可以在

表 1 标准操作条件的训练集和测试集

Table 1 Training and test sets for SOC

目标类别	训练		测试	
	型号	数量	型号	数量
BMP2			9563	195
	9563	233	9566	196
			c21	196
BTR70		233		196
T72	132	232	132	196
			s7	191
			812	195
T62		299		273
BRDM2		298		274
BTR60		256		195
ZSU23/4		299		274
D7		299		274
ZIL131		299		274
2S1		299		274

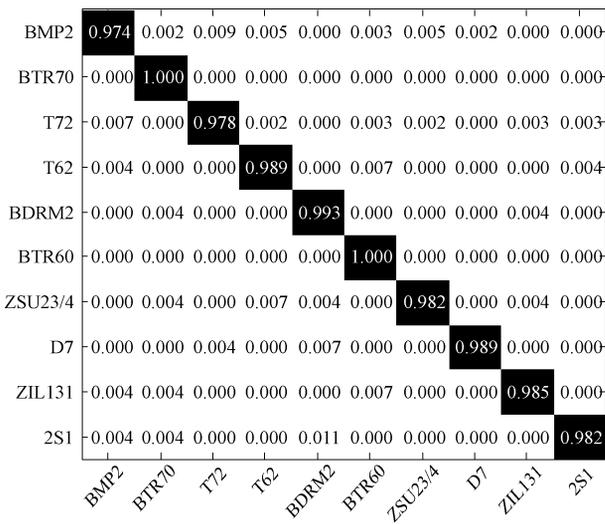


图 4 本文方法在标准操作条件下的混淆矩阵

Fig. 4 Confusion matrix of the proposed method under SOC

表 2 标准操作条件下各方法平均识别率

Table 2 Average recognition rates of different methods under SOC

方法类型	平均识别率/%
本文方法	98.47
SRC	95.64
A-ConvNets	97.88
单演信号方法 1	98.06
单演信号方法 2	98.14

标准操作条件下保持优越性能,且对于型号差异具有一定的稳健性。

2) 俯仰角差异

随着测试样本与训练集俯仰角差异变大,两者图像也会出现较大的变化。因此,较大的俯仰角差异可看做一种扩展操作条件。表 3 相应设置训练和测试集,前者来自 17°俯仰角,后者分别对应 30°和 45°俯仰角,存在较大的差异。通过在两个俯仰角下对各类方法进行测试,得到它们的平均识别率如表 4 所示。对比看出,本文方法在两种测试条件下均取得了最优结果,反映其更强稳健性。综合考察 5 类方法,基于单演信号的方法识别率相对更高。这说明单演信号特征可以更好地获得俯仰角差异条件下目标的稳定特性。对比 3 种基于单演信号的方法,本文方法取得了最高的识别率,表明设计的分类策略可以更为充分地利用单演信号特征。

3) 噪声干扰

噪声干扰是图像处理领域的重要问题之一,同样也直接影响着 SAR 图像目标识别的性能。原始 MSTAR 数据信噪比(SNR)较高,难以考察识别算法在低信噪比条件下的性能。为此,本文在表 1 测试集基础上进行噪声条件,包括加性高斯白噪声^[21]和随机噪声^[16]。前者根据

表 3 俯仰角差异条件下的训练与测试集

Table 3 Training and test sets under depression angle variance

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

表 4 俯仰角差异下各方法平均识别率

Table 4 Average recognition rates of different methods under depression angle variance

方法类型	不同测试俯仰角识别率/%	
	30°	45°
本文方法	97.12	73.68
SRC	94.12	66.04
A-ConvNets	95.75	67.82
单演信号方法 1	96.04	71.56
单演信号方法 2	96.37	72.07

设定的信噪比向原始 SAR 图像添加高斯噪声,得到不同噪声水平下的样本。后者则是按照设定的比例将原始 SAR 图像中的部分像素替换为高像素点。图 5 和 6 所示分别为各类方法在两种噪声干扰条件下的性能曲线。本文方法在两种条件下均保持最优结果,反映更强的稳健性。单演信号方法在噪声干扰的条件下仍然体现出更好的性能,表明单演信号特征对于噪声干扰具有更强的稳健性。对比两种噪声形式,随机噪声的影响相对较大,主要因为局部点特征的剧烈变化导致了目标全局灰度分布以及局部特性的变化。同样,本文方法通过分类策略的改进进一步提高了单演信号特征的目标识别性能。

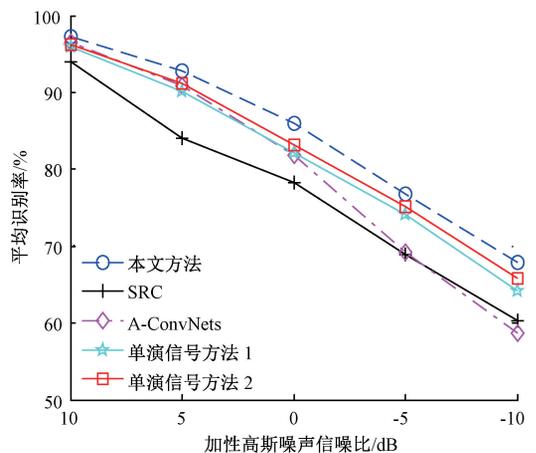


图 5 加性高斯噪声干扰下各方法的识别性能

Fig. 5 Performance of different methods under corruption of additive Gaussian noise

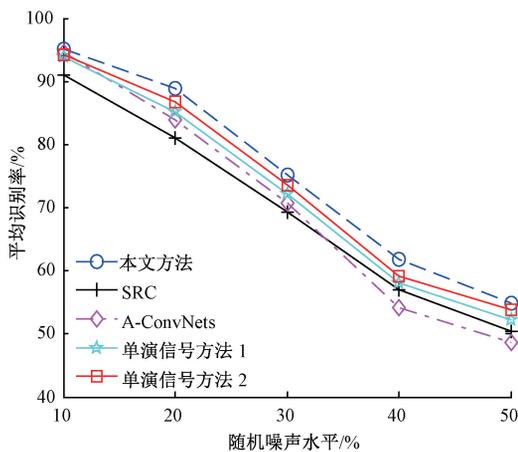


图 6 随机噪声干扰下各方法的识别性能

Fig. 6 Performance of different methods under corruption of random noise

4 结 论

本文基于单演信号设计 SAR 目标识别方法。通过对多层次、多成分的单演信号表示的稀疏表示重构误差进行随机加权设计决策变量,实现对测试样本的目标识别。单演信号表示的联合使用为正确分类提供了充分的鉴别信息支持。大量随机权值矢量的加权融合以及统计分析可有效反映测试样本与各类别的内在关联,从而提高决策的可靠性。基于 MSTAR 数据集开展实验,分别在标准操作条件、俯仰角差异以及噪声干扰的条件下对方法进行了测试以及对比分析。结果表明,本文方法可有效提升 SAR 目标识别整体性能。

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] 庞英,刘畅. 一种改进的基于超像素的 SAR 图像海陆分割方法[J]. 国外电子测量技术, 2019, 38(8): 12-18.
PANG Y, LIU C. Modified sea-land segmentation method based on super-pixel for SAR images [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2019, 38(8): 12-18.
- [3] 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.
- [4] 赵鹏举,甘凯. 基于互补特征层次决策融合的 SAR 目

- 标识别方法[J]. 电光与控制, 2018, 5(10):28-32.
- ZHAO P J, GAN K. SAR target recognition based on hierarchical decision fusion of complementary features [J]. Electronics Optics & Control, 2018, 25(10):28-32.
- [5] 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.
- [6] MISHRA K. Validation of PCA and LDA for SAR ATR[C]. IEEE TENCON, 2008: 1-6.
- [7] 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.
- [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] 田莉萍,王建国. 基于小波字典稀疏表示的 SAR 图像目标识别[J]. 雷达科学与技术, 2014(1):44-50.
TIAN L L, WANG J G. Target recognition of SAR images based on sparse representation of wavelet dictionary [J]. Radar Science and Technology, 2014(1):44-50.
- [10] DONG G G, KUANG G Y. Classification on the monogenic scale space: application to target recognition in SAR image [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(8):2527-2539.
- [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] 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 Radar, 2017, 6(2):157-166.
- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] 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.
- [16] 张笑, 刘文波. 基于卷积神经网络的 SAR 图像目标识别算法研究 [J]. *电子测量技术*, 2018, 41(14): 92-96.
- ZHANG X, LIU W B. Research on SAR target recognition based on convolutional neural networks [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2018, 41(14): 92-96.
- [17] 陶聪, 施云, 张云艳. 基于卷积神经网络的汉字编码标记点检测识别 [J]. *仪器仪表学报*, 2019, 40(8): 191-200.
- TAO C, SHI Y, ZHANG Y Y. Detection and recognition of Chinese character coded marks based on convolutional neural network [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2019, 40(8): 191-200.
- [18] 李昆明, 王玲, 闫海停, 等. 一种融合多模式单演特征的人脸识别方法 [J]. *计算机应用研究*, 2014, 31(4): 1246-1251.
- LI K M, WANG L, YAN H T, et al. Face recognition algorithm using multi-model monogenic features [J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(4): 1246-1251.
- [19] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, 31(2): 210-227.
- [20] THIAGARAJAN J, RAMAMURTHY K, KNEE P P, et al. Sparse representations for automatic target classification in SAR images [C]. *4th Communications, Control and Signal Processing*, 2010: 1-4.
- [21] DING B Y and WEN G J. Exploiting multi-view SAR images for robust target recognition [J]. *Remote Sensing*, 2017, 9(11): 1150.

作者简介



申伟, 分别在 2007 年和 2009 年于华北水利水电学院获得学士学位和硕士学位, 现为郑州工商学院讲师, 主要研究方向为智能控制、模式识别、智能电网与控制。

E-mail: summerday_sh@163.com

Shen Wei received B. Sc. and M. Sc. from North China College of Water Resources and Electric Power in 2007 and 2009, respectively. Now he is a lecturer at Zheng Zhou Technology and Business University. His main research interests include intelligent control, pattern recognition, smart grid and control.