

二维压缩感知多投影矩阵特征融合的 SAR 目标识别方法

吴剑波, 陆正武, 关玉蓉, 王庆东, 姜国松*

(黄冈师范学院 计算机学院, 湖北 黄冈 438000)

摘要: 针对合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 目标识别问题, 提出联合多层次二维压缩感知投影特征的方法。采用二维压缩感知投影作为基础特征提取算法, 具有不依赖训练样本、效率高等显著优势。构建多个二维压缩感知投影矩阵提取原始 SAR 图像的多层次特征。不同投影矩阵获得的特征具有差异性, 从不同方面描述 SAR 图像的灰度分布特性; 同时, 这些特征源自相同的输入图像, 因此也具有一定的内在关联性。采用联合稀疏表示对提取的多个特征矢量进行表征分析, 在内在关联性约束下考察不同特征的独立鉴别能力, 从而提升每一类特征的稀疏表示精度。最终, 根据求解的稀疏表示系数, 分别在各个训练类别上对测试样本的多类特征进行重构, 获得重构误差。根据最小误差的准则, 判定测试样本所属目标类别。通过综合运用多层次二维压缩感知特征提取和联合稀疏表示分类, 提高 SAR 目标识别的整体性能。利用 MSTAR 数据集中的多类目标 SAR 图像对方法进行测试验证, 结果反映其在标准操作条件 (standard operating condition, SOC) 和扩展操作条件 (extended operating condition, EOC) 均可保持可靠的识别性能。

关键词: 合成孔径雷达; 目标识别; 二维压缩感知; 联合稀疏表示

中图分类号: TN957 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20200531

SAR target recognition using feature fusion by 2D compressive sensing with multiple random projection matrices

Wu Jianbo, Lu Zhengwu, Guan Yurong, Wang Qingdong, Jiang Guosong*

(College of Computer Science, Huanggang Normal University, Huanggang 438000, China)

Abstract: A synthetic aperture radar (SAR) target recognition was proposed using multi-layer projection feature based on 2D compressive sensing. 2D compressive sensing projection was employed as the basic feature extraction algorithm, which had the advantages of low dependency on the training samples, high efficiency, etc. Several projection matrices of 2D compressive sensing were constructed to extract the multi-layer feature from original SAR images. The feature from different projection matrices had divergency, which reflected the gray distribution characteristics of SAR image from different aspect. Meanwhile, these feature came from the same input image, so they shared some inner correlation. Hence, the joint sparse representation was employed to classify the multi-layer feature, which could exploit their inner correlation to enhance the precision of each sparse representation problem. Finally, based on the solved sparse coefficients, the feature of the test sample was reconstructed on different training classes to obtain the reconstruction error. Based on the principle of the minimum reconstruction error, the target label of the test sample could be decided. The proposed method combined characteristics extraction of the multi-layer 2D compressive sensing and joint sparse representation classification to enhance the overall performance of SAR target recognition. The multi-class SAR images in the

收稿日期: 2020-12-16; 修订日期: 2021-01-28

基金项目: 湖北省教育厅高校优秀中青年科技创新团队项目 (T201924)

作者简介: 吴剑波, 男, 副教授, 博士, 主要从事智慧城市、图像处理等方面的研究。

通讯作者: 姜国松, 男, 教授, 硕士生导师, 博士后, 主要从事图像处理、计算机应用等方面的研究。

MSTAR dataset were used to test and validate the proposed method. The results confirm its reliable recognition performance under the standard operating condition(SOC) and extended operating conditions(EOC).

Key words: synthetic aperture radar; target recognition; 2D compressive sensing; joint sparse representation

0 引言

合成孔径雷达 (synthetic aperture radar, SAR) 具备高分辨率成像能力从而获得地面观测数据, 然后通过图像解释获得有价值的情报信息。SAR 目标识别技术通过检测、鉴别和分类获取大场景 SAR 图像中的感兴趣区域 (region of interest, ROI) 并确定其中的目标类别^[1]。在过去的 30 年中, SAR 目标识别技术取得了长足的进步, 并且出现了许多具有代表性的方法。一般而言, 当前的 SAR 目标识别方法主要从两个方面着手改进最终性能: 特征提取和分类器设计。特征提取获得了 SAR 图像中与目标特征有关的部分, 从而达到了去粗存精的目的。在现阶段, 用来描述 SAR 图像中目标特性相关的特征主要有几何形状类、投影变换类以及电磁散射类。几何形状特征通过分析 SAR 图像中目标尺寸或外形分布等来提取特征, 常见的包括轮廓点、区域矩等^[2-4]。电磁散射特征研究目标的后向散射特性, 典型代表是散射中心和极化模式^[5-8]。投影变换特征通过数学分析、信号处理等手段获得了原始 SAR 图像像素分布的低维表示, 从而去除冗余信息。当前, 投影变换特征被广泛使用^[9-14], 代表性方法包括主成分分析 (principal component analys, PCA)^[9]、单演信号^[13] 以及经验模态分解^[14] 等。分类器在获得有效特征的基础上, 通过适当机制判断当前特征所属的类别, 以完成目标的分类和确认。在此阶段, 用于 SAR 目标识别的分类器非常广泛^[14-22], 如参考文献 [15-16] 使用的支持向量机 (support vector machine, SVM), 参考文献 [17-19] 使用的稀疏表示分类 (sparse representation-based classification, SRC) 以及参考文献 [20-22] 设计的卷积神经网络 (convolutional neural network, CNN) 等。

文中在分析现有 SAR 目标识别特征的基础上, 提出基于多投影矩阵的二维压缩感知特征提取方法, 并在目标识别中进行应用验证。参考文献 [17] 中的研究表明, 基于压缩感知理论设计的随机投影矩阵可有效用于高维数据的降维处理, 且获得的特征矢量具有良好的鉴别性。与传统投影变换特征对比, 随机投

影矩阵的构造不依赖先验知识, 具有很高的效率。参考文献 [23] 将一维随机投影矩阵扩展到二维, 有效保持了 SAR 图像的结构信息, 进一步提升了识别性能。然而, 基于单一随机投影矩阵获得的特征具有局限性, 不能从多个方面反映原始 SAR 图像的特性。为此, 文中对参考文献 [23] 中的方法进行改进优化, 采用多个随机投影矩阵对原始 SAR 图像进行特征提取, 获得多个不同的特征矢量。这些特征矢量可反映原始 SAR 图像不同的特性, 具备层次化的描述能力。同时, 由于它们源于同一 SAR 图像, 因而也具有一定的内在关联。为充分利用这些特征矢量, 文中采用联合稀疏表示 (joint sparse representation, JSR)^[12, 24-26] 对所有特征矢量进行统一表征。联合稀疏表示是传统稀疏表示的多任务扩展, 可有效利用不同任务之间的关联提升整体表示精度, 从而提升最终的识别性能。实验中, 在 MSTAR 数据集上设置多个实验场景对提出方法进行测试并与现有几类方法进行对比分析, 结果验证了提出方法的有效性。

1 二维压缩感知特征提取

压缩感知理论表明, 具有稀疏特性的信号可以采用少量观测值进行有效重构。参考文献 [17-24] 等正是基于压缩感知理论设计了随机投影特征提取方法。参考文献 [23] 将一维投影矩阵扩展到二维, 直接实现对图像等信号的处理分析。对于原始 SAR 图像 $X \in R^{n_1 \times m_2}$, 设计适当的随机投影矩阵 $A \in R^{m_1 \times n_1}$ 和 $B \in R^{m_2 \times n_2} (m_1 \leq n_1, m_2 \leq n_2)$, 通过 $Y = AXB^T$ 的投影变换得到特征矩阵 $Y \in R^{m_1 \times m_2}$, 实现高效图像降维。

上述方法在数据维度上实现了降低, 但要保持原始图像的目标特性, 则要求通过 Y 可有效重构原始图像。为了保证这种特征提取的保真度, 需要投影矩阵 A 和 B 满足一定的约束条件, 具体如下:

$$\begin{aligned} & \|X\|_0 < spark(A)spark(B)/4 \\ & (\ell_0 \text{ norm of each column of } X) < spark(A)/2 \quad (1) \\ & (\ell_0 \text{ norm of each row of } X) < spark(B)/2 \end{aligned}$$

式中: $\|X\|_0$ 表示 ℓ_0 范数, 即 X 中的非零元素的个数; 函数 $spark$ 则是计算当前矩阵中相互独立的列数。对

于矩阵 $\mathbf{A} \in R^{m_1 \times n_1}$ 和 $\mathbf{B} \in R^{m_2 \times n_2}$, 满足 $spark(\mathbf{A}) = m_1 + 1$, $spark(\mathbf{B}) = m_2 + 1$ 。

按照上述准则构造二维投影矩阵可直接对 SAR 图像进行特征提取。通过多个矩阵的构造和特征提取则可以获得原始 SAR 图像的多层次特征。这些特征反映了原始图像不同方面的特性。同时, 由于它们源于同一 SAR 图像, 因而又具有内在关联性。通过考察它们的独立鉴别力以及内在关联性可以更为有效地提升 SAR 的目标识别性能。

2 联合多层次二维压缩感知特征的 SAR 目标识别方法

2.1 联合稀疏表示

联合稀疏表示的目的是统一表征多个稀疏表示问题, 并通过引入它们之间的相关性来提高整体表示的准确性^[12, 24-26]。文中针对由多个二维压缩感知矩阵提取的同一幅 SAR 图像的不同特征, 采用联合稀疏表示进行分类, 反映不同特征并具有固有的相关性。对于要识别的样本 y , 假设通过投影矩阵获得的特征向量为: $[y^{(1)} y^{(2)} \dots y^{(M)}]$ 。它们的联合稀疏表示如下:

$$y^{(m)} = D^{(m)} \alpha^{(m)} + \varepsilon^{(m)} \quad (m = 1, 2, \dots, M) \quad (2)$$

式中: $D^{(m)}$ 为对应 $y^{(m)}$ 的字典; $\alpha^{(m)}$ 为相应系数矢量。

从整体上考虑这 M 个特征, 以最大程度地减少重构误差之和:

$$\arg \min_{\Lambda} \left\{ g(\Lambda) = \sum_{m=1}^M \|y^{(m)} - D^{(m)} \alpha^{(m)}\| \right\} \quad (3)$$

式中: $\Lambda = [\alpha^{(1)} \alpha^{(2)} \dots \alpha^{(M)}]$ 代表系数矩阵。

公式 (3) 中的目标函数仍属于独立考察不同特征的稀疏表示, 而没有利用它们之间的相关性。经过约束的目标函数如下:

$$\arg \min_{\Lambda} (g(\Lambda) + \lambda \|\Lambda\|_{0,2}) \quad (4)$$

式中: λ 代表正则化系数, 为大于 0 的常数。通过在系数矩阵上施加 ℓ_0/ℓ_2 范数约束, 可以使每个特征具有分布特征相似的稀疏系数矢量, 从而有效利用不同特征的内部相关性。

利用联合稀疏表示求解算法^[12, 24-26] 获得公式 (4) 的最优系数矩阵, 然后求取所有特征的总重构误差。根据最小重构误差准则的类别确认方式如下所示:

$$\text{Category}(y) = \min_i \sum_{m=1}^M \|y^{(m)} - D_i^{(m)} \alpha_i^{(m)}\| \quad (5)$$

由此, 文中方法在特征提取和分类决策阶段都充分考虑了 SAR 目标识别算法的提升空间。多层次二维压缩感知投影特征可实现不同方面图像 (目标) 特征的提取, 并且可以保持很高的运行效率。分类过程运用联合稀疏表示考察多层次特征的内在关联, 提高稀疏表示的整体表示精度, 获得更为可靠的决策结果。因此, 所提方法在决策精度和效率方面都能取得较大的提升。

2.2 目标识别流程

图 1 显示了所提出方法的关键流程, 通过多层次二维压缩感知投影特征的提取和联合使用对待识别样本的类别进行决策, 具体按下述步骤执行:

(1) 按照第 2 节中的思路构造若干二维压缩感知投影矩阵;

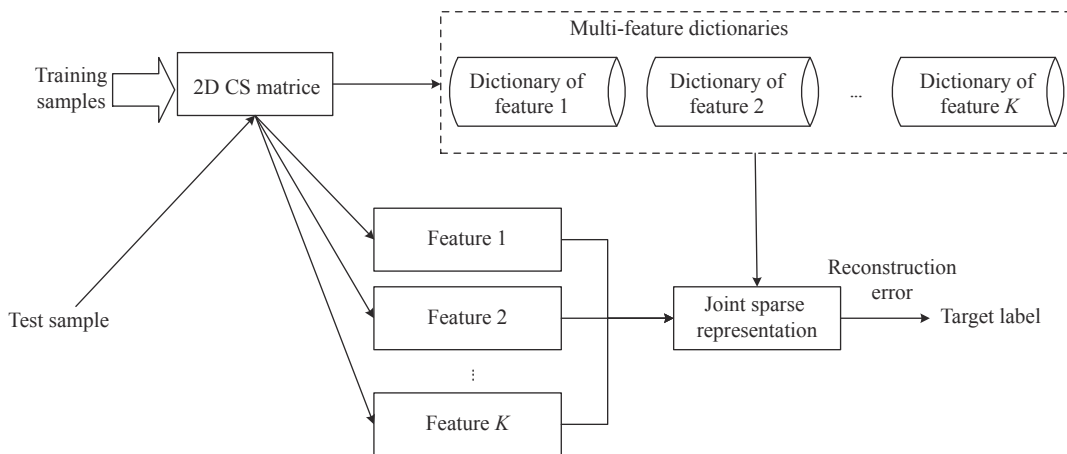


图 1 基于多层次二维压缩感知特征的联合稀疏表示的识别方法

Fig.1 Recognition method of joint sparse representation based on multi-layer 2D compressive sensing features

(2) 采用二维压缩感知投影矩阵分别对所有训练样本进行特征提取, 对应构建特征字典;

(3) 对测试样本按照相同算法进行多层次投影特征提取;

(4) 基于构建字典对测试样本的多层次特征进行联合稀疏表示, 求解稀疏表示系数矩阵;

(5) 分别计算各训练类别的整体重构误差, 按照公式 (5) 判定目标类别。

由于二维压缩感知投影矩阵的构造无需先验知识, 因此可以按照限定准则进行随机构造, 最终获得的特征也可以达到一定规模。但在实际使用中, 考虑到识别算法的整体效率, 文中随机选取 5 个投影矩阵代入具体识别方法进行应用。

3 实验与结果

3.1 数据集和对比方法

在 MSTAR 数据集上开展测试验证, 考核所提

方法的性能, 其包含的 10 类目标示意图, 见图 2。基于 MSTAR 数据集中的多类目标 SAR 图像样本可以设置各种场景对所提方法进行测试验证。从现有文献中选择几种类型的方法与所提方法进行比较实验, 包括参考文献 [10] 中基于 2DPCA 的方法 (称为 2DPCA); 参考文献 [12] 中采用单演信号的方法 (称为 Mono); 参考文献 [23] 中的基于二维压缩感知的方法 (称为 2DCS) 和参考文献 [20] 中的基于 CNN 的方法 (称为 CNN)。其中, 2DPCA、Mono 以及 2DCS 都是使用投影变换特征作为分类器的输入。CNN 方法则是在当前基于深度学习模型的方法上选取的代表性案例。在后续实验中, 首先通过设置标准操作条件来测试所提方法的基本性能; 然后在几种典型的扩展操作条件下对各类方法进行比较和分析。具体地, 采用正确识别率作为评价指标比较不同方法的性能, 定义为正确识别样本数占总样本数的比例。



图 2 MSTAR 目标示意图

Fig.2 Illustration of MSTAR targets

3.2 实验结果与分析

3.2.1 标准操作条件

设置表 1 所示的标准操作条件, 包括图 2 所示的所有 10 种目标。其中, 训练和测试样本分别来自 17°和 15°俯仰角。对于 BMP2 和 T72, 测试样本比训练样本包含更多的变种型号 (表中括号内标注)。通常认为表 1 中所示的测试条件中测试集和训练集具有相对较小的差异, 可以将其近似为标准操作条件。图 3 显示了在当前测试条件下所提方法的分类混淆矩阵。由于存在的型号差异, BMP2 和 T72 目标的识

别率相对较低, 其他类别的识别率均高于 98.5%, 反映了所提方法在标准操作条件下的有效性。表 2 比较了各类方法对 10 类目标的平均识别率以及识别单个测试样本所需的平均时间消耗。在识别精度方面, 所提方法的识别率高于 4 种比较方法。特别是, 与参考文献 [10] 中的 2DCS 方法相比, 文中通过多个投影矩阵的联合应用显著提高了最终识别性能。在效率方面, 文中方法和 2DCS 方法的时间消耗明显低于其余方法。压缩感知投影矩阵的构造不需要依赖先验信息, 并且矩阵的构造和操作具有明显的效率优势。参

表 1 标准操作条件描述

Tab.1 Description of SOC

Target class	Training set (17°)		Test set (15°)	
	Configuration	Number of samples	Configuration	Number of samples
BMP2	9563	233	9563	195
			9566	196
BTR70	c71	233	c21	196
			c71	196
			132	196
T72	132	232	812	195
T62	A51	299	s7	191
			A51	273
BRDM2	E-71	298	E-71	274
BTR60	7532	256	7532	195
ZSU23/4	d08	299	d08	274
D7	13015	299	13015	274
ZIL131	E12	299	E12	274
2S1	B01	299	B01	274

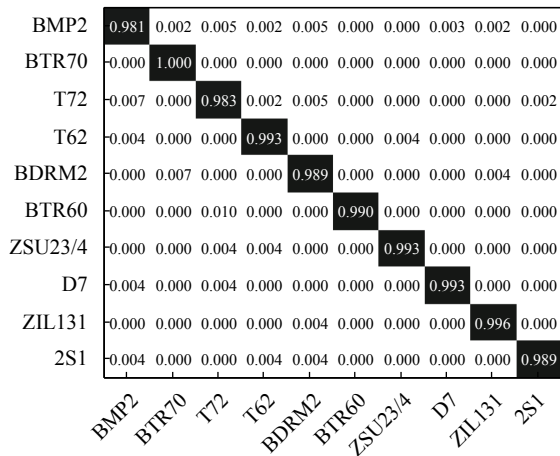


图 3 标准操作条件下所提方法对各类别识别结果

Fig.3 Recognition results of each class by the proposed method under SOC

表 2 标准操作条件下的结果统计

Tab.2 Results under SOC

Method	Recognition accuracy	Recognition efficiency/ms
Proposed	99.04%	76.2
2DPCA	96.12%	96.4
Mono	97.83%	102.9
2DCS	95.84%	64.3
CNN	98.12%	136.5

考文献 [12, 24–25] 的相关研究表明, 尽管联合稀疏表示中任务有所增加, 但其算法的效率与传统的单任务稀疏比较差异并不是很明显。CNN 方法在标准操作条件下的识别性能仅次于文中的方法, 这表明在训练样本充足的情况下, 其具有出色的特征学习和分类性能。综合识别精度和效率的比较, 所提方法在标准操作条件下的总体性能优于 4 种比较方法。

3.2.2 俯仰角差异

当测试样本和训练样本之间存在较大的俯仰角差异时, 两者的目标图像特性和像素分布将非常不同, 导致识别问题的难度也将大大增加。表 3 显示了俯仰角差异条件下的训练集 (17°俯仰角) 和测试集 (两个子集, 分别对应 30°和 45°俯仰角)。对两个测试俯仰角分别进行分类实验, 识别结果统计如图 4 所示。与标准操作条件相比, 各类方法在 30°时的性能下降并不明显。对于俯仰角 45°的测试子集, 从识别结果可以看出: 此时正确识别的难度显著增大, 体现了较大俯仰角差异带来的影响。观察图 4, 所提方法在两个角度条件下都具有性能优势, 表明了该方法的有效性。与 2DCS 方法相比, 文中采用了多个投影矩阵并且运用了联合稀疏表示分类方法, 从而显著提高对俯仰角差异的鲁棒性。

表 3 俯仰角差异描述

Tab.3 Description of the depression angle variance

Target class	Training set		Test set	
	Depression angle/(°)	Number of samples	Depression angle/(°)	Number of samples
2S1	17	299	30	288
			45	303
BDRM2	17	298	30	287
			45	303
ZSU23/4	17	299	30	288
			45	303

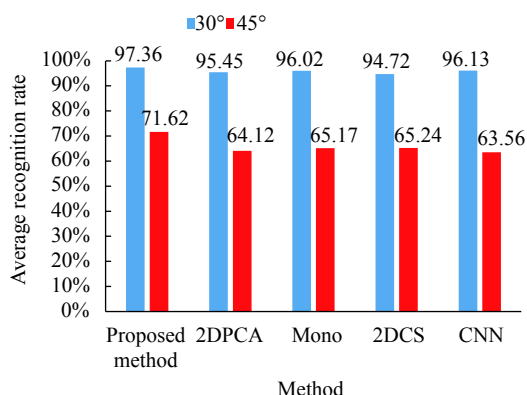


图 4 俯仰角差异下的结果统计

Fig.4 Results under depression angle variances

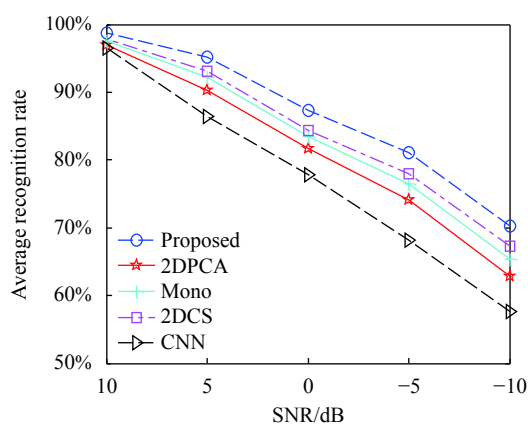


图 5 噪声干扰下的结果统计

Fig.5 Results under noise corruption

3.2.3 噪声干扰

噪声干扰是 SAR 图像采集中的常见现象。随着 SAR 图像的信噪比 (SNR) 降低, 目标特征逐渐淹没在噪声中, 从而导致最终特征的判别力较弱, 影响了最终识别精度。根据参考文献 [6] 中的方法, 针对表 1 中的测试样本添加不同程度噪声构造不同信噪比下的测试集。同时, 采用表 1 中的原始训练样本执行分类器训练。图 5 绘出了不同方法平均识别率随着信噪比变化的曲线。尽管文中方法识别率随着噪声加剧而降低, 但仍优于几类对比方法。由于训练样本全部来自高信噪比条件 (原始信噪比), 因此并未全面涵盖测试样本的可能的噪声情况。随着噪声水平的提高, CNN 方法中训练后的卷积神经网络的识别性能将大大降低。相比之下, 文中方法和 2DCS 方法的噪声鲁棒性相对较强。现有研究证明, 随机投影矩阵对噪声干扰具有一定的适应性。因此, 与 2DPCA 和单演信号等特征提取方法相比, 二维压缩感测获得的特征具有更强的噪声鲁棒性。通过组合多个压缩感知

投影特征向量, 进一步提高了该方法在噪声干扰下的整体识别性能。

4 结论

论文提出了一种基于二维压缩感知特征提取的 SAR 目标识别方法。方法使用多个二维压缩感知投影矩阵提取原始 SAR 图像的多级特征, 从而充分反映目标特征。在分类过程中, 使用联合稀疏表示来表征多个特征向量, 并根据重构误差确定测试样本的目标类别。该方法可以利用二维随机投影的效率和多样性来提高整体识别性能。所提方法在 MSTAR 多类目标数据集上进行了验证实验。在标准操作条件下, 所提方法正确识别 10 类目标的平均精度高达 99.04%。对于扩展操作条件, 文中方法的识别率有所下降, 但仍优于几类现有方法。后续, 随着可用 SAR 目标数据集的不断增多, 文中将在更多样的数据集和测试场景下对方法进行进一步验证。

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(1): 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] Xie Qing, Zhang Hong. 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] 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] Li Hui. 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)
- [6] 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 Radar*, 2017, 6(2): 157-166. (in Chinese)
- [7] 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.
- [8] Zhang Rui, Hong Jun, Ming Feng. Full polarimetry SAR ATR algorithm based on polarimetry similarity [J]. *Foreign Electronic Measurement Technology*, 2010, 29(5): 24-27. (in Chinese)
- [9] Mishra A K, Motaung T. Application of linear and nonlinear PCA to SAR ATR[C]//25th International Conference Radioelektronika, 2015: 1-6.
- [10] Li Wenhong, Wang Jianguo. SAR images target recognition based on bilateral two-dimensional principal component analysis and probabilistic neural network ensemble [J]. *Journal of CAEIT*, 2014, 9(4): 401-407. (in Chinese)
- [11] 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.
- [12] 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.
- [13] Liu Xiaowen, Lei Juncheng, Wu Yanpeng. Synthetic aperture radar target recognition based on bidimensional empirical mode decomposition [J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2020, 57(5): 041004. (in Chinese)
- [14] Hao Yan, Ai Yanping, Zhang Xiaofei. Synthetic aperture radar target recognition based on KNN [J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(9): 113-115+120. (in Chinese)
- [15] Liu Changqing, Chen Bo, Pan Zhouhao, et al. Research on target recognition technique via simulation SAR and SVM classifier [J]. *Journal of CAEIT*, 2016, 11(3): 257-262. (in Chinese)
- [16] 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.
- [17] Thiagaraianm 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.
- [18] Han Ping, Wang Huan. Research on the synthetic aperture radar target recognition based on KPCA and sparse representation [J]. *Journal of Signal Processing*, 2013, 29(13): 1696-1701. (in Chinese)
- [19] Zhang Xinzhen, Huang Peikang. SAR ATR based on Bayesian compressive sensing [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(1): 40-44. (in Chinese)
- [20] 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.
- [21] Zhang Panpan, Luo Haibo, Ju Moran, et al. An improved capsule and its application in target recognition of SAR images [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2020, 49(5): 20201010. (in Chinese)
- [22] Xu Ying, Gu Yu, Peng Dongliang, 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] Ding B Y, Wen G J, Ye F, et al. Feature extraction based on 2D compressive sensing for SAR automatic target recognition[C]//EUCAP, 2017: 1219-1223.
- [24] Zhang H C, Nasrabadi N M, Zhang Y, et al. Multi-view automatic target recognition using joint sparse representation [J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2012, 48(3): 2481-2497.
- [25] Zhang Hong, Zuo Xinlan, Huang Yao. Feature selection based on the correlation of sparse coefficient vectors with application to SAR target recognition [J]. *Laser and Optoelectronics Progress*, 2020, 57(14): 141029.
- [26] Zhou Guangyu, Liu Bangquan, Zhang Dan. Target recognition in SAR images based on variational mode decomposition [J]. *Remote Sensing for Land and Resources*, 2020, 32(2): 33-39. (in Chinese)