

高斯过程模型在 SAR 图像目标识别中的应用

尚珊珊¹, 余子开², 范涛^{3*}, 金利民⁴

- (1. 上海工程技术大学 图书馆, 上海 201620;
2. 上海航天设备制造总厂有限公司 装配部, 上海 200245;
3. 上海工程技术大学 人工智能产业研究院, 上海 201620;
4. 中国科学院上海高等研究院 上海光源, 上海 201210)

摘要: 将高斯过程模型应用于合成孔径雷达 (SAR) 图像目标识别。高斯过程模型是基于贝叶斯框架的统计学习算法, 通过结合核函数和概率判别构建分类模型。与传统分类模型相比, 高斯过程模型可以获得更高的分类效率和精度。方法实施过程中, 采用 SAR 图像的特征矢量作为输入, 以目标类别标签作为输出训练高斯过程模型。对于待识别样本, 通过计算其在高斯过程模型下属于各个类别的后验概率判定其目标类别。实验中, 依托 MSTAR 数据集在典型条件下开展测试。根据实验结果, 所提方法在标准操作条件下对 10 类目标识别精度达到 99.28%; 在 30° 和 45° 俯仰角下的平均识别率分别为 98.04% 和 73.13%; 在噪声干扰各个信噪比条件下均保持最高性能。实验结果验证了所提方法的有效性和稳健性。

关键词: 合成孔径雷达; 目标识别; 高斯过程模型; MSTAR 数据集

中图分类号: TP753 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20200337

Application of Gaussian process model in SAR image target recognition

Shang Shanshan¹, Yu Zikai², Fan Tao^{3*}, Jin Limin⁴

- (1. Library, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;
2. Assembly Department, Shanghai Aerospace Equipments Manufacturing Co., Ltd., Shanghai 200245, China;
3. Institute of Artificial Intelligence Industry, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;
4. Shanghai Synchrotron Radiation Facility, Shanghai Advanced Research Institute, Chinese Academy of Sciences, Shanghai 201210, China)

Abstract: The Gaussian process model was applied to synthetic aperture radar (SAR) image target recognition. Gaussian process model was a statistical learning algorithm based on the Bayesian framework, which combines the kernel function and probability judgement to build the classification model. Compared with the traditional classification models, the Gaussian process model could achieve higher classification accuracy and precision. In the implementation of target recognition, the feature vectors from SAR images were used as the inputs while the target labels were employed as the outputs thus training the Gaussian process model. For the test sample to be classified, the posterior probabilities related to different classes were calculated thus determining its target label. In the experiments, typical situations were set up to test the proposed method using the MSTAR dataset. According to the experimental results, the proposed method could achieve 99.28% recognition accuracy for 10

收稿日期: 2021-03-10; 修订日期: 2021-04-20

基金项目: 国家重点研发计划 (2019YFB1802700)

作者简介: 尚珊珊 (1987-), 女, 讲师, 博士, 主要从事人工智能, 数字孪生等方面的研究。

通讯作者: 范涛 (1983-), 男, 讲师, 博士, 主要从事智能视频处理、机器视觉、人工智能应用方面的研究。

types of targets under standard operating conditions. The average recognition rates at 30° and 45° depression angles were 98.04% and 73.13%, respectively. Under noise corruption, the best performance was achieved by the proposed method at each noise level. The results validated the effectiveness and robustness of the proposed method.

Key words: synthetic aperture radar (SAR); target recognition; Gaussian process model; MSTAR dataset

0 引言

合成孔径雷达 (SAR) 通过高分辨成像实现焦点区域的观测进而实现情报解译。SAR 目标识别技术通过模式识别算法对未知类别的图像切片进行分类, 获得目标类别^[1-2]。一般 SAR 目标识别方法首先执行特征提取, 获得有效的特征矢量。参考文献 [3-6] 采用几何形状特征设计 SAR 目标识别方法, 如区域、轮廓等。参考文献 [7-9] 通过主成分分析 (PCA)、非负矩阵分解 (NMF) 等投影算法实现高效降维。参考文献 [10] 和 [11] 分别采用经验模态分解、单演信号进行图像分解, 获得有效结果。参考文献 [12] 以目标的属性散射中心为基本特征设计 SAR 目标识别方法。分类器的运用需要结合提取特征的典型特点。现阶段, SAR 目标识别方法中使用的多数分类器来自传统模式识别领域, 代表性的有 K 近邻 (KNN)^[13-15], 支持向量机 (SVM)^[16], 稀疏表示分类 (SRC)^[17-18] 等。近年来, 传统神经网络逐渐走向深层次, 推动深度学习模型的快速发展。在 SAR 目标识别领域, 以卷积神经网络 (CNN) 为代表的深度学习算法得到广泛运用^[19-20], 并验证了其有效性。

在确定特征的基础上, 分类决策的可靠性取决于分类器的可靠性。因此, 分类器的选择或设计十分重要。文中将高斯过程模型应用于 SAR 目标识别的分类决策^[21-24]。高斯过程是一种基于贝叶斯框架的统计学习算法, 其全部统计特征由均值和协方差函数确定。因此, 高斯过程模型是一个非参数概率模型。相比传统的神经网络、SVM 等分类机制, 高斯过程模型大大减少了参数规模, 简化了整体优化过程, 增强了模型收敛性。在高斯过程模型的运用中, 可将先验知识表征为先验概率融入模型, 通过灵活选取协方差函数来提升模型对于实际问题的描述能力, 实现回归或分类问题的建模与分析。因此, 针对 SAR 目标识别, 文中选用高斯过程模型作为基础分类。在此基础上,

首先设计二元分类器, 进而通过一对一投票机制推广得到多元分类器, 满足 SAR 目标识别中的多类决策问题。在具体实施过程中, 首先通过经典的 PCA 提取训练和测试样本的特征矢量。以训练样本的特征集为输入对高斯过程分类模型进行训练。对于待识别样本的特征矢量, 将其输入训练后的高斯过程模型, 获得其目标类别。实验中, 以 MSTAR 数据集为基础设置典型场景对所提方法进行测试并与现有的几类代表性分类器进行性能对比。实验结果证明了所提方法的有效性和稳健性。

1 基于高斯过程模型的多元分类器

高斯过程模型以贝叶斯神经网络为基础发展的一种新的核方法, 可用于处理机器学习中的分类和回归等问题。由于其优越的鲁棒性, 高斯过程模型已经在模式分类识别问题中得到应用和验证^[21-24]。文中主要讨论以高斯过程为基础的多元分类器构造, 从而满足 SAR 目标识别中多类别的分类需求。

1.1 二元分类

一般地, 高斯过程模型包括似然函数定义、隐变量函数定义和后验概率计算三部分。基于高斯过程模型分类算法利用高斯函数对分类过程的隐变量函数进行逼近, 代表性的方法有 Laplace 法、Expectation Propagation 法、Kullback-Leibler 散度最小化法等。

对于一个包含 N 个观测数据的训练集 D , $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^N$, 其中 $x_i \in \mathbf{R}^d$ 为第 i 个输入数据样本, d 为样本维度, 其对应的二值类别标签记为 y_i , $y_i=1$ 表示正类, $y_i=-1$ 表示负类。 $X = [x_1, \dots, x_i, \dots, x_N]$ 表示一个 $N \times d$ 维矩阵。对于输入样本 x_i , 相应地定义一个隐函数 f_i 。 $f = [f_1, \dots, f_N]$ 包含所有输入样本的隐函数。同时, 利用 Sigmoid 函数 $\rho(\cdot)$, $\rho(f_i) = p(y_i = 1/f_i)$, 将每一个隐函数输出约束在 $[0, 1]$ 之间。假设每个数据样本独立同分布, 计算它们的联合概率分布如下:

$$p(y/f) = \prod_{i=1}^N p\left(\frac{y_i}{f_i}\right) = \prod_{i=1}^N \rho(y_i, f_i) \quad (1)$$

假设 f_i 为零均值高斯分布, 则先验概率 $p(f/X)$ 描述如下:

$$p(f/X) = N(0, K) = \frac{1}{(2\pi)^{L/2} |K|^{1/2}} \exp\left\{-\frac{1}{2} f^T K^{-1} f\right\} \quad (2)$$

式中: K 指 f 的协方差矩阵。基于概率理论, 隐函数后验概率计算如下:

$$p(f/X, y, \theta) = \frac{p(y/f)p(f/X)}{p(y/X, \theta)} \quad (3)$$

式中: $p(y/f)$ 为似然函数; $p(y/X, \theta)$ 表示边缘概率。利用 Laplace 逼近法对后验概率 $p(f/X, y, \theta)$ 进行求解, 获得对应的估计值 $q(f/X, y, \theta)$ 。采用二阶泰勒级数将 $\log p(f/X, y, \theta)$ 在最大后验概率处 \hat{f} 处展开, 得到结果如下:

$$q(f/X, y, \theta) = N(\hat{f}, A^{-1}) \propto \exp\left(-\frac{1}{2} (f - \hat{f})^T A (f - \hat{f})\right) \quad (4)$$

式中: $\hat{f} = \arg \max_f p(f/X, y, \theta)$; 汉森矩阵 $A = -\nabla \nabla p(f/X, y, \theta) |_{f = \hat{f}}$ 。

$p(y/X, \theta)$ 与 f 之间相互独立, 因此最大化 $p(f/X, y, \theta)$ 与最大化公式 (5) 定义的 $\varphi(f)$ 具有等效性, 据此可求解 \hat{f} :

$$\begin{aligned} \varphi(f) &= \log p(y/f) + \log p(f/X) = \\ &= \log p(y/f) - \frac{1}{2} f^T K^{-1} f - \frac{1}{2} \log |K| - \frac{L}{2} \log 2\pi \end{aligned} \quad (5)$$

可得到后验概率为:

$$p(f/X, y, \theta) \approx q(f/X, y, \theta) = N(\hat{f}, A^{-1}) = N(\hat{f}, (W + K^{-1})) \quad (6)$$

另外, 边缘概率分布可表示为:

$$\log p(y/X, \theta) = -\frac{1}{2} f^T K^{-1} f + \log p(y/\hat{f}) - \frac{1}{2} \log |B| \quad (7)$$

式中: $|B| = |K| |K^{-1} + W| = |I_n + W^{\frac{1}{2}} K W^{\frac{1}{2}}|$; θ 代表超参数, 可通过最大化公式 (7) 求解。对于给定的测试 x , 其对应的隐函数 f_* 的概率分布为:

$$f_*/X, y, x_* \sim N(K_* K^{-1} \hat{f}, K_* - K_* \tilde{K}^{-1} K_*^T) \quad (8)$$

式中: $\tilde{K} = K + W^{-1}$ 。则测试样本对应的输出 $y_* = 1$ 的概率为:

$$\bar{p}(f_*) = \int \rho(f_*) p(f_*/X, y, x_*) df_* \quad (9)$$

根据对应类别的概率大小, 即可在二元分类的框架判定测试样本的目标类别。

1.2 多元分类

传统的高斯过程模型可直接用于二元分类, 但实际问题往往涉及到多个类别的鉴别区分。为此, 需要将二元分类推广到多元以实现多类别的直接分类。其中, 将二元分类推广到多元分类的一种代表性方法就是一对一投票机制。文中采用该方法将传统基于高斯过程的二元分类器推广到多元分类, 具体实施如下:

(1) 在训练阶段, 对 $1 \sim k$ 类的训练样本进行两两组合, 得到 $C_k^2 = k(k-1)/2$ 种组合方式, 采用高斯过程模型对任一组合进行训练, 得到相应的高斯过程二分类器 $C_{i,j}$, 其中 $i \in \{1, \dots, k\}, j \in \{1, \dots, k\}$ ($\theta_{i,j}$ 为超参数);

(2) 在分类阶段, 通过投票机制对未知样本 x_* 的所属类别进行判决。首先, 将每个类别的初始票数均设置为 0; 然后, 利用已经训练得到的 $k(k-1)/2$ 个二分类器对测试样本进行分类, 当分类器 $C_{i,j}$ 将 x_* 判别为第 i 类, 则类别 i 的得票数加 1, 若分类器 $C_{i,j}$ 将测试样本判别为第 j 类, 则类别 j 的得票数加 1。最终, 统计各类别的总得票数, 得票数最高的类别即判决为测试样本 x_* 的所属类别。

文中将高斯过程模型的二分类机制与一对一投票机制相结合获得多元分类器。结合后的多元分类器可直接采用多类别的训练样本进行训练, 获得参数化的分类模型。此时, 对于待识别的测试样本, 可直接将其输入训练后的多类高斯过程分类器, 通过计算总体得票数判定其所属目标类别。

2 SAR 目标识别方法

文中将高斯过程模型应用于 SAR 目标识别, 基于高斯过程模型训练得到多元分类器, 然后用于多类别的目标识别。图 1 简要给出了文中 SAR 目标识别方法的基本流程, 主体分为训练和测试两个阶段, 主要实施步骤归纳如下:

步骤 1: 基于所有训练样本构造 PCA 投影矩阵, 同时采用其对训练样本进行降维;

步骤 2: 以训练样本的 PCA 特征矢量为输入, 对应的目标类别标签为输出, 训练多元高斯分类模型;

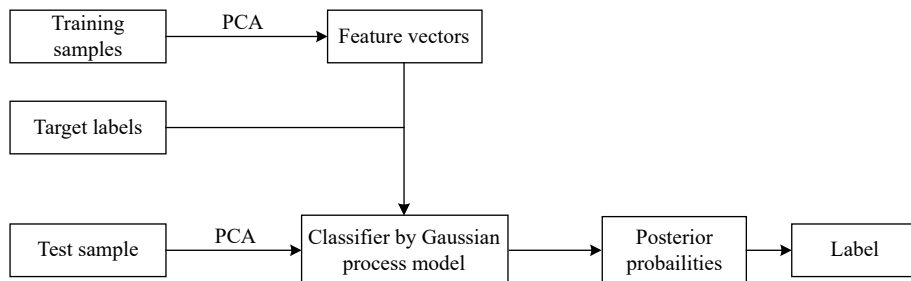


图 1 基于高斯过程模型的 SAR 目标识别流程图

Fig.1 Flowchart of SAR target recognition using Gaussian process model

步骤 3: 采用 PCA 投影矩阵对待识别的测试样本进行特征提取;

步骤 4: 将测试样本的 PCA 特征矢量输入训练后的高斯过程模型, 计算各个类别的后验概率;

步骤 5: 根据最大得票数的原则判定测试样本的目标类别。

与传统的 SAR 目标识别方法相比, 文中方法的主要优势来源于高斯过程模型。由于高斯过程模型给出了类别决策的统计模型, 因此能够获得概率意义上的最佳决策结果。通过结合最大后验概率和最大得票数的判决准则, 有利于获得更为可靠的目标识别

结果。

3 实验与分析

3.1 数据集介绍

依托 MSTAR 数据集设置典型测试场景开展实验与验证。数据集中包含的目标类别如图 2 所示, 相应的 SAR 图像由 X 波段机载雷达采集, 方位及距离分辨率均为 0.3 m。对于任一目标, 其 SAR 图像覆盖全方位角以及典型俯仰角。基于 MSTAR 数据集可设置多种实验场景对所提方法进行测试, 包括标准操作条件及典型扩展操作条件。



图 2 待分类目标图像

Fig.2 Images of targets to be classified

文中提出基于高斯过程模型的 SAR 目标识别方法, 主要从分类决策融合提高整体识别性能。为此, 在对比算法的选择现有 SAR 目标识别方法, 包括 NMF^[9]、Mono^[10]、BEMD^[11] 以及 CNN^[19]。这四类对比方法基本覆盖了现有 SAR 目标识别中最常用的特征和分类器类型。后续实验中, 设置 3 个实验场景对所提方法进行考察, 分别为场景 1: 标准操作条件, 涉及

10 类目标; 场景 2: 俯仰角差异, 涉及 3 类目标; 场景 3: 噪声干扰, 涉及 10 类目标。

3.2 实验结果

3.2.1 场景 1

表 1 给出了场景 1 标准操作条件描述, 包含 10 类目标。训练集应用 17°俯仰角 SAR 图像, 获得分类器对于 15°俯仰角样本进行测试。对比可见, 两个

集合之间目标型号保持一致, 仅有 2°俯仰角差异, 因此整体相关性较强。图 3 显示了所提方法在当前场景下的结果 (其中横纵坐标中“1~10”分别对应表 1 中首列自上而下的目标类别), 单类识别率均高于 98.5%(对角线元素所示), 10 类平均识别率达到 99.28%, 体现了提出方法的有效性。各类方法在标准操作条件下的平均识别率如表 2 所示, NMF、单演信号、BEMD 以及 CNN 方法的识别率分别为 98.04%、98.56%、98.82% 和 99.08%, 均高于 98%。由此可以看出, 标准操作条件下的识别问题相对简单。通过比较各类方法的平均识别率, 可以看出文中方法具有性能优势。CNN 方法在当前条件下的识别率仅次于提出方法, 得益于深度学习模型的分类能力。文中采用通过引入高斯过程模型获得统计意义上最优的分类模型, 有效提升了标准条件下的目标识别性能。

表 1 场景 1 相关描述

Tab.1 Description of the scenario 1

Type	Training set (17°)		Test set (15°)	
	Configuration	Scale	Configuration	Scale
BMP2	9563	232	9563	194
BTR70	c71	232	c71	195
			132	195
T72	132	231	812	194
			s7	190
T62	A51	298	A51	272
BRDM2	E-71	297	E-71	273
BTR60	7532	255	7532	194
ZSU23/4	d08	298	d08	273
D7	13015	298	13015	273
ZIL131	E12	298	E12	273
2S1	B01	298	B01	273

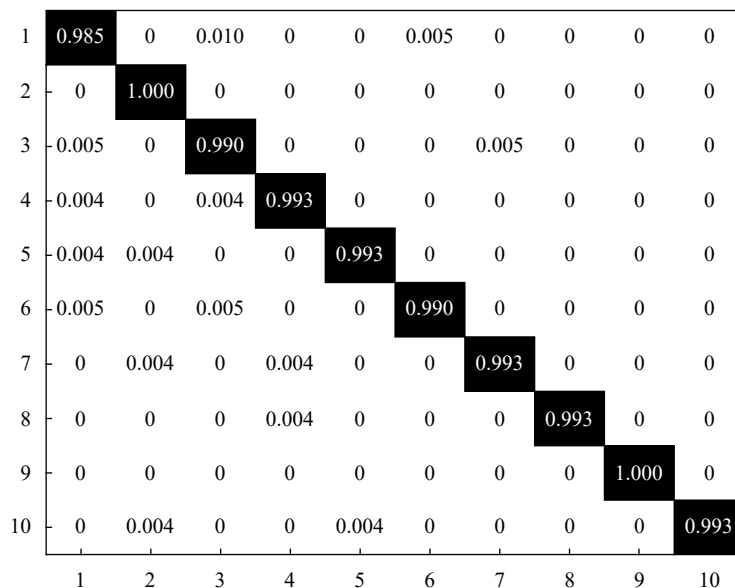


图 3 场景 1 下的结果

Fig.3 Results under scenario 1

表 2 场景 1 下结果对比

Tab.2 Comparison of results under scenario 1

Method	Average recognition rate
Proposed	99.28%
NMF	98.04%
Mono	98.56%
BEMD	98.82%
CNN	99.08%

3.2.2 场景 2

扩展操作条件指的是由于 SAR 数据获取条件的变化导致测试样本与训练样本存在较大差异。典型地, SAR 目标识别中的扩展操作条件包括目标型号差异、俯仰角差异、噪声干扰等。该实验在俯仰角差异条件下对提出方法进行测试, 设置如表 3 所示的场景 2。其中, 17°俯仰角样本用于训练; 30°和 45°俯仰角样本均用于分类测试, 可见训练和测试样本之间存在

较大的俯仰角差异。在两个测试集上分别对各类方法进行性能测试, 获得识别结果统计如图 4 所示。对比两个俯仰角下的结果, 30°下的总体性能显著优于 45°, 说明大俯仰角差异会导致更大的图像差异。在两个角度下, 文中方法均取得了最高的平均识别率, 显示其更高的稳健性。高斯过程模型通过推导统计学上的最佳分类模型, 能够更为有效地发掘真实类别之间的内在关联, 因此识别方法对于俯仰角差异的稳健性得以提升。

表 3 场景 2 相关描述

Tab.3 Description of scenario 2

	Depression/(°)	2S1	BDRM2	ZSU23/4
Training set	17	299	298	299
Test set	30	288	287	288
	45	303	303	303

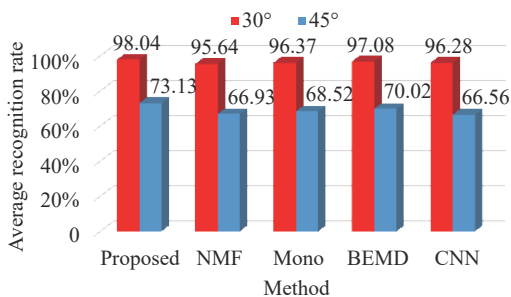


图 4 场景 2 下结果对比

Fig.4 Comparison of results under scenario 2

3.2.3 场景 3

噪声干扰是另一种典型扩展操作条件, 主要是待识别 SAR 图像的信噪比 (SNR) 相对较低, 导致与训练样本存在较大的差异。以表 1 的测试和训练样本为基础, 向其中的训练样本添加不同程度的噪声, 从而构造场景 3 下多个信噪比下的测试集。具体地, 根据测试样本自身能力, 按照预设的信噪比获得加性高斯噪声, 将其混入原始测试样本, 即可得到对应噪声水平的噪声干扰测试样本。然后, 分别在各个噪声水平对各类方法进行测试, 获得如图 5 所示的识别结果。可以看出, 随着噪声水平的不断降低, 各类方法的平均识别率呈现明显的下降趋势。对比可见, 文中方法在各个噪声水平均取得最高的识别率, 体现其更强的噪声稳健性。在高斯过程的推导过程中, 充分考

虑到可能的噪声影响。因此, 其最终得到的分类模型对于噪声具有较强的稳健性。与俯仰角差异的情形类似, CNN 方法在噪声干扰条件下的性能下降最为剧烈, 主要是训练样本与测试样本存在较大的图像差异, 导致最终的分类模型性能显著下降。

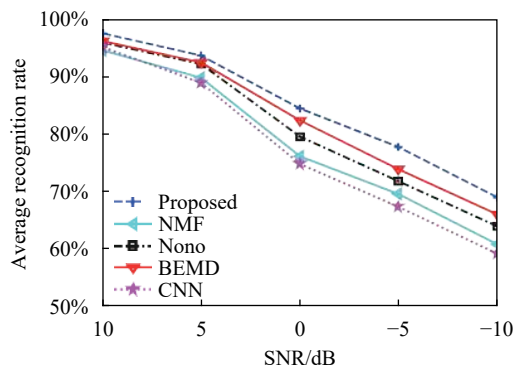


图 5 场景 3 下结果对比

Fig.5 Comparison of results under scenario 3

4 结论

文中将高斯过程模型应用于 SAR 图像目标识别。高斯过程模型通过结合核函数和概率判别构建贝叶斯学习模型, 获得统计意义上的最佳回归模型。文中以 SAR 图像的特征矢量为输入, 以目标类别为输出, 构建两者之间的回归映射关系, 从而获得稳健的分类模型。基于 MSTAR 数据集设置 3 个典型场景对提出方法进行测试, 并与现有几类经典的分类器进行对比分析, 获得实验结果如下。在场景 1—标准操作条件下, 所提方法对 10 类目标的平均识别率达到 99.28%, 高于 4 类对比方法, 验证其对于标准操作条件多类目标识别问题的有效性。在场景 2—俯仰角差异条件下, 所提方法对 30°和 45°俯仰角下的测试集平均识别率分别为 98.04% 和 73.13%, 均高于对比方法, 验证其对于俯仰角差异的稳健性。在场景 3—噪声干扰条件下, 所提方法在各个信噪比下均保持最高的平均识别率, 显示其噪声稳健性。

参考文献:

[1] EL-DAR Y, 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] Wu Wenda, Zhang Bao, Hong Yongfeng, et al. Design of co-

- aperture antenna for airborne infrared and synthetic aperture radar [J]. *Chinese Optics*, 2020, 13(3): 595-604. (in Chinese)
- [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] Tan J, Fan X, Wang S, et al. Target recognition of SAR images by partially matching of target outlines [J]. *Journal of Electromagnetic Waves and Applications*, 2019, 33(7): 865-881.
- [5] Amoon M, Rezo-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.
- [6] Ding B Y, Wen G J, Ma C H, et al. Target recognition in synthetic aperture radar images using binary morphological operations [J]. *Journal of Applied Remote Sensing*, 2016, 10(4): 046006.
- [7] Mishra A K, Motaung T. Application of linear and nonlinear PCA to SAR ATR[C]// Radioelektronika, 2015: 1-6.
- [8] 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)
- [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] 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)
- [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] Ding Boyuan, 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)
- [13] Ye Song, Li Yuanzhuang, Sun Yongfeng, et al. Extraction of spatial heterodyne spectroscopy target based on empirical mode decomposition and regression analysis [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2018, 47(12): 1223001. (in Chinese)
- [14] Tan Cuimei, Xu Tingfa, Ma Xu, et al. Graph-spectral hyperspectral video restoration based on compressive sensing [J]. *Chinese Optics*, 2018, 11(6): 949-957. (in Chinese)
- [15] Hao Yan, Bai Yanping, Zhang Yiaofei. Synthetic aperture radar target recognition based on KNN [J]. *Fire Control & Command Control*, 2018, 43(9): 113-115+120. (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] Zhang Xingzheng, Huang Peikang. SAR ATR based on Bayesian compressive sensing [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(1): 40-44. (in Chinese)
- [19] 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.
- [20] 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)
- [21] Huang Wei, Tong Ying, Cao Xuehong, et al. Multi-classifier based on Gaussian process [J]. *Computer Engineering and Design*, 2016, 37(4): 1021-2026. (in Chinese)
- [22] Wu Ming, Song Bo, Wang Feng, et al. A method of modulation recognition based on Gaussian process for classification [J]. *Computer Simulation*, 2015, 32(10): 14-18. (in Chinese)
- [23] Chen Jing, Zhang Jing. Spectral-spatial joint classification of hyperspectral image algorithm based on improved Gaussian process regression [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(7): 1649-31660. (in Chinese)
- [24] Li Jianhong, Wu Yarong, LV Jujian. Single image super-resolution reconstruction algorithm based on image self-similarity and multi-task Gaussian process regression [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2018, 26(11): 2814-2826. (in Chinese)