

doi: 10.6046/gtzyyg.2020.02.05

引用格式: 周光宇, 刘邦权, 张亶. 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 and Resources, 2020, 32(2): 33–39.)

基于变分模态分解的 SAR 图像目标识别方法

周光宇¹, 刘邦权¹, 张 亶²

(1. 宁波财经学院数字技术与工程学院, 宁波 315175; 2. 浙江大学计算机科学与技术学院, 杭州 310058)

摘要: 为提升合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)目标识别性能, 提出基于变分模态分解算法(variational mode decomposition, VMD)的 SAR 图像目标识别方法。首先采用二维变分模态分解算法(bidimensional VMD, BVMD)对 SAR 图像进行分解, 从而获得多模态的表示; 然后采用联合稀疏表示对 SAR 图像的多模态特征进行同时表征; 最后基于最小重构误差的原则判定目标类别。在 MSTAR 数据集上对提出方法进行性能测试, 结果显示, 在标准操作条件(standard operating condition, SOC)下对 10 类目标的识别率达到 99.24%, 在型号差异、俯仰角差异、噪声干扰条件下的性能也优于现有几类方法, 证实了方法的有效性。

关键词: 合成孔径雷达; 目标识别; 变分模态分解; 联合稀疏表示

中图法分类号: TP 753 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-070X(2020)02-0033-07

0 引言

合成孔径雷达(synthetic aperture Radar, SAR)具备在全天时、全天候条件下工作的能力, 可为对地观测提供高分辨率图像。SAR 目标识别技术旨在对获取的场景图像中的潜在目标进行分析并判断其类别。典型的 SAR 目标识别可分为检测、鉴别和识别 3 个阶段。前 2 个阶段完成从复杂 SAR 图像场景中获得感兴趣目标的图像切片, 提出自然以及人造杂波带来的虚警。具体的 SAR 目标识别算法一般包括特征提取和分类识别 2 个环节^[1-2]。特征提取对于 SAR 目标识别性能有着重要影响。当前, 应用于 SAR 目标识别的特征主要可分为几何特征、变换域特征和电磁特征。几何特征描述 SAR 图像中目标的外形和几何结构等信息, 如轮廓、边缘、区域、尺寸等^[3-6]。文献[3-4]采用目标区域进行识别算法设计; 文献[5]构造若干描述目标外形的描述子进行目标鉴别和分类。变换域特征通过矩阵投影、信号分析等手段获取原始图像的不变特征^[7-12]。文献[7-9]分别通过主成分分析(principal component analysis, PCA)、核主成分分析(kernel PCA, KPCA)、非负矩阵分解(non-negative matrix factorization, NMF)等手段构造投影矩阵, 实现 SAR

图像降维压缩; 文献[10-11]分别通过小波分解、单演信号等信号分解算法提取 SAR 图像特征。电磁特征描述 SAR 目标的电磁散射特性, 如极化方式、散射中心等。文献[13-15]基于属性散射中心模型提取 SAR 图像散射中心并设计匹配算法用于目标识别。分类器根据特征的类型和特点进行相应选取或设计。常用的分类器包括 K 近邻(K-nearest neighbor, K-NN)^[7], 支持向量机(support vector machine, SVM)^[16], 稀疏表示分类(sparse representation-based classification, SRC)^[17]以及深度神经网络^[18-19]等。值得注意的是, 只有当分类器与提取的特征具有良好的适应性时, 最终的分类结果才能达到较高的水平。

变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)作为一种新的模态分解方法, 通过构造并求解约束变分问题对原始信号进行可靠分解^[20]。相比以往的信号分解算法, 该方法具有更为牢固的数学理论基础以及较高的运算效率, 弥补了传统信号分解手段存在的一些不足。当前 VMD 已经在机械、语音等信号分析中得以成功运用^[21-22]。为了将 VMD 的优良性能引入图像分析领域, 研究人员提出二维变分模态分解(bidimensional VMD, BVMD)算法, 并在图像增强、去噪中进行了运用和验证^[23]。经过 BVMD 得到的多模态表示可以有效表征原始

图像的高、低频特性,从而分层次地反映出图像的主要信息和细节信息。针对 SAR 目标识别这一应用,本文通过联合 BVMD 获得的多模态表示进行 SAR 图像特征提取并在具体分类阶段采用联合稀疏表示对多模态表示进行联合表征。联合稀疏表示在进行单个任务重构的同时考察了不同任务之间的联系,有利于提高整体的重构精度。最后,根据各个类别的重构误差大小判定待识别目标的类别。实验中,基于 MSTAR 数据集设置测试条件验证提出方法的有效性。

1 VMD 算法

作为一种自适应信号分解算法,VMD 能够高效分解信号中的各个模态并确定其相关频带^[20]。其分解过程实际就是求解变分问题,可概括为变分问题的构造和求解 2 个阶段。

1.1 变分问题的构造

变分问题的实质是将输入信号 $x(t)$ 分解为具

$$L(\{u_k\}, \{w_k\}, \lambda) = \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_k u_k(t) \right\|_2^2 + \langle \lambda(t), x(t) - \sum_k u_k(t) \rangle, \quad (2)$$

式中: $\lambda(t)$ 为拉格朗日乘子; α 为二次惩罚因子。

利用乘子交替方向法 (alternating direction method of multipliers, ADMM) 对 u_k^{n+1} , w_k^{n+1} 和 λ_k^{n+1}

$$u_k^{n+1} = \arg \min_{u_k \in X} \left\{ \alpha \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 + \left\| x(t) - \sum_i u_i(t) + \frac{\lambda(t)}{2} \right\|_2^2 \right\}, \quad (3)$$

式中: X 代表可能的模态集合, w_k 与 w_k^{n+1} 等价; $\sum_i u_i(t)$ 与 $\sum_i u_i^{n+1}(t)$ 等价; $i = 1, 2, \dots, K, i \neq k$ 。

根据 Parseval 傅里叶等距变换原理,公式(3)可由时域变换到频域从而获得各个模态的频域,即

$$\hat{u}_k^{n+1}(w) = \frac{\hat{x}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w) + \frac{\hat{\lambda}(w)}{2}}{1 + 2\alpha(w - w_k)^2}, \quad (4)$$

式中: $\hat{x}(w)$, $\hat{u}_i(w)$ 和 $\hat{\lambda}(w)$ 分别为 $x(t)$, $u_i(t)$ 和 $\lambda(t)$ 的频域形式。

采用类似的思路得到 w_k^{n+1} 的更新,即

$$w_k^{n+1} = \frac{\int_0^\infty w |\hat{u}_k(w)|^2 dw}{\int_0^\infty |\hat{u}_k(w)|^2 dw}, \quad (5)$$

式中: w_k^{n+1} 为第 k 个模态的功率谱重心; $\hat{u}_k(w)$ 等价于当前残差 $(\hat{x}(w) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(w))$ 的维纳滤波。

根据以上分析,VMD 算法的中模态求解的具体

有有限带宽的 K 个模态 $u_k (k = 1, 2, \dots, K)$ 。为此,首先采用 Hilbert 变换获得各个模态的解析信号;然后将其调制至基带上;最后通过对解调信号进行梯度平方 (L^2) 范数求解,估计各模态对应的带宽。变分问题的基础表达式为

$$\min_{\{u_k\}, \{w_k\}} \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[\left(\delta(t) + \frac{j}{\pi t} \right) u_k(t) \right] e^{-jw_k t} \right\|_2^2 \right\} \quad \text{s. t.} \quad \sum_k u_k = x(t), \quad (1)$$

式中: k 为模态的个数; $\delta(\cdot)$ 为冲击函数; t 为自变量; j 为虚数单位; $u_k = \{u_1, u_2, \dots, u_K\}$ 为所有模态的集合; $w_k = \{w_1, w_2, \dots, w_K\}$ 为各个模态的中心频率。

1.2 变分问题的求解

为了使公式(1)中的约束优化问题转换为非约束优化问题,通常采用二次罚项和拉格朗日乘子算法。其中,二次罚项的引入可以保证重构信号的精度并且能提高对噪声干扰的稳健性。扩展得到的拉格朗日表达式为

进行交替更新,便可将公式(1)中的优化问题转变为求迭代子优化序列中公式(2)的“鞍点”求解问题。其中,更新 u_k^{n+1} 的表达式为

更新步骤如下:

1) 初始化 $\{u_k^1\}$, $\{w_k^1\}$ 和 $\hat{\lambda}^1$, 令 $n = 0$;

2) 分别根据公式(3)和公式(5)对 u_k 和 w_k 进行更新;

3) 通过公式

$$\hat{\lambda}^{n+1}(w) = \hat{\lambda}^n(w) + \tau [\hat{x}(w) - \sum \hat{u}_k^{n+1}(w)]$$

对 λ 进行更新,其中 τ 为大于 0 的系数;

4) 对于预设的判别精度 $\varepsilon > 0$, 若 $\frac{\sum_k \|\hat{u}_k^{n+1} - \hat{u}_k^n\|_2^2}{\|\hat{u}_k^n\|_2^2}$

$< \varepsilon$, 则终止迭代; 否则返回步骤 2)。

考虑到原始的 VMD 仅针对一维信号有效,研究人员将其推广到二维,开发了 BMVD 并在图像处理领域进行了应用和验证。BMVD 的原理与 VMD 基本相同^[23],其求解过程也基本相似,故在此处不再进行详细介绍。本文采用 BMVD 对 SAR 图像进行分解,获得其多模态表示。多模态表示中的低频部分主要反映原始图像的主要信息,如目标区域等;高频部分则反映图像中的细节信息,如目标轮廓、边

缘等。因此,通过结合多模态表示可以更为充分地描述目标特性,从而为后续分类提供有力支撑。

2 联合多模态稀疏表示的目标识别方法

2.1 联合稀疏表示

传统的稀疏表示分类多针对单一输入的情形,通过对输入的信号、图像(或其特征)进行全局字典下的重构判断最佳判决类别。联合稀疏表示是在稀疏表示的基础上衍生发展出来的,可以同时考虑多个输入情况下的稀疏表示问题。此外,若不同输入之间存在关联,该算法还可以在重构过程中引入这种关联提高整体的表征精度。对于待识别目标 \mathbf{y} 的表示集 $[\mathbf{y}^{(1)}, \mathbf{y}^{(2)}, \dots, \mathbf{y}^{(M)}]$ (如,同一目标的不同视角、不同特征等),联合稀疏表示旨在使它们的总体重构误差达到最小,即

$$\min_{\boldsymbol{\beta}} \{g(\boldsymbol{\beta}) = \sum_{m=1}^M \|\mathbf{y}^{(m)} - \mathbf{A}^{(m)} \boldsymbol{\chi}^{(m)}\|\}, \quad (6)$$

式中: $g(\cdot)$ 为目标函数; $[\mathbf{y}^{(1)}, \mathbf{y}^{(2)}, \dots, \mathbf{y}^{(M)}]$ 为目标表示; $\mathbf{A}^{(k)}$ 为对应于 $\mathbf{y}^{(m)}$ ($m=1, 2, \dots, M$) 的全局字典; $\boldsymbol{\chi}^{(m)}$ 为相应的稀疏表示系数矢量; $\boldsymbol{\beta} = [\boldsymbol{\chi}^{(1)}, \boldsymbol{\chi}^{(2)}, \dots, \boldsymbol{\chi}^{(M)}]$ 为稀疏系数矩阵。

公式(6)中的目标函数仍然是在独立考察各个分量的稀疏表示问题。实际上,同一目标的不同视角或特征等表示存在一定的内在关联,通过考察这种关联有利于提高真实的重构精度。当前常用的联合稀疏表示算法多采用下式对稀疏系数矩阵进行约束,达到考察不同任务之间关联的目的,公式为

$$\hat{\boldsymbol{\beta}} = \min_{\boldsymbol{\beta}} (g(\boldsymbol{\beta}) + \lambda \|\boldsymbol{\beta}\|_{2,1}). \quad (7)$$

式中 $\hat{\boldsymbol{\beta}}$ 为联合稀疏系数矩阵。在 l_1/l_2 范数地约束下,不同任务求解的系数倾向具有相近的稀疏模式,表明它们对应的目标具有较强的相似性。

随着对压缩感知和稀疏表示理论研究的逐步深入,对于公式(7)中的优化问题已经有了若干稳健的算法,如同时匹配追踪方法(simultaneous orthogonal matching pursuit, SOMP)^[12,24]、多任务贝叶斯压缩感知(multi-task compressive sensing, MTCS)^[25]等。根据估计得到的稀疏系数矩阵,分别计算各个类别对于待识别样本的重构误差,进而进行类别判定,目标 \mathbf{y} 的类别 $I(\mathbf{y})$ 的计算公式为

$$I(\mathbf{y}) = \min_i \sum_{m=1}^M \|\mathbf{y}^{(m)} - \mathbf{A}_i^{(m)} \boldsymbol{\chi}_i^{(m)}\|, \quad (8)$$

式中: $\mathbf{A}_i^{(m)}$ 和 $\boldsymbol{\chi}_i^{(m)}$ 分别对应第 m 个表示第 i 类的子字典以及相应的表示系数。

2.2 识别流程

本文采用联合稀疏表示对测试样本中分解得到的多模态表示进行联合表征,进而根据计算的重构误差判定其归属类别。具体实施中,通过对多幅 SAR 图像进行变分模态分解及图像重构,发现前 3 个模态的平均重构能量达到 95% 左右。因此,本文认为前 3 个模态对于描述 SAR 图像的目标特性最为重要,余下的模态很可能是图像中噪声或者杂波影响的结果。

根据上述分析,本文设计的识别算法流程如图 1 所示。对于所有测试样本,采用 BVMD 进行分解,获得其前 3 个模态的结果,并分别构建字典。在测试阶段,对于待识别的样本,采用与训练样本相同的算法进行相应的多模态分解;然后,利用联合稀疏表示对测试样本的多模态表示进行联合表征,通过 SOMP 算法求解各个模态对应的稀疏表示系数,进而分别计算各个训练类别对于测试样本的重构结果;最终,根据最小误差原则判定测试样本的类别。

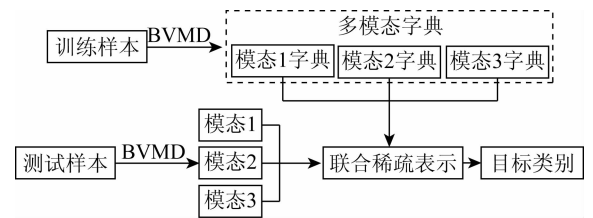


图1 基于变分模态分解的 SAR 目标识别方法流程

Fig. 1 Procedure of SAR target recognition based on variational mode decomposition

3 实验与分析

3.1 数据集介绍

采用 MSTAR 数据集对提出方法进行性能测试实验。该数据集采集了包括坦克、装甲车、运输车等 10 类具有相近外形的地面军事目标 SAR 图像,空间分辨率达到 0.3 m。图 2 展示了 10 类目标的光学图像及名称。MSTAR 数据集中包含了各类目标在不同俯仰角下的 SAR 图像,如 15°, 17°, 30°, 45° 等。此外,部分目标包括多个子型号的 SAR 图像,如 BMP2, T72。因此,基于该数据集可以设置丰富的实验场景对提出方法进行全面测试。测试过程中,选用几种现有的 SAR 目标识别算法与本文方法进行对比,包括基于 SVM 的方法,基于 SRC 的方法,基于卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)的方法以及文献[12]中基于单演信号特征的方法。其中, SVM 方法采用 PCA 进行特征提取; SRC 方法采用随机投影进行降维; CNN 基于像素灰度进行训

表 3 SOC 条件下平均识别率和平均时间消耗

Tab.3 Average recognition rates and average expended time under SOC

方法类型	平均识别率/%	平均时间消耗/ms
本文方法	99.24	75.4
SVM	96.94	69.5
SRC	97.26	62.7
CNN	99.08	78.6
单演信号法	99.10	80.1

3.2.2 型号变化

地面车辆目标可以通过局部结构的变化进行改进变种,从而衍生出多个子型号。它们的整体结构保持一致但存在局部细节差异。考虑到训练样本的有限性,训练集通常只包含目标的单一型号。表 4 给出了 2 类目标存在型号变化条件下的训练集和测试集,括号中为目标型号,BMP2 和 T72 的测试样本与训练样本来自完全不同的型号,BTR70 作为混淆类别,提升整体识别难度。表 5 列出了各类方法在此条件下的平均识别率。相比 SOC 条件,各类方法的性能均有下降。总体上,各类方法的识别率仍保持了较高的水平,主要是因为当前设置的型号差异不够明显,这与现有文献中的结果保持一致^[12-14]。本文方法的识别率最高,表明其对于型号变化具有更强的适应性。基于 BVMD 分解得到的多模态表示能够更好地反映目标的细节信息,有利于对型号变化造成的和局部变化进行可靠判决。

表 4 型号差异下实验设置

Tab.4 Experimental setup under configuration variance

类别	训练集图像数量/幅	测试集图像数量/幅
BMP2	233(Sn_9563)	196(Sn_9566)
		196(Sn_c21)
BTR70	233(Sn_c71)	196(Sn_c71)
T72	232(Sn_132)	195(Sn_812)
		191(Sn_s7)

表 5 型号差异下平均识别率

Tab.5 Average recognition rates with different models

方法类型	平均识别率/%
本文方法	97.82
SVM	94.58
SRC	95.72
CNN	96.07
单演信号法	97.14

3.2.3 俯仰角变化

SOC 条件下,训练集样本和测试集样本俯仰角差异很小,两者的相似度较高。然而,随着测试集和训练集俯仰角变化程度的加剧,两者的差异也会逐渐增大,导致识别问题的难度加大。表 6 给出了带有较大俯仰角差异的训练和测试集,3 类目标 17°俯

仰角的 SAR 图像作为训练集,测试样本则分别来自 30°和 45°俯仰角。通过在 2 个俯仰角下分别进行测试,获得不同方法的性能对比如图 3 所示。本文方法在 2 个角度下均取得最高的识别率,显示其对于俯仰角变化的稳定性。在较大俯仰角差异的情况下,同一目标的 2 幅图像之间存在局部的“畸变”,但仍然存在当前目标的共同特性。采用 BVMD 分解得到的多模态表示可以有效地反映这种共性特征,从而为正确分类提供支撑。

表 6 俯仰角变化下实验设置

Tab.6 Experimental setup under depression angle variance

类型	俯仰角	2S1	BDRM2	ZSU23/4
训练集图像数量/幅	17°	299	298	299
	30°	288	287	288
测试集图像数量/幅	45°	303	303	303

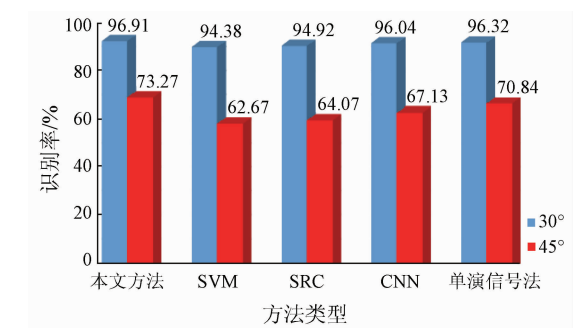


图 3 俯仰角变化条件下平均识别率
Fig.3 Average recognition rates under depression angle variance

3.2.4 噪声干扰

噪声广泛存在于自然界,是图像处理领域中一个不可回避的问题。SAR 目标识别算法的噪声稳健性直接制约着其在真实环境中的实用性。文献[7,13]等算法针对噪声干扰条件下的 SAR 目标识别问题进行了研究和测试,表明了噪声对于目标识别性能具有较为显著的影响。本文按照上述文献的思路对表 1 中的测试样本进行噪声干扰实验,测试各方法随信噪比(signal – noise ratio, SNR)变化的性能曲线,如图 4 所示。对比可见,SVM 和 CNN 方法随 SNR 降低的性能下降最为剧烈,噪声稳健性较差。其余 3 类方法均是基于稀疏表示的分类机制,表明了稀疏表示对于噪声具有一定的稳健性。本文方法在各噪声水平下均获得最佳性能,验证其对于噪声干扰更强的稳健性。BVMD 在进行图像分解过程中实际已经考虑了噪声影响(尤其是加性高斯噪声),分解得到的多模态本身就剔除了部分的噪声干扰。因此,通过结合 BVMD 多模态表示与联合稀疏表示进一步提高了噪声稳健性。

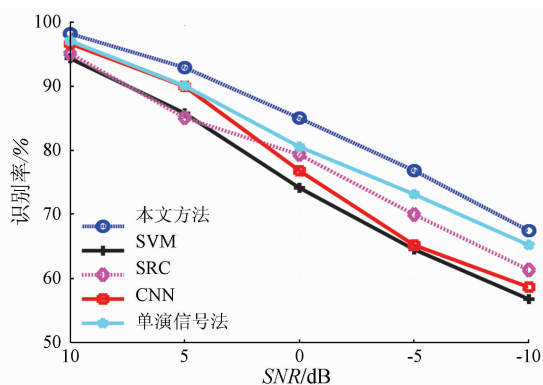


图4 各类方法在噪声干扰下的性能

Fig. 4 Performance of different methods under noise corruption

4 结论

本文提出基于变分模态分解的 SAR 图像特征提取方法并应用于目标识别中,得到如下结论:

1) 基于 BVMD 分解得到的多模态表示更为充分地反映了 SAR 图像中的目标特性,为后续分类提供了有效信息。联合稀疏表示基于多任务学习的思想对多模态表示进行统一表征,有利于提高真实重构精度,从而增强重构误差区分不同类别的能力。因此,本文方法通过特征和分类器的有机组合提高了最终的分类性能。

2) 采用 MSTAR 数据集设置多种测试条件展开实验,本文方法在 SOC 条件下对 10 类目标可以取得 99.24% 的平均识别率,在型号差异条件下对 3 类目标的平均识别率为 97.82%,在 30° 和 45° 俯仰角下对 3 类目标的平均识别率分别为 96.91% 和 73.27%,在噪声干扰条件下的识别性能优于其他对比方法。通过实验结果的对比可知,本文方法的综合识别性能优于选取的 4 类对比方法。

参考文献 (References):

[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] 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 Radar, 2017, 6(2): 115–135.

[3] 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.

[4] 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.

[5] Park J, Park S, Kim Y, et al. New discrimination features for SAR automatic target recognition[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters, 2013, 10(3): 476–480.

[6] 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.

[7] 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.

[8] Mishra, Amit K. Validation of PCA and LDA for SAR ATR[C]//IEEE TENCON. IEEE, 2008: 1–6.

[9] 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.

[10] 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.

[11] 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.

[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] 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.

[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] Tian S R, Yin K Y, Wang C, et al. A SAR ATR method based on scattering centre feature and bipartite graph matching[J]. IETE Technical Review, 2015, 32(5): 364–375.

[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] Thiagarajan J, Ramamurthy K, Kneep P P, et al. Sparse representations for automatic target classification in SAR images[C]//4th Communications, Control and Signal Processing, 2010: 1–4.

[18] 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.

[19] Ding J, Chen B, Liu H W, et al. Convolutional neural network with data augmentation for SAR target recognition[J]. IEEE Geoscience

and Remote Sensing Letters,2016,13(3):1-5.

[20] Dragomiretskiy K,Zosso D. Variational mode decomposition[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2014,62(3):531-544.

[21] 陆振宇,卢亚敏,夏志巍,等. 基于变分模态分解和小波分析的语音信号去噪方法[J]. 现代电子技术,2018,41(13):47-51.
Lu Z Y,Lu Y M,Xia Z W,et al. Speech signal denoising based on VMD and wavelet analysis[J]. Modern Electronics Technique, 2018,41(13):47-51.

[22] 任刚,贾继德,梅检民,等. 基于变分模态分级的和去趋势波动分析的柴油机振动信号去噪方法[J]. 内燃机工程,2019,40(2):76-82.
Ren G,Jia J D,Mei J M,et al. Vibration signal denoising method of diesel engines based on VMD and DFA[J]. Chinese International Combustion Engine Engineering,2019,40(2):76-82.

[23] 刘嘉敏,彭玲,袁佳成,等. 基于二维变分模态分解和自适应中值滤波的图像去噪方法[J]. 计算机应用研究,2017,34(10):3149-3152.
Liu J M,Peng L,Yuan J C,et al. Image denoising method based on bi-dimensional variational mode decomposition and adaptive median filtering[J]. Application Research of Computers, 2017,34(10):3149-3152.

[24] Zhang H C,Nasrabadi M N,Zhang Y N,et al. Multi-view automatic target recognition using joint sparse representation[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic System,2012,48(3):2481-2497.

[25] Ji S H,Dunson D,Carin L. Multitask compressive sensing[J]. IEEE Transactions on Signal Processing,2009,57(1):92-106.

Target recognition in SAR images based on variational mode decomposition

ZHOU Guangyu¹, LIU Bangquan¹, ZHANG Dan²
(1. College of Digital Technology and Engineering, Ningbo University of Finance and Economics, Ningbo 315175, China;
2. College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310058, China)

Abstract: In order to improve synthetic aperture Radar (SAR) target recognition performance, the authors propose a method based on variational mode decomposition (VMD). First, the bidimensional VMD (BVMD) is employed to decompose SAR images, thus obtaining multi-mode representations. Afterwards, the joint sparse representation is employed to represent the multiple modes. Finally, the target label is determined based on the minimum reconstruction error. The proposed method was tested on the MSTAR dataset. It could achieve a recognition rate of 99.24% on 10 classes of targets under the standard operating condition (SOC). In addition, its performance outperforms some other SAR target recognition methods under configuration variance, depression angle variance, and noise corruption. The results have confirmed the validity of the proposed method.

Keywords: synthetic aperture Radar; target recognition; variational mode decomposition; joint sparse representation
(责任编辑: 张 仙)