

多元经验模态分解及在 SAR 图像目标识别中的应用

伍友龙

(湖南工学院, 湖南 衡阳 421002)

摘要: 提出基于多元模态分解的合成孔径雷达 (SAR) 目标识别方法。多元模态分解是传统模态分解的多元扩展,能够有效避免传统算法中的模态混叠问题。采用多元模态分解对 SAR 图像进行处理,获得的多层次固有模式函数 (IMF) 能够更为有效地反映目标的时频特性。不同 IMF 之间具有良好互补性,同时它们描述同一目标因而具有内在关联性。分类阶段,采用联合稀疏表示对分解得到的 IMF 进行表征。联合稀疏表示在多任务学习的理念下,对多个关联稀疏表示问题进行求解,可获得更为可靠的估计结果。在获得各层次 IMF 对应的稀疏表示系数矢量的基础上,计算不同类别对于当前测试样本多层次 IMF 的重构误差之和,进而判定测试样本的目标类别。基于 MSTAR 数据集开展实验,通过在标准操作条件、俯仰角差异、噪声干扰以及目标遮挡条件下进行对比分析,验证了提出方法的有效性。

关键词: 合成孔径雷达; 目标识别; 多元模态分解; 固有模式函数; 联合稀疏表示

中图分类号: TP753 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3788/IRLA20200236

Multivariate empirical mode decomposition with application to SAR image target recognition

Wu Youlong

(Hunan Institute of Technology, Hengyang 421002, China)

Abstract: A synthetic aperture radar (SAR) target recognition method was proposed based on multivariate empirical mode decomposition (MEMD). MEMD was the general extension of traditional EMD, which could avoid the mode mixing problems. MEMD was employed to process SAR images to obtain the multi-layer intrinsic mode functions (IMF), which could better reflect the time-frequency properties of the targets. Different layers of IMFs could effectively complement each other while sharing some inner correlations because they are generated from the same target. In the classification phase, the joint sparse representation was employed to represent the IMFs. The joint sparse representation could solve several related sparse representation tasks based on the idea of multi-task learning. It could produce more precise estimations than the solutions of single tasks. According to the sparse coefficient vectors corresponding to different IMFs, the reconstruction errors of different classes for the representation of the test sample can be calculated. Afterwards, the target label of the test sample can be determined. Experiments were conducted on the Moving and Stationary Target Acquisition and Recognition (MSTAR) dataset, by comparison with existing methods under the standard operating condition, depression angle variance, noise corruption, and target occlusion, the results confirm the validity of the proposed method.

Key words: synthetic aperture radar; target recognition; multivariate empirical mode decomposition; intrinsic mode function; joint sparse representation

收稿日期:2020-06-13; 修订日期:2020-09-17

基金项目:湖南省教育厅优秀青年项目 (15B061)

0 引言

合成孔径雷达 (SAR) 可获得高分辨率图像, 进而通过解译算法获得有价值的情报信息^[1]。SAR 目标识别方法通过对未知类别的 SAR 图像进行分析, 从而判定其所属类别。现有 SAR 目标识别方法多通过特征提取和分类决策具体实施。特征提取旨在获取 SAR 图像中与目标关联的矢量描述, 如几何形状特征^[2]、变换域特征^[3]和电磁散射特征^[4]等。对比三类典型特征, 几何形状特征具有清晰的物理意义但其往往失去了原始的图像灰度分布特性。投影变换特征具有高效、快捷、特征形式规范等优势, 但它们往往不具有明确的物理意义。散射中心特征反映目标的后向散射特性, 但其提取复杂、特征形式不够规范。分类决策阶段通过选用现有或设计分类器对特征的所属类别进行判定。参考文献 [5-8] 分别选用支持向量机 (SVM)、稀疏表示分类 (SRC) 等作为基础分类器。参考文献 [4] 针对属性散射中心设计匹配分类算法。深度学习理论方法为 SAR 目标识别提供了新工具, 其中典型代表是卷积神经网络 (CNN)。参考文献 [9-11] 就是基于不同结构的神经网络设计 SAR 目标识别方法。

文中提出结合多元经验模态分解 (MEMD) 和联合稀疏表示的 SAR 目标识别方法。多元经验模态分解是传统经验模态分解^[12-14]的多元扩展, 可有效克服模态混叠的问题, 从而获得更为稳健的分解结果^[15-16]。多元模态分解获得的多层次固有模式函数 (IMF) 可更为有效地反映原始 SAR 图像的时频特性。因此, 基于 MEMD 的分解结果可为 SAR 目标识别提供更为充分的特性描述。采用联合稀疏表示对多层次 IMF 进行表征^[3], 考察它们的内在关联, 提升整体重构精度。联合稀疏表示是传统 SRC 的多任务扩展, 可同时处理多个具有关联性的稀疏表示问题。根据联合稀疏表示的求解结果, 计算得到的不同类别的重构误差即反映了它们与当前测试样本的相似性, 进而基于最小误差的准则进行决策。与现有 SAR 目标识别方法相比, 文中方法的优势主要体现在以下两个方面。在特征提取上, 文中采用了分解精度更高、稳健性更强的 MEMD, 可获得高鉴别力的 IMF。在分类决策方

面, 文中针对多层次 IMF 的特征, 采用联合稀疏表示对它们的独立性和关联性进行同时考察, 有利于提升对于测试样本的表征精度, 从而增强决策的可靠性。实验中, 基于 MSTAR 数据集设置 10 类目标识别问题、俯仰角差异、噪声干扰以及目标遮挡识别问题, 通过与现有几类方法对比, 结果证明了提出方法的有效性和稳健性。

1 多元经验模态分解

MEMD 是传统经验模态分解的多元扩展, 能够克服传统方法中固有模式不匹配问题^[15-16]。经过 MEMD 分解得到的 IMF 可有效反映输入信号 (图像) 的时频特性, 描述各个频率成分的特性, 从而获得输入图像的多层次特性。根据现有文献, MEMD 的具体实施可归纳为以下步骤:

步骤 1: 采用 Hammersley 序列采样法在 $n-1$ 维球面上进行点集采样, 获得的 K 组方向向量;

步骤 2: 计算输入信号 $(v(t))_{t=1}^T$ 在 K 组方向向量 x^{θ_k} 上的投影集 $(p^{\theta_k}(t))_{k=1}^K$, 其中 $(v(t))_{t=1}^T = \{v_1(t), v_2(t), \dots, v_n(t)\}$ 表示包含 n 个通道的多元信号, $x^{\theta_k} = \{x_1^k, x_2^k, \dots, x_n^k\}$ 对应 $n-1$ 球面上沿着方向角 $\theta_k = \{\theta_{k1}, \theta_{k2}, \dots, \theta_{kn-1}\}$ 的一组方向向量;

步骤 3: 求投影集 $(p^{\theta_k}(t))_{k=1}^K$ 所有极大值对应的时间点 $\{t_i^{\theta_k}\}$;

步骤 4: 对 $\{t_i^{\theta_k}, v(t_i^{\theta_k})\}$ 进行插值获得多元包络曲线 $\{e^{\theta_k}(t)\}_{k=1}^K$;

步骤 5: 计算整组方向向量包络曲线的均值 $m(t)$:

$$m(t) = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K e^{\theta_k}(t) \quad (1)$$

步骤 6: 按照 $d(t) = v(t) - m(t)$ 获得 $d(t)$, 若 $d(t)$ 满足迭代终止条件, 则认为其是当前 IMF, 否则转至步骤 2。

采用 MEMD 对输入信号 $v(t)$ 进行分解, 获得 M 个不同层次的 IMF, 如公式 (2) 所示:

$$v(t) = \sum_{m=1}^M \bar{c}_m(t) + \bar{r}(t) \quad (2)$$

式中: $\bar{c}_m(t)$ 表示第 m 个 IMF; $\bar{r}(t)$ 为分解残差。

相比传统的经验模态分解算法, MEMD 具有更

强的稳健性。基于 MEMD 分解得到的多层次 IMF 可以更为有效地分析输入信号 (图像) 的特性。为此,文中采用 MEMD 对 SAR 图像进行分解,获得多层次 IMF,并据此设计后续的目标识别方法。此外,基于同一幅 SAR 图像分解得到的多层次 IMF 具有一定的内在关联性,充分利用这一特性可进一步提升后续分类决策的精度。

2 联合原始图像和多层次固有模式函数的识别方法

对于 MEMD 分解得到的多层次 IMF,在分类决策阶段采用联合稀疏表示对它们进行分析。假设测试样本为 y ,经 MEMD 得到 M 个层次的 IMF: $[y^{(1)}y^{(2)}\dots y^{(M)}]$,统一考察它们的稀疏表示问题,表达如下:

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

式中: $D^{(m)}$ 对应于第 m 个 IMF 的全局字典,通过所有

训练样本的分解得到; $\alpha^{(m)}$ 为相应的稀疏系数矢量。 $\beta = [\alpha^{(1)}\alpha^{(2)}\dots\alpha^{(M)}]$ 为系数矩阵,存储全部 M 个 IMF 所有的稀疏系数矢量。

为考察不同 IMF 之间的内在关联,联合稀疏表示引入 ℓ_1/ℓ_2 范数对矩阵 β 进行约束,获得新的目标函数如下^[3]:

$$\min_{\beta} (g(\beta) + \lambda\|\beta\|_{2,1}) \quad (4)$$

式中: λ 表示正则化参数,为一个大于零的常数。

在 ℓ_1/ℓ_2 范数的约束下,可考察不同 IMF 的关联性从而提升整体表征精度。根据求解结果,按照公式 (5) 分别计算不同类别条件下的重构误差之和,进而进行测试样本类别决策。

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

式中: $D_i^{(m)}$ 为 $D^{(m)}$ 中对应第 i 个类别的所有训练样本。

根据上述分析,设计文中方法的识别流程如图 1 所示,主要实施过程归为以下步骤。

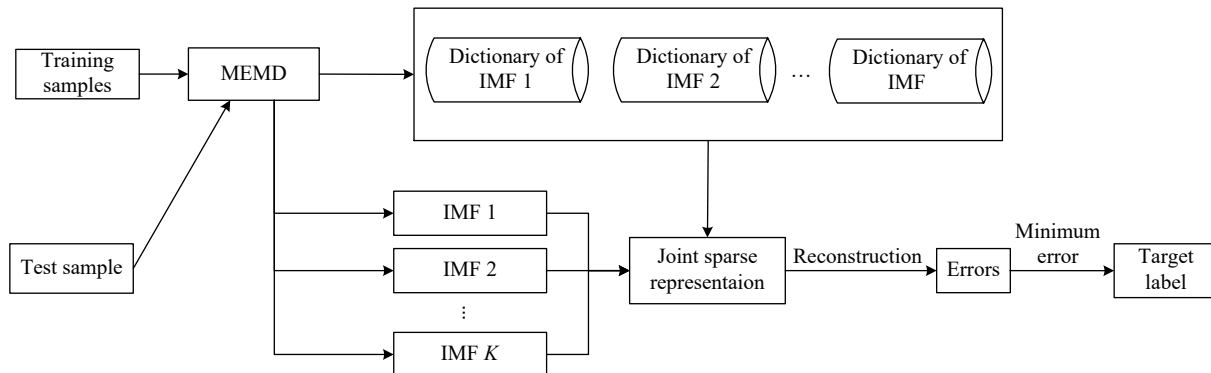


图 1 基于多元经验模态分解的 SAR 目标识别实施过程

Fig.1 Implementation of SAR target recognition based on MEMD

步骤 1: 采用 MEMD 对训练样本进行分解,获得 M 个层次的 IMF,并分别构建全局字典;

步骤 2: 采用相同的 MEMD 对待识别测试样本进行分解,获得相应 M 个层次的 IMF;

步骤 3: 在联合稀疏表示下基于全局字典对测试样本的 M 个 IMF 进行表征,求解稀疏表示系数矩阵;

步骤 4: 分别计算各个训练类别对测试样本 M 个 IMF 的整体重构误差,按照式 (5) 的最小误差准则判定测试样本目标类别。

3 实验与分析

3.1 数据集及条件设置

文中在 MSTAR 数据集上展开方法测试。该数据集自 20 世纪 90 年代公开以来,成为 SAR 目标识别领域最为权威的数据集之一,广泛用于各种 SAR 目标识别的测试及验证。数据集中 10 类目标的图像如图 2 所示,为尺寸、形状相近的地面车辆目标。各类目标的 SAR 图像由 X 波段机载平台采集,覆盖 $0^\circ\sim 360^\circ$ 方位角以及部分俯仰角。因此,基于 MSTAR 数据集



图 2 10 类 MSTAR 目标的光学及 SAR 图像

Fig.2 Optic and SAR images of 10 MSTAR targets

可设置多种条件测试提出方法的有效性和稳健性。

实验中, 选用部分现有 SAR 目标识别方法作为对比参照, 包括基于单演信号 (Monogenic)^[3]、二维经验模态分解 (BEMD)^[14] 以及 CNN 的方法 (CNN)^[9]。其中, 单演信号及二维经验模态分解方法为特征主导的方法, 主要通过特征提取提高目标识别性能。参考文献 [9] 中的 CNN 方法设计了针对 SAR 目标识别的全卷积神经网络, 取得了很好的识别性能。因此, 三类对比方法能够较好地反映当前主流 SAR 目标识别方法的性能, 具有代表意义。后续实验分别在标准操作条件、俯仰角差异、噪声干扰以及目标遮挡条件下进行。通过定量对比, 对文中方法的性能形成初步结论。

3.2 结果与分析

3.2.1 10 类目标识别问题

文中首先基于 MSTAR 数据集设置 10 类目标识别问题, 具体的训练和测试集如表 1 所示。各类目标的训练样本分别来自 17° 和 15° 俯仰角, 方位角覆盖

0°~360°。从表中可以看出, 任一类别的训练样本均多于测试样本, 可有效覆盖测试样本可能出现的方位角 (即相匹配的样本), 故可近似认为是标准操作条

表 1 10 类目标识别问题的训练和测试集

Tab.1 Training and test sets of 10-class recognition problem

Class	Training set	Test set
BMP2	233	195
BTR70	233	196
T72	232	196
T62	299	273
BRDM2	298	274
BTR60	256	195
ZSU23/4	299	274
D7	299	274
ZIL131	299	274
2S1	299	274

件。图 3 显示了当前测试条件下的混淆矩阵，横纵坐标分别代表真实和类别和分类结果，因此对角线元素反映了不同目标的正确识别率，得到 10 类目标的平均识别率为 99.28%，显示所提方法的有效性。表 2 列出了各方法的平均识别率，均保持在 98.5% 以上。对比可见，所提方法的识别率最高，显示其性能优势。与基于单演信号和二维经验模态分解的方法相比，文

中通过采用多元经验模态分解最终提高了整体识别性能，表明了特征提取算法的有效性。与 CNN 方法相比，文中通过结合多元经验模态分解和联合稀疏表示获得了更高的识别率，这反映了选用特征和决策机制的有效结合。因此，从标准操作条件下的实验结果可以看出所提方法对于 10 类目标识别问题的有效性。

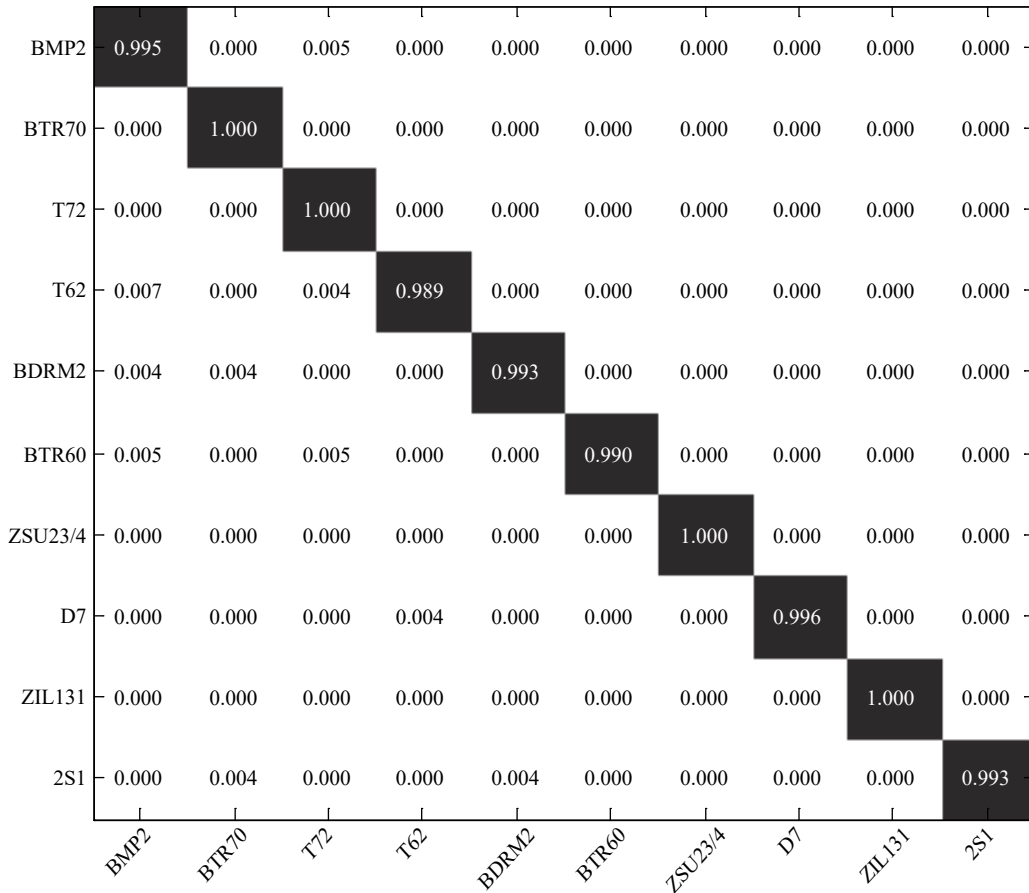


图 3 文中方法对 10 类目标识别问题的结果

Fig.3 Results of the proposed method for 10-class recognition problem

表 2 各类方法对 10 类目标识别问题的结果对比

Tab.2 Comparison of different methods for 10-class recognition problem

Method type	Average recognition rate
Proposed	99.28%
Monogenic	98.94%
BEMD	99.02%
CNN	99.08%

3.2.2 俯仰角差异

在表 1 所示的 10 类目标识别问题中，测试与训练集之间的俯仰角差异较小。实际过程中，非合作条件下获得的测试样本可能与训练集存在较大的俯仰角差异。表 3 选用 MSTAR 数据集中部分样本设置了俯仰角差异条件下的测试条件。其中，训练集来自 17°俯仰角；测试集分别包括 30°和 45°俯仰角下的 SAR 图像。对各类方法在此条件下进行测试，获得图 4 所示结果。SAR 图像对成像视角变化较为敏感，

表 3 俯仰角差异下的训练和测试集

Tab.3 Training and test sets under depression angle variance

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

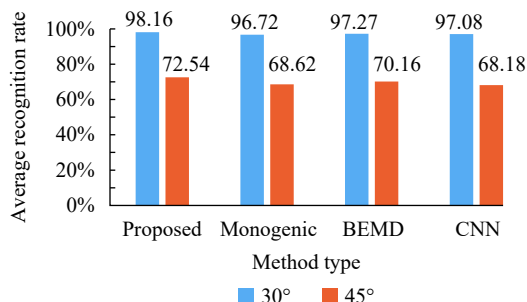


图 4 各类方法对俯仰角差异识别问题的结果对比

Fig.4 Comparison of different methods for recognition problem of depression angle variance

当测试样本与训练样本之间存在的较大俯仰角差异时, 它们的图像差异也随着增大, 这导致各类方法在 45°俯仰角下识别性能下降显著。对比看出, 所提方法在俯仰角差异条件下可以保持优势性能, 显示其更强的稳健性。对比二维经验模态分解方法, 文中通过多元模态分解进一步提升了对于俯仰角差异的适应性和分类能力。

3.2.3 噪声干扰

实际获取的 SAR 图像往往信噪比 (SNR) 较低, 这导致它们与经过预处理的高信噪比训练样本存在较大的差异。文中参照文献 [4] 中的噪声添加算法进行噪声样本构造, 获得不同噪声水平下的测试集。具体而言, 根据原始图像的能量按照预设的信噪比条件不同程度的高斯白噪声, 从而获得相应信噪比的测试样本。图 5 显示了当前条件下各类方法的识别结果。在信噪比逐渐降低时, 各方法的识别性能均出现较为显著的下降。对比可见, 所提方法在各个信噪比下均取得了最高的识别率, 表明其更优的噪声稳健性。文中正是运用多元模态分解提升了获得特征的噪声稳健性, 进而通过联合稀疏表示进一步提升了识别性能。

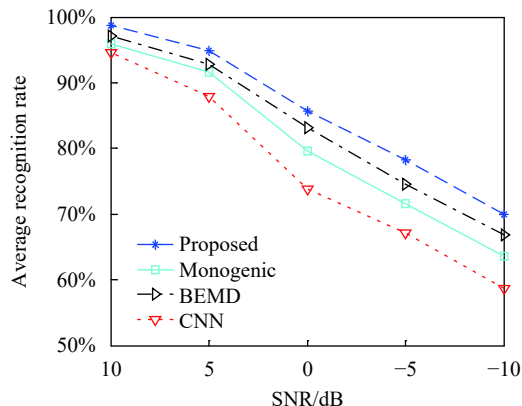


图 5 各类方法对噪声干扰识别问题的结果对比

Fig.5 Comparison of different methods for recognition problem of noise corruption

3.2.4 目标遮挡

与噪声干扰类似, 在非合作条件下获得的测试样本可能存在目标遮挡的情况。此时, 部分目标特性不能体现在提取的特征中, 导致与训练样本之间的差异。实验按照参考文献 [4] 中的目标遮挡模拟方法, 获得不同遮挡比例条件下的测试集。在此基础上, 分别在不同遮挡比例下测试各类方法的识别性能, 如图 6 所示。随着目标遮挡比例的不断增大, 各类方法的性能下降较为剧烈。对比可见, 所提方法在各个遮挡比例均取得高于对比方法的性能, 充分说明了其对于目标遮挡的稳健性。基于 MEMD 分解得到的多层次 IMF 可更为有效地克服目标遮挡的影响, 因此最终的识别稳健性也得到了整体提升。

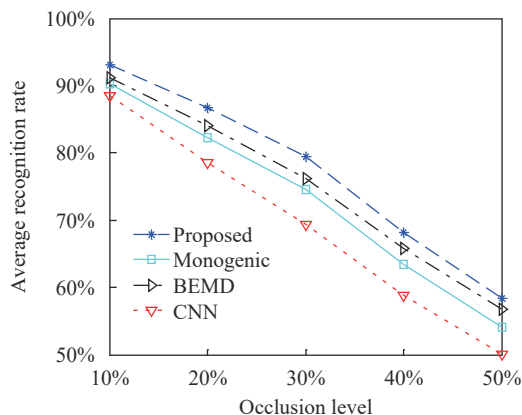


图 6 各类方法对目标遮挡识别问题的结果对比

Fig.6 Comparison of different methods for recognition problem of target occlusion

4 结 论

文中提出基于多元经验模态分解的 SAR 目标识别方法。多元模态分解可有效克服传统经验模态分解中固有函数模式不匹配问题,最终得到的 IMF 可更为有效地反映目标的时频特性。分类过程中,采用联合稀疏表示对多个 IMF 进行统一表征,通过考察它们之间的内在关联提升整体求解精度,进而根据重构结果判定测试样本的类别。实验中,基于 MSTAR 数据集分别在标准操作条件、俯仰角差异、噪声干扰以及目标遮挡条件下进行性能测试。在标准操作条件,文中方法对 10 类目标的平均识别率高达 99.28%;在俯仰角差异条件下,30°和 45°俯仰角对应三类目标平均识别率分别为 98.16% 和 72.54%;在噪声干扰时,文中方法在各个信噪比均保持性能优势。这些实验结果均验证了所提方法相比三类现有方法具有整体优势,在实际应用中具有潜力。

参考文献:

- [1] Dong Lei, Lu Zhenwu, Liu Xinyue. Analysis and comparison of limit detection capabilities of three active synthetic aperture imaging techniques [J]. *Chinese Optics*, 2019, 12(1): 138-147. (in Chinese)
- [2] Xie Qin, 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)
- [3] 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.
- [4] Ding Baiyuan, Wen Gongjian, Yu Liasheng, 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)
- [5] 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)
- [6] Li Yajuan. Target recognition of SAR images based on combination of global and local sparse representations [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(2): 165-171. (in Chinese)
- [7] Lu Ruitao, Ren Shijie, Shen Lurong, et al. Robust template patches-based object tracking with sparse representation [J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2019, 48(3): 0326003. (in Chinese)
- [8] 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)
- [9] 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.
- [10] Zhang Panpan, Luo Haibo, Ju Morang, 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)
- [11] 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)
- [12] 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)
- [13] Chen Zhencheng, Wu Xianliang, Zhao Feijun. Denoising and implementation of photoplethysmography signal based on EEMD and wavelet threshold [J]. *Optics and Precision Engineering*, 2019, 27(6): 1327-1334. (in Chinese)
- [14] 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.
- [15] Zhang Jing, Chen Hongtao, Liu Fang. Remote sensing image fusion based on multivariate empirical mode decomposition and weighted least squares filter [J]. *Acta Photonica Sinica*, 2019, 48(5): 051003. (in Chinese)
- [16] Wu Zhe, Yang Shaopu, Ren Bin, et al. Rolling element bearing fault diagnosis method based on NAMEMD and multi-scale morphology [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2016, 35(4): 127-133. (in Chinese)



第一作者简介: 伍友龙, 2002 年于湖南科技大学获得学士学位, 2005 年于长沙理工大学获得硕士学位, 现为湖南工学院讲师, 主要研究方向为计算机应用技术、人工智能、算法、图像处理。