doi:10.11887/j.cn.201901013 http://journal.nudt.edu.cn

基于VMD和SVM的舰船辐射噪声特征提取及分类识别*

李余兴,李亚安,陈 晓,蔚 婧
(西北工业大学 航海学院,陕西 西安 710072)

摘 要:针对复杂海洋背景下舰船声频辐射噪声特征提取困难的问题,提出一种基于变分模态分解、中心频率、复杂度特征和支持向量机的舰船辐射噪声特征提取及分类识别方法。对四类舰船辐射噪声信号使用变分模态方法分解,得到一定数量的固有模态函数。通过比较提取能量最大的固有模态函数中心频率和排列熵作为特征参数,并利用支持向量机方法对四类舰船信号样本进行分类识别。实验结果表明,该方法可以实现对舰船辐射噪声的特征提取,与已有方法对比,该方法具有较高的识别率。

关键词:变分模态分解;复杂度;支持向量机;特征提取;分类识别
中图分类号:TN911.72 **文献标志码**:A **文章编号**:1001-2486(2019)01-089-06

Feature extraction and classification of ship radiated noise based on VMD and SVM

LI Yuxing, *LI Yaan*, *CHEN Xiao*, *YU Jing*
(School of Marine Science and Technology, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: In order to solve the problem that the feature extraction of ship radiated noise in complex ocean environment is difficult, a method for feature extraction and classification of ship radiated noise based on variational mode decomposition, center frequency, complexity and support vector machine was presented. Four kinds of ship radiated noise signals were decomposed into several intrinsic mode functions with variational mode decomposition. In comparison, the center frequency and permutation entropy of intrinsic mode function with the maximum energy were taken as the characteristic parameters. The characteristic parameters acted as the input of support vector machine to distinguish the four kinds of ship. Results show that this method can realize the feature extraction of ship radiated noise, and it has higher recognition rate than the existing methods.

Keywords: variational mode decomposition; complexity; support vector machine; feature extraction; classification and recognition

舰船辐射噪声(Ship-Radiated Noise,SRN)信号一直是水声信号处理领域的研究重点,它包含了较多的舰船特征信息,是舰船性能的重要标志之一。舰船辐射噪声作为被动声呐的信息来源,可以广泛应用于舰船目标的检测、跟踪以及分类识别。因此对于舰船辐射噪声信号特征的研究,有利于准确识别敌方目标,具有重要的理论和实际意义。然而,舰船辐射噪声信号具有非平稳、非高斯和非线性特性,传统的信号处理方法不能有效地对其进行处理[1]。

Huang等[2-3]提出的经验模态分解(Empirical Mode Decomposition,EMD)方法可将非平稳信号按照其自身的尺度特征自适应地分解得到一组具有真实物理意义的固有模态函数(Intrinsic Mode Function,IMF)。针对EMD的模态混叠现象,Wu等[4]提出集合经验模态分解(Ensemble Empirical Mode Decomposition,EEMD)方法,该方法可在一定程度上抑制模态混叠现象。随着EMD及其改进算法的不断发展,该方法在故障诊断领域[5-6]、医学领域[7-8]及水声信号处理领域[9-12]得到广泛应用。然而,无论是EMD还是EEMD方法,均属于递归分解,依然受模态混叠和端点效应影响,存在一定分解误差。

Dragomiretskiy等[13]于2014年提出了变分模态分解(Variational Mode Decomposition,VMD),该方法通过迭代搜寻变分模型的最优解来实现目标信号的自适应分解,从而确定每个IMF的中心频率及带宽。与EMD及EEMD相比,VMD不仅具有坚实的理论基础,对于噪声也表现出较好的鲁棒性。排列熵[14](Permutation Entropy,PE)为衡量时间序列排列复杂度的参数,具有计算简单、抗

* **收稿日期**:2017-04-16
基金项目:国家自然科学基金资助项目(51179157,51409214,11574250)
作者简介:李余兴(1984—),男,内蒙古呼伦贝尔人,博士研究生,E-mail:liyuxinglyx@sina.com;
李亚安(通信作者),男,教授,博士,博士生导师,E-mail:liyaan@nupu.edu.cn

干扰能力强的特点。排列熵作为特征参数已广泛应用于故障诊断、医学及水声信号处理。支持向量机(Support Vector Machine,SVM)是常见的一种判别方法。在机器学习领域,是一个有监督的学习模型,通常用来进行模式识别、分类以及回归分析。作为一种有效的分类识别方法,能够较好地解决小样本分类难的问题。

近年来,在故障诊断领域,马增强等[6]利用基于 VMD 和 Teager 能量算子(Teager Energy Operator,TEO)对滚动轴承故障特征进行提取。Teager 能量算子是一个非线性算子,能够跟踪信号的瞬时能量,该方法可以有效区分不同故障状态,与 EEMD 方法比较,该方法克服了模态混叠现象,分解效果更为准确。在水声信号处理领域,杨宏等[10]采用 EEMD 方法对舰船辐射噪声进行能量分析,结果表明,以高低频能量差作为舰船辐射噪声的特征参数对舰船类别具有较好的可分性。Li 等[12]将 EMD 得到的能量最强的 IMF 排列熵作为特征参数,相比传统的能量、频率为特征参数的方法,该方法可以更好地识别不同类别的舰船。目前,基于 VMD 方法的舰船辐射噪声信号特征提取方法还未见报道。

这些方法的提出证明了 VMD 方法优于 EMD 及 EEMD,也证明了 VMD 方法用于水声信号特征提取的可行性。在实际应用中,往往需要区分较多类别的舰船信号,而单一的特征参数仅可区分少量类别的舰船。基于此,本文采用 VMD 和多个特征参数相结合的方法来分析舰船辐射噪声特征,并采用支持向量机的方法验证不同特征对舰船识别的影响,实现了不同类别舰船的准确识别。

1 理论与算法

1.1 VMD 算法

VMD 是一种新的基于维纳滤波、希尔伯特变换及混频的自适应分解方法,通过搜寻约束变分模型的最优解可将原信号分解成一组具有稀疏特性的 IMF 分量。不同于 EMD 方法,VMD 将每个 IMF 定义为调频 - 调幅信号,可表示为

$$u_k(t) = A_k(t)\cos(\phi_k(t)) \tag{1}$$

式中,$A_k(t)$ 为瞬时幅值,$\phi_k(t)$ 的导数为瞬时频率。假设每个模态 u_k 具有中心频率和有限带宽,约束条件为每个 IMF 的估计带宽最小,且所有 IMF 之和等于输入信号,约束模型表示为

$$\min_{\{u_k\},\{w_k\}}\left\{\sum_{k=1}^{K}\left\|\partial t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}wkt}\right\|_2^2\right\}\cdot$$

$$\sum_{k=1}^{K}u_k = f \tag{2}$$

式中,K 表示 IMF 的数量,f 为输入信号,$\{u_k\}=\{u_1,u_2,u_3,\cdots,u_K\}$ 表示分解得到的 K 个有限带宽的 IMF 分量,$\{w_k\}=\{w_1,w_2,\cdots,w_K\}$ 表示各个 IMF 的中心频率。为了解决式(1)的约束性变分问题,引入惩罚因子 α 和 Lagrange 算子 $\lambda(t)$,将式(1)变为非约束性变分问题,得到扩展的 Lagrange 表达式为

$$L(\{u_k\},\{w_k\},\lambda)=\alpha\sum_{k=1}^{K}\left\|\partial t\left[\left(\delta(t)+\frac{\mathrm{j}}{\pi t}\right)*u_k(t)\right]\mathrm{e}^{-\mathrm{j}wkt}\right\|_2^2+$$

$$\left\|f(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k(t)\right\|_2^2+\left\langle\lambda(t),f(t)-\sum_{k=1}^{K}u_k(t)\right\rangle \tag{3}$$

采用交替方向乘子算法(Alternate Direction Method of Multipliers,ADMM)求取式(2)的“鞍点”得到估计的 u_k 及相应的 w_k。在频域对 u_k,w_k,λ 进行更新,表示为

$$\hat{u}_k^{n+1}(w)=\frac{\hat{f}(w)-\sum_{i<k}\hat{u}_i^n(w)-\sum_{i>k}\hat{u}_i^n(w)+\frac{\hat{\lambda}^n(w)}{2}}{1+2\alpha(w-w_k^n)^2} \tag{4}$$

$$w_k^{n+1}=\frac{\int_0^\infty w\,|\hat{u}_k^{n+1}|^2\mathrm{d}w}{\int_0^\infty|\hat{u}_k^{n+1}|^2\mathrm{d}w} \tag{5}$$

$$\hat{\lambda}^{n+1}(w)=\hat{\lambda}^n(w)+\tau[\hat{f}(w)-\sum_k\hat{u}_n^{n+1}(w)] \tag{6}$$

式中,τ 为更新因子。算法具体的实现步骤如下:

步骤 1:初始化$\{u_k^1\}$、$\{w_k^1\}$、λ^1 和 n。

步骤 2:根据式(4)、式(5)和式(6)更新$\{u_k^1\}$、$\{w_k^1\}$ 和 λ^1。

步骤 3:重复上述步骤,直到满足迭代停止条件,即

$$\sum_k\|\hat{u}_k^{n+1}-\hat{u}_k^n\|_2^2/\|\hat{u}_k^n\|_2^2<r \tag{7}$$

式中,r 为阈值。经过以上步骤,VMD 分解完成并得到 k 个 IMF 分量。

1.2 特征参数

舰船辐射噪声的特征参数选取是识别不同舰船类别的关键,传统的特征参数包括中心频率、高低频能量差等,而最近一些研究将复杂度引入到舰船信号特征提取中。为了更好地区分不同类别舰船,本文选取两个特征参数,分别参考文献[11]和文献[12],将中心频率及排列熵作为特征参数。

对于任意的 IMF,其中心频率通常在一定范围内并围绕着一个中心频率波动,通常定义这个频率为该 IMF 的中心频率。具体计算方法参考

文献[11]。排列熵可表示一维时间序列的复杂度,且具有计算简单、抗噪声干扰能力强的特点。关于排列熵的原理和求解过程可参考文献[12],此处不再赘述。

1.3　SVM 简介

SVM 是 Vapnik 等根据统计学习理论中的结构风险最小化提出的,具有较强的学习能力,适用于解决小样本、非线性、局部极小等问题,可较好地实现分类。对于非线性分类问题,SVM 的解决方法是通过非线性变换,将线性不可分的数据变换为高维空间中的线性可分问题,而这种非线性变换可以通过核函数巧妙地实现。目前,常用的核函数主要有多项式函数、径向基函数和 Sigmoid 函数等,采用不同的核函数可构造不同的 SVM。常用的 SVM 可以称为标准的 SVM,或称为 C - SVM。C - SVM 是一种二类分类模型,其基本模型定义为特征空间上间隔最大的线性分类器,其学习策略便是间隔最大化,最终可转化为一个凸二次规划问题的求解。

1.4　特征提取和分类识别方法

基于 VMD 和 SVM 的舰船辐射噪声特征提取和分类识别步骤如下,流程如图 1 所示。

1) 获取四类舰船辐射噪声信号,设置 VMD 相关参数;

2) 用设置好的参数对信号进行 VMD 分解,得到一组 IMF 分量及相应的中心频率;

3) 选择一个最优 IMF 并计算其排列熵;

4) 采用 C - SVM 方法对四类舰船辐射噪声最优 IMF 的中心频率和排列熵两组特征参数进行分类识别分析,并得出分类结果。

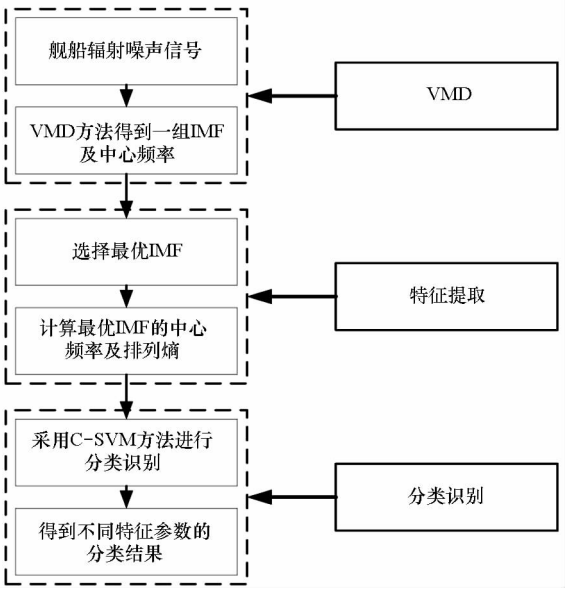
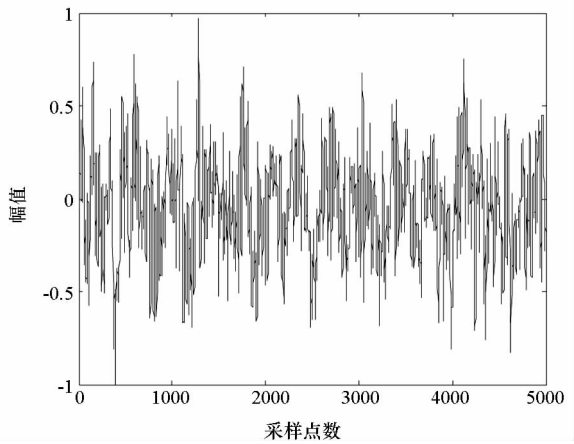


图 1　特征提取和分类识别流程图

Fig. 1　Flow chart of feature extraction and classification

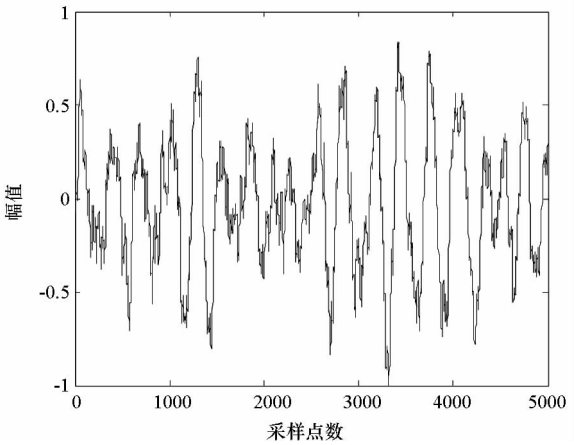
2　舰船辐射噪声变分模态分解

对四类实测舰船辐射噪声信号进行 VMD 分解,采样频率 44.1 kHz,数据长 5000 点。首先对信号进行预处理,将其归一化得到时域波形如图 2所示。图 3 为四类舰船辐射噪声 VMD 分解结果,在 VMD 方法中,分别令 $K=8$、$\alpha=2000$,并将得到的 IMF 按中心频率降序依次排序。



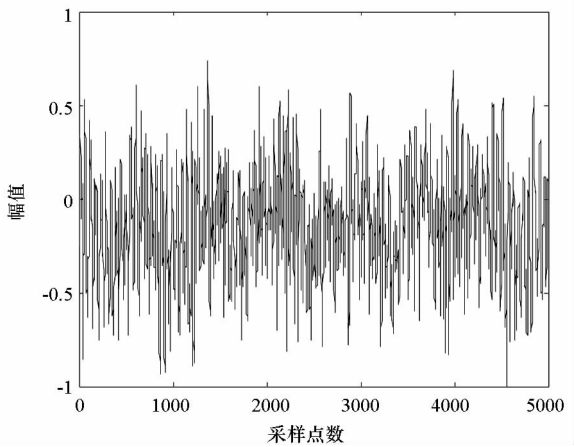
(a) 第一类舰船辐射噪声

(a) The first type of SRN signal



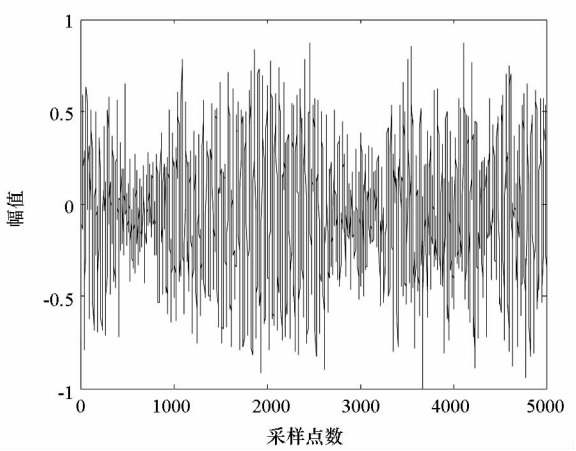
(b) 第二类舰船辐射噪声

(b) The second type of SRN signal



(c) 第三类舰船辐射噪声

(c) The third type of SRN signal



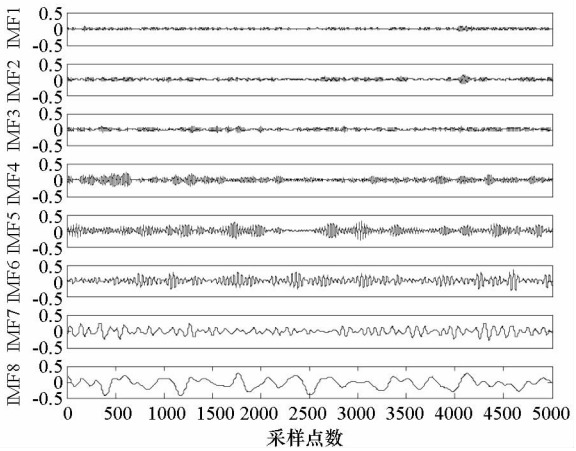
(d) 第四类舰船辐射噪声

(d) The fourth type of SRN signal

图2 四类舰船辐射噪声时域波形

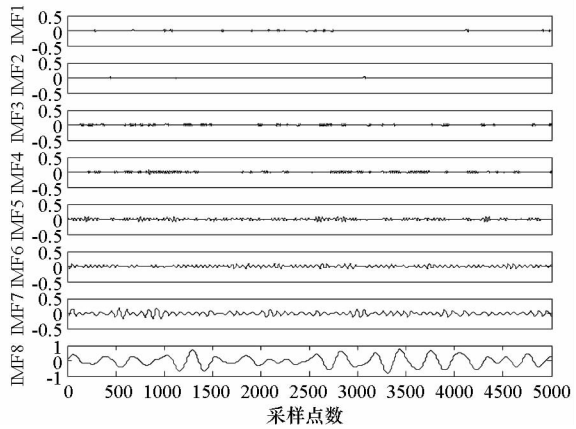
Fig. 2 Time-domain waveform for four types of SRN signals

由图3可知,舰船辐射噪声信号的IMF分量中至少有1个或几个IMF其幅值高于其他分量,这些IMF成为信号的主要能量部分或称为主分量,它们可以反映出舰船辐射噪声信号的重要特



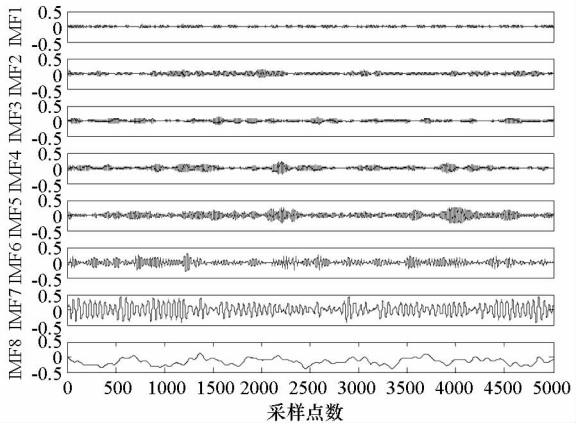
(a) 第一类舰船辐射噪声

(a) The first type of SRN signal



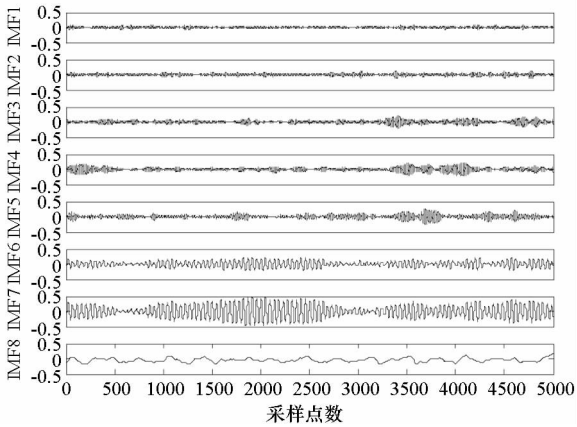
(b) 第二类舰船辐射噪声

(b) The second type of SRN signal



(c) 第三类舰船辐射噪声

(c) The third type of SRN signal



(d) 第四类舰船辐射噪声

(d) The fourth type of SRN signal

图3 四类舰船辐射噪声VMD分解结果

Fig. 3 Result of VMD for four types of SRN signals

征。通过文献[11]中的相关公式可以得到四类舰船辐射噪声EIMF分布阶数分别为8,8,7,7,本文将能量最大IMF称为最强IMF,用EIMF表示。

3 舰船辐射噪声特征提取

通过对四类舰船辐射噪声的VMD分解,将分解得到的主分量EIMF作为研究对象,对其进行特征提取。特征参数分别为中心频率及排列熵,经过VMD分解后各个IMF的中心频率已经确定,无须额外计算,而EIMF的排列熵可由排列熵计算公式求得。图4和图5分别为四类舰船辐射噪声各50个样本的EIMF中心频率及EIMF排列熵。由图4可知,第三类与第四类舰船辐射噪声中心频率存在明显差异,采用中心频率特征可以较好识别第三类及第四类舰船,但无法区分第一类和第二类舰船。在图5中,第一类和第二类EIMF排列熵存在一定差异,第三类与第四类的部分样本排列熵较接近。

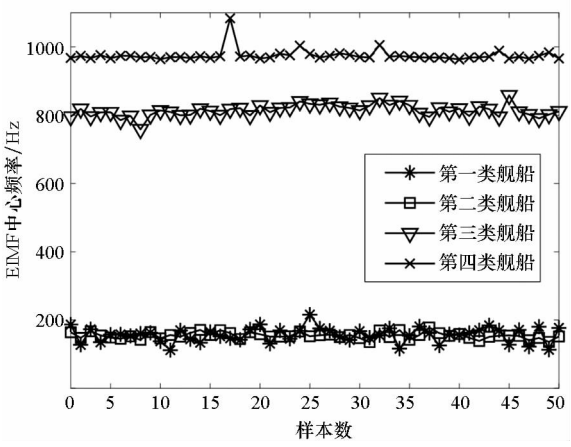


图 4　四类舰船辐射噪声 EIMF 中心频率分布

Fig. 4　Center frequency distribution of the EIMF for four types of SRN signals

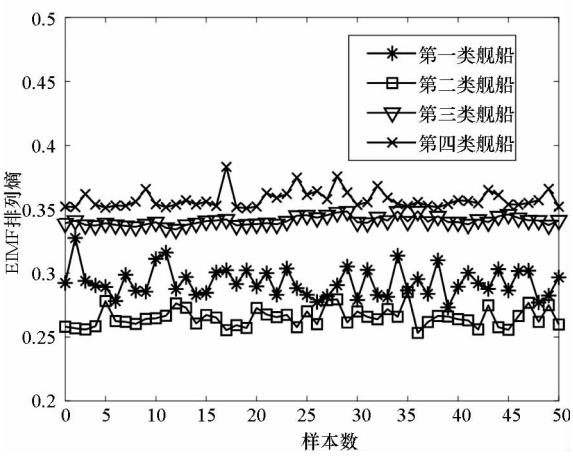


图 5　四类舰船辐射噪声 EIMF 排列熵分布

Fig. 5　PE distribution of the EIMF for four types of SRN signals

4　舰船辐射噪声分类识别

不同类别舰船的特征参数之间总会存在某种差异,而这些差异可以作为舰船信号分类识别的基础和重要依据。在 EIMF 中心频率及 EIMF 排列熵特征中,提取单一特征或组合特征分别构成特征向量,每类信号选取 20 个样本作为训练样本,其余 30 个作为测试样本,利用 C－SVM 方法,核函数采用多项式核函数,对四类舰船信号进行分类识别,并分析识别效果。

表 1 和表 2 分别表示四类舰船辐射噪声的 EIMF 中心频率及 EIMF 排列熵分类结果。其中,EIMF 中心频率对第三类及第四类舰船具有较高的识别率,但对于第一类和第二类舰船识别率低,而 EIMF 排列熵对于第一类和第二类舰船识别率高于 EIMF 中心频率。联合两种特征的整体识别率如表 3 所示,两种特征参数优势互补,与单一特征相比,四类舰船的平均识别率提升至 94.2%。

表 1　四类舰船辐射噪声 EIMF 中心频率分类结果

Tab. 1　Classification results of EIMF center frequency for four types of SRN signals

舰船类别	训练样本		测试样本		
	样本数	识别率/%	样本数	错误识别数	识别率/%
第一类	20	20	30	6	80
第二类	20	0	30	30	0
第三类	20	100	30	0	100
第四类	20	100	30	0	100

表 2　四类舰船辐射噪声 EIMF 排列熵分类结果

Tab. 2　Classification results of EIMF PE for four types of SRN signals

舰船类别	训练样本		测试样本		
	样本数	识别率/%	样本数	错误识别数	识别率/%
第一类	20	30	30	20	33.3
第二类	20	100	30	0	100
第三类	20	100	30	0	100
第四类	20	15	30	19	36.7

表 3　四类舰船辐射噪声 EIMF 中心频率及排列熵分类结果

Tab. 3　Classification results of EIMF center frequency and PE for four types of SRN signals

舰船类别	训练样本		测试样本		
	样本数	识别率/%	样本数	错误识别数	识别率/%
第一类	20	90	30	3	90
第二类	20	80	30	4	86.7
第三类	20	100	30	0	100
第四类	20	100	30	0	100

5　结论

本文将 VMD 引入水声信号处理分析中,并与排列熵方法及 SVM 结合,提出了一种舰船辐射噪声特征提取及分类识别方法。首先,通过仿真信号的 EMD、EEMD 和 VMD 分解比较,证明了 VMD 分解的有效性。为了解决单一特征参数无法有效区分多类舰船的问题,采用 EIMF 中心频率及 EIMF 排列熵作为特征参数进行特征提取,

并通过SVM方法进一步验证该方法的有效性。仿真结果表明,与参考文献[11]和文献[12]中单一特征参数相比,本文方法对四类舰船具有较高的识别率,证明了该方法的有效性。

参考文献(References)

[1] 李新欣. 船舶及鲸类声信号特征提取和分类识别研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2012.
LI Xinxin. Research on feature extraction and classification of ship noise and whale sound[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2012. (in Chinese)

[2] Huang N E, Shen Z, Long S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 1998, 454(1971): 903 – 995.

[3] Wu Z H, Huang N E. A study of the characteristics of white noise using the empirical mode decomposition method [J]. Proceedings: Mathematical, Physical and Engineering Sciences, 2004, 460(2046): 1597 – 1611.

[4] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noise-assisted data analysis method [J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1 – 41.

[5] Zhang X Y, Liang Y T, Zhou J Z, et al. A novel bearing fault diagnosis model integrated permutation entropy, ensemble empirical mode decomposition and optimized SVM[J]. Measurement, 2015, 69: 164 – 179.

[6] 马增强, 李亚超, 刘政, 等. 基于变分模态分解和Teager能量算子的滚动轴承故障特征提取[J]. 振动与冲击, 2016, 35(13): 134 – 139.
MA Zengqiang, LI Yachao, LIU Zheng, et al. Rolling bearing fault feature extraction based on variational mode decomposition and Teager energy operator [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(13): 134 – 139. (in Chinese)

[7] Shih M T, Doctor F, Fan S Z, et al. Instantaneous 3D EEG signal analysis based on empirical mode decomposition and the Hilbert-Huang transform applied to depth of anaesthesia [J]. Entropy, 2015, 17(3): 928 – 949.

[8] Wei Q, Liu Q, Fan S Z. Analysis of EEG via multivariate empirical mode decomposition for depth of anesthesia based on sample entropy[J]. Entropy, 2013, 15(9): 3458 – 3470.

[9] 张民, 王向军, 方兴. 一种新的舰船辐射噪声特征提取方法[J]. 国防科技大学学报, 2007, 29(3): 89 – 92.
ZHANG Min, WANG Xiangjun, FANG Xing. A novel approach of warship radio noise feature extraction [J]. Journal of National University of Defense Technology, 2007, 29(3): 89 – 92. (in Chinese)

[10] 杨宏, 李亚安, 李国辉. 基于集合经验模态分解的舰船辐射噪声能量分析[J]. 振动与冲击, 2015, 34(16): 55 – 59.
YANG Hong, LI Yaan, LI Guohui. Energy analysis of ship radiated noise based on ensemble empirical mode decomposition [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(16): 55 – 59. (in Chinese)

[11] 李余兴, 李亚安, 陈晓. 基于EEMD的舰船辐射噪声特征提取方法研究[J]. 振动与冲击, 2017, 36(5): 114 – 119.
LI Yuxing, LI Yaan, CHEN Xiao. Ships′ radiated noise feature extraction based on EEMD[J]. Journal of Vibration and Shock, 2017, 36(5): 114 – 119. (in Chinese)

[12] Li Y X, Li Y A, Chen Z, et al. Feature extraction of ship-radiated noise based on permutation entropy of the intrinsic mode function with the highest energy [J]. Entropy, 2016, 18(11): 393.

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

[14] Zanin M, Zunino L, Rosso O A, et al. Permutation entropy and its main biomedical and econophysics applications: a review [J]. Entropy, 2012, 14(8): 1553 – 1577.