

DOI: 10.19666/j.rlfed.202407173

# 基于声振融合和 WR-VMD 的电机轴承故障诊断研究

金成毅<sup>1</sup>, 陈建鹏<sup>2</sup>, 程伟<sup>1</sup>, 徐正国<sup>2,3</sup>

(1.中广核工程有限公司, 广东 深圳 518120;

2.浙江大学湖州研究院, 浙江 湖州 313000;

3.浙江大学控制科学与工程学院, 浙江 杭州 310027)

[摘要] 在火电和核电机组冷却系统中, 电机轴承故障信号因具有微弱性和非线性特征, 容易被运行信号和无效信号掩盖, 采用单一的振动监测不足以采集到完整的故障信息。对此, 提出融合声音和振动(声振融合)信号的方法来监测电机轴承的故障信息。首先, 针对采集的电机轴承声振信号, 提出一种结合小波脊线(WR)和变分模态分解(VMD)的WR-VMD算法提取声振信号的特征; 利用WR分析原信号的成分, 随后利用获取的信息确定VMD的参数, 这样弥补了原VMD方法需要预先根据经验设定参数的不足; 最后, 将声振信号融合技术和WR-VMD算法用于实测的电机轴承故障数据, 仿真结果显示: 对比同类型的方法, WR-VMD方法所提取的特征最明显, 干扰信息最少, 用于故障诊断的准确率最高; 融合声振信号相比单一振动信号或者声音信号用于故障诊断的准确率提升了至少7%。

[关键词] 轴承故障; 声振融合; 变分模态分解; 小波脊线; 特征提取

[引用本文格式] 金成毅, 陈建鹏, 程伟, 等. 基于声振融合和 WR-VMD 的电机轴承故障诊断研究[J]. 热力发电, 2024, 53(11): 101-111. JIN Chengyi, CHEN Jianpeng, CHENG Wei, et al. Fault diagnosis for motor bearing based on vibro-acoustic signal fusion and WR-VMD[J]. Thermal Power Generation, 2024, 53(11): 101-111.

## Fault diagnosis for motor bearing based on vibro-acoustic signal fusion and WR-VMD

JIN Chengyi<sup>1</sup>, CHEN Jianpeng<sup>2</sup>, CHENG Wei<sup>1</sup>, XU Zhengguo<sup>2,3</sup>

(1.China Nuclear Power Engineering Co., Ltd., Shenzhen 518120, China;

2.Huzhou Institute of Zhejiang University, Huzhou 313000, China;

3.College of Control Science and Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China)

**Abstract:** In cooling systems of thermal and nuclear power generating unit, the bearing fault signal of the motor is weak and nonlinear, which is easily masked by running signals and invalid signals, and the use of a single vibration monitoring may not be sufficient to collect complete defect information. To address this problem, vibration and sound signals are combined to monitor bearing fault signals, and the collected sound and vibration signal features are fused. To process the sound and vibration signals of motor bearings, a WR-VMD algorithm that integrates wavelet ridge (WR) and variational mode decomposition (VMD) is proposed. The WR is used to analyze the components of the original signal, and then the acquired information is used to determine the parameters of the VMD, which makes up for the shortcomings of the original VMD method that requires the parameters to be set empirically in advance. The simulated signal results show that, compared with the same type of methods, the features extracted by the WR-VMD method are the most obvious and have the least interference information. Finally, the acoustic and vibration signal fusion technique and the WR-VMD algorithm are applied to the measured motor bearing fault data, and the results show that, compared with other feature extraction

收稿日期: 2024-07-24 网络首发日期: 2024-09-26

基金项目: 中国广核集团科研项目 (K-A2023.560)

Supported by: Science and Technology Project of China General Nuclear Power Group (K-A2023.560)

第一作者简介: 金成毅 (1974), 男, 高级工程师, 主要研究方向为核电站调试技术, jinchengyi@126.com。

通信作者简介: 程伟 (1987), 男, 硕士, 高级工程师, 主要研究方向为核电站调试技术, chengw05@163.com。

algorithms of the same type, the WR-VMD extracts the most obvious features and has the highest accuracy in fault diagnosis. The acoustic and vibration signal fusion has at least a 7% increase in accuracy compared with a single vibration or acoustic signal in fault diagnosis.

**Key words:** bearing faults; vibro-acoustic signal fusion; VMD; wavelet ridge line; feature extraction

电机是一种常见的工业设备, 是通过电磁感应原理将电能转换成机械能的装置, 目前广泛应用于能源、建筑、工业制造等行业<sup>[1]</sup>。在电机中轴承作为其核心部件, 主要功能是保证支撑轴的旋转和引导轴的转动, 同时减少摩擦和能量损失。轴承一旦失效会引发振动、噪声上升和扭矩降低, 严重时会导致其他部件损坏, 甚至可能引发整个设备的故障或停机<sup>[2-3]</sup>。在火电和核电等行业中, 各类供水或冷却水泵电机轴承在工作中发生故障, 可能导致冷却系统工作不稳定引发高温、泄漏等问题, 甚至触发安全系统动作<sup>[4]</sup>。因此, 开展关键转动设备状态监测与故障诊断技术研究对保障设备稳定运行有重要的意义。

核电机组冷却系统调试时, 对运行中的监测参数的选择至关重要, 如果监测信号无法采集到相关特征, 那么对后续的信号处理和模式识别将造成不可弥补的缺陷<sup>[5-7]</sup>。由于传感器自身和测点安装的局限性, 单一振动信号包含的故障信息可能是不完整的。一些有经验的工人能够根据振动和声音定位轴承故障原因, 因此在综合考虑灵敏度、冗余度、安装性和有效性等因素后选择振动信号和声音信号联合进行电机轴承故障数据采集<sup>[8-10]</sup>。

电机轴承故障信号具有非线性和微弱的特点, 不同类型故障信号处理方法不一致, 因此寻找一种通用处理多类型传感信号和有效提取轴承故障特征的信号处理算法对提升轴承故障诊断准确性具有重要的意义<sup>[11-12]</sup>。

众多学者采用非线性信号分解方法提取微弱信号。Lau 等人<sup>[13]</sup>利用小波包变换将电机的电流信号进行时频分解, 成功提取出包含轴承外圈滚动磨损特征信号, 并利用其进行故障阶段评估。Zhao 等人<sup>[14]</sup>研究电机轴承内圈、外圈、滚动体故障信号特点后, 选择经验模态分解 (empirical mode decomposition, EMD) 方法进行特征提取, 分辨出 3 种故障特征, 并对得到固有模态函数 (intrinsic mode function, IMF) 计算多尺度模糊熵后将其作为量化指标, 成功识别了上述 3 种故障。Yang 等人<sup>[15]</sup>根据转子系统局部碰摩故障振动信号的冲击特性, 提出了一种基于集成局部均值分解 (ELMD) 的转子系

统局部碰摩故障诊断方法, 通过实测转子局部碰摩实验表明, ELMD 方法可以有效地提取出转子局部碰摩故障特征并成功消除了干扰。李志农等<sup>[16]</sup>将经验小波变换 (empirical wavelet transform, EWT) 应用到轴承故障诊断中, 实验验证了提出的方法能有效地诊断出轴承故障与损伤程度, 能清晰地表示故障信号的时变特征。虽然上述方法均取得了不错的效果, 但是其中小波分析方法如何选取合适的小波基函数、合适的分解层数和分解尺度对结果存在着较大的影响; EMD 方法结果存在模态混叠, 端点效应和虚假模态的缺点, 并且其理论依据还不完善。ELMD 算法是基于 EMD 发展而来, 因此端点效应和模态混叠不足之处仍然有待完善。

变分模态分解 (variational mode decomposition, VMD)<sup>[17]</sup>相对上述几种方法的优势在于其基础理论模型处于约束变分框架下, 通过求解此约束变分模型可得到彼此独立的固有模态函数, 不需要额外构建基函数, 得到的每个固有模态函数都来源于信号自身, 不会产生虚假模态, 并且对噪声具有鲁棒性。该方法一经提出便广泛应用在机械<sup>[18-19]</sup>、医疗<sup>[20]</sup>、经济<sup>[21]</sup>、电力<sup>[22]</sup>等方面。但是 VMD 的分解效果与分解参数  $K$  有关,  $K$  值过大会导致过分解, 过小则会造成欠分解。因此, 选择合适的  $K$  值对分解是否完全至关重要。小波脊线技术 (wavelet ridge, WR) 能够从信号中确定其成分和类别, 这有助于在 VMD 处理之前根据脊线信息确定分解个数  $K$ 。

本文结合小波脊线技术和 VMD 方法提出 WR-VMD 算法, 利用仿真信号验证其有效性, 结果显示该算法能够自适应地确定最佳分解个数  $K$ 。将 WR-VMD 算法用于处理电机故障振动和声音信号, 得到最佳固有模态函数并进行振声特征融合; 将振声特征送入支持向量机 (SVM) 中进行故障模式识别; 最后利用厂内冷却泵的电机轴承故障数据验证了所提出方法具备较高的故障诊断精度和应用价值。

## 1 小波脊线算法

信号在连续小波平面上的分布会呈现出类似地图中山脊的形状, 称为小波脊线。利用连续小波变换后的小波系数中的幅值和相位信息可以实现

获取原信号中的有效成分的变化曲线。

小波脊线提取技术主要可分为 3 个步骤<sup>[23-24]</sup>。

1) 计算小波脊线

实小波 $\psi(t)$ 的解析形式为 $\psi(t) = A_\psi(t)e^{j\phi_\psi(t)}$ ，则

渐近信号 $s(t)$ 的解析小波变换为：

$$W_s(a, b) = \frac{1}{2\sqrt{a}} \int_R s(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt = \frac{1}{2\sqrt{a}} \int_R A_{a,b} e^{j\phi_{a,b}(t)} dt \quad (1)$$

$$\begin{cases} A_{a,b}(t) = A_s(t) A_\psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) \\ \phi_{a,b}(t) = \phi_s(t) - \phi_\psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \end{cases}$$

根据复分析理论可知，式(1)的积分值取决于驻点 $t_s$ ，且满足 $\Phi_{a,b}(t_s)=0$ 和 $\Phi_{a,b}'(t_s) \neq 0$ 。这些连续的驻点组成了小波脊线 $R=\{(a,b) \in \Omega, t_s(a,b)=b\}$ ，由驻点的性质可知，在小波脊线上有：

$$\phi_s'(b) = \frac{1}{a} \phi_\psi'(0) \quad (2)$$

由式(2)得，尺度 $a$ 是平移参数 $b$ 的函数，即

$$a = a_r(b) = \frac{\phi_\psi'(0)}{\phi_s'(b)}$$

2) 小波曲线拟合

小波曲线是在相平面上通过点 $(a_r(b_0), b_0)$ ，且满足 $t_s(a, b)=b_0$ 的所有点 $(a, b)$ 的集合，即：

$$C = \{(a, b) \in R^2; a > 0, t_s(a, b) = b_0\} \quad (3)$$

小波曲线完全由分析小波的相位函数 $\phi_\psi(t)$ 确定。

3) 小波脊线提取

通过将实对称窗函数 $g(t)$ 乘以复正弦波 $e^{j\omega_0 t}$ ，可以构造出近似解析小波 $\psi(t) = g(t)e^{j\omega_0 t}$ ，其中 $\omega_0$ 为 $\psi(t)$ 的中心频率（角频率），且有 $\omega_0 = \phi_\psi'(0)$ 。令信号 $s(t)$ 关于小波 $\psi(t)$ 的小波系数为 $W_s(a, b)$ ，结合式(1)可以得到：

$$|W_s(a, b)| = \frac{\sqrt{a}}{2} A(b) \left| \hat{g}\left(a\left[\frac{\omega_0}{a} - \phi'(b)\right]\right) \right| \quad (4)$$

因此，如果 $(a, b)$ 是小波脊点，则：

$$|W_s(a, b)| = \frac{\sqrt{a}}{2} A(b) |\hat{g}(0)| \quad (5)$$

在时刻 $b$ 处的所有小波系数中，小波的脊点 $(a_r(b), b)$ 处的小波系数模式最大。

当小波脊线 $a_r(b)$ 被提取出后，可以得到信号 $s(t)$ 在时刻 $t$ 的瞬时频率 $f_s(t)$ 和瞬时幅值 $A_s(t)$ ，如式(6)和式(7)所示：

$$f_s(t) = \frac{1}{2\pi} \frac{\omega_0}{a_r(t)} \quad (6)$$

$$A_s(t) \approx \frac{2|W_s(a_r(t), t)|}{\sqrt{a_r(t)} |\hat{g}(0)|} \quad (7)$$

## 2 WR-VMD 算法

### 2.1 VMD 原理

VMD 就是将观测信号分解成一系列具有特定稀疏性（窄带宽）的子信号（固有模态函数，IMF），并假设每个子信号的频谱中紧凑地围绕着 1 个中心频率<sup>[25]</sup>。

IMF 的定义为满足式(8)的 1 个调频调幅信号：

$$u_k(t) = A_k(t) \cos(\phi(t)) \quad (8)$$

式中： $u_k(t)$ 为源信号分解后得到的模态； $k$ 为模态个数； $A_k(t)$ 为瞬时幅值； $\phi(t)$ 为瞬时相位。

这些参数满足条件：1) 瞬时相位 $\phi(t)$ 是非递减的；2) 瞬时频率 $\omega(t) = \phi'(t) \geq 0$ ；3) 瞬时幅值 $A_k(t) \geq 0$ 。其中， $A_k(t)$ 、 $\omega(t)$ 的变化比 $\phi(t)$ 慢，因此在足够长间隔 $[t-\delta, t+\delta]$ 内（ $\delta = 2\pi/\phi'(t) = T$ ），信号可以被看作是 1 个纯谐波信号，对应的振幅和频率分别为 $A_k(t)$ 、 $\omega(t)$ 。

VMD 中估计各个模态带宽使用 3 个步骤：

1) 对每个模态做希尔伯特变换并计算其解析信号，得到单侧频谱；

2) 将每个模态的频谱平移到基频带；

3) 用解调信号的高斯平滑来估计带宽。

根据以上步骤，VMD 分解的核心就是估计各个模态带宽之和求最小的一个泛函问题，如式(9)所示：

$$\begin{cases} \min \left\{ \sum_k \left\| \partial_t \left[ (\delta(t) + \frac{j}{\pi t}) \cdot u_k(t) \right] e^{-j\omega_k t} \right\|_2^2 \right\} \\ \text{s.t. } \sum_k u_k = f(t) \end{cases} \quad (9)$$

式中： $[(\delta(t) + j/(\pi t)) \cdot u_k(t)]$ 为求原信号的解析信号； $e^{-j\omega_k t}$ 为将频谱平移到基频带； $\{u_k(t)\}$ 为 VMD 分解得到的 $K$ 个 IMF 分量； $\{\omega_k(t)\}$ 为各 IMF 分量的中心频率； $\partial_t$ 为求偏导； $j$ 为虚数单位。

为了求解式(9)，将这个约束变分问题采用增广拉格朗日方法转化成非约束变分问题，然后利用交替乘法求解 $u_{k,n+1}$ 、 $\omega_k$ 、 $\hat{\lambda}_{n+1}$ ：

$$\hat{u}_{k,n+1}(\omega) = \frac{\hat{f}(\omega) - \sum_{i \neq k} \hat{u}_i(\omega) + \frac{\hat{\lambda}(\omega)}{2}}{1 + 2\alpha(\omega - \omega_k)^2} \quad (10)$$

$$\omega_k = \frac{\int_0^\infty \omega |\hat{u}(\omega)|^2 d\omega}{\int_0^\infty |\hat{u}(\omega)|^2 d\omega} \quad (11)$$

$$\hat{\lambda}_{n+1}(\omega) = \hat{\lambda}_n + \tau(\hat{f} - \sum \hat{u}_{k,n+1}) \quad (12)$$

式中： $k$ 为模式的序号； $n$ 为迭代次数； $\wedge$ 为傅里叶变换。

在迭代求解变分模型过程中，各IMF分量的频率中心及带宽不断更新，直至满足迭代停止条件：

$$\sum_{i=1}^K \left( \frac{\|\hat{u}_{i,n+1}(\omega) - \hat{u}_{i,n}(\omega)\|_2^2}{\|\hat{u}_{i,n}(\omega)\|_2^2} \right) < \varepsilon \quad (13)$$

## 2.2 WR-VMD

WR-VMD的处理流程如图1所示。从VMD的原理可知，分解个数 $K$ 对VMD结果的影响很大。 $K$ 值取过大会导致模态裂解造成过分解，过小则会将多个模态杂糅在一起或者遗漏有效模态造成欠分解。因此，选择合适的 $K$ 值对分解是否完全至关重要。

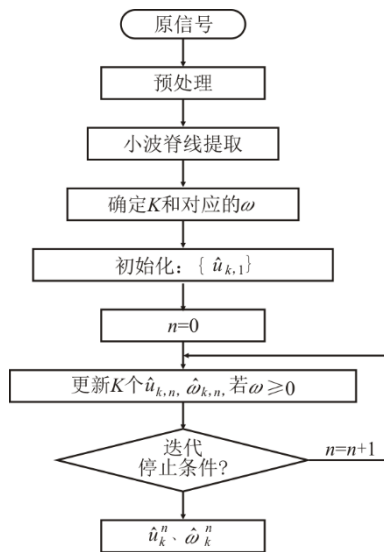


图1 WR-VMD 流程

Fig.1 Flow of WR-VMD processing

已知模态更新式(4)是在频域上进行更新的，因此根据先验的频谱信息预先确定VMD的分解个数，对自适应确定 $K$ 值有非常大的参考意义。根据固有模态函数IMF的定义，其特征从频谱上分析看是一个紧凑地围绕着一个中心频率的波峰。

因此，利用小波脊线的波峰曲线提取特性，分析原信号的时频信息，然后提取出原信号中存在几条脊线并得到每条脊线的频率中心，通过脊线条数确定 $K$ 值和每条脊线的中心频率作为初始化的 $\hat{\omega}$ ，然后将两者送入VMD中。

## 3 仿真实证

利用改进VMD、EMD、EWT分别对仿真信号进行分解，提取各自的固有模态函数来评估所提出改进VMD方法的分解性能。其中，仿真信号 $S$ 由单频信号 $S_1$ 、调频调幅信号 $S_2$ 、间断信号 $S_3$ 和线性调频信号 $S_4$  4个子信号组成。

$$S = S_1 + S_2 + S_3 + S_4 + n(t)$$

$$S_1 = 0.3 \sin(2\pi \times 100t)$$

$$S_2 = \cos(2\pi \times 500t) \sin(10\pi + 5 \sin(10\pi t))$$

$$S_3 = \begin{cases} 3 \sin(2\pi \times 900t) \sin(10\pi t + 2 \sin(40\pi t)) & , t \in [\frac{T}{4}, \frac{T}{2}] \\ 0 & , \text{其余} \end{cases}$$

$$S_4 = 5 \sin(2\pi(1300 + t \times (1350 - 1300) / (2T))t)$$

(14)

式中： $T$ 为采样时间； $n(t)$ 为噪声。

各个子信号波形如图2所示。

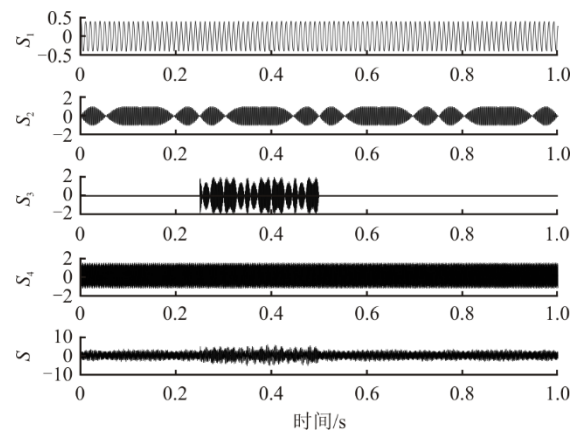


图2 子信号波形

Fig.2 Waveform of the subsignal

采用EMD处理信号 $S$ ，得到10个IMF。其中有许多IMF是噪声和虚假的模态。因此，挑选出包含子信号的IMF为有效IMF，结果如图3所示。由图3可见，IMF1将单频信号 $S_1$ 从 $S$ 中单独提取出来，IMF2将 $S_2$ 从 $S$ 中单独提取出来，IMF4将 $S_3$ 、 $S_4$ 一起从 $S$ 中提取出来。EMD方法发生了模态混叠，没有从 $S$ 中单独分离 $S_3$ 、 $S_4$ 。

利用EWT处理信号 $S$ ，首先对原信号进行频谱分割，然后对分割后的频谱构建一系列小波滤波器组，最后利用得到的小波滤波器组对信号 $S$ 进行小波变换得到8个固有模态函数。从这8个IMF中去掉噪声和干扰信号，挑选包含子信号的IMF作为有效IMF，其结果如图4所示。由图4可见，IMF2、IMF4、IMF5、IMF6分别从 $S$ 中提取出了 $S_1$ 、 $S_2$ 、 $S_3$ 和 $S_4$ ，没有发生模态混叠。

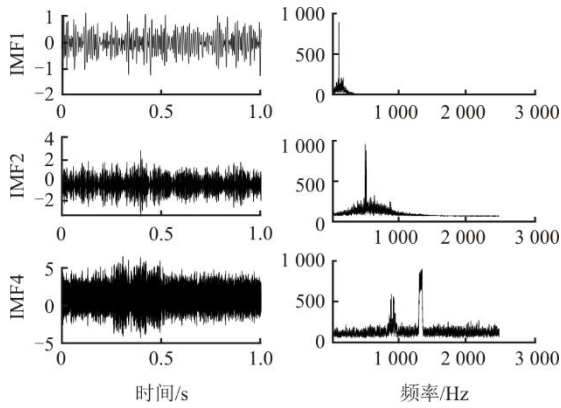


图 3 EMD 结果  
Fig.3 The EMD results

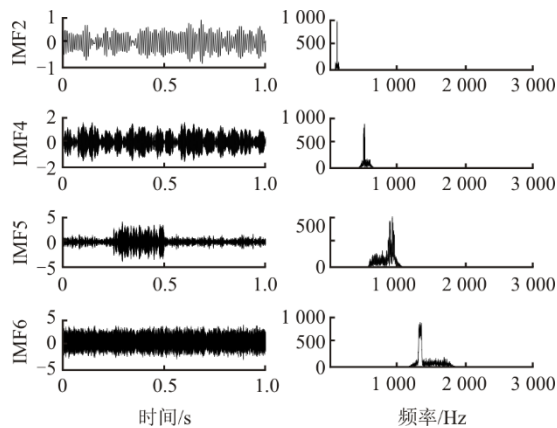


图 4 EWT 结果  
Fig.4 The EWT results

WR-VMD 分解  $S$  信号步骤为：首先采用小波脊线技术提取原信号中脊线数量，结果如图 5 所示， $K=4$ ；随后根据每条小波脊线中心频率初始化 VMD 中第 1 次分解时  $\omega$  值；将初始化的参数送入到 VMD 分解流程中，最后分解结果如图 6 所示。由图 6 可见，经过 WR-VMD 处理得到 4 个固有模式函数，且都单独从原信号中提取出子信号。

表 1 和表 2 记录了经过 EMD、EWT 和 WR-VMD 处理后，从原信号中提取的模式函数与原信号的误差。由表 1 可见，在 3 种方法中，子信号  $S_1$  被提取的相关性最大，子信号  $S_4$  被提取的相关性最小。这是因为  $S_1$  是单频信号，其成分单一较容易提取； $S_4$  是一个线性调频信号，波形较为复杂。在 3 种方法中，WR-VMD 提取的子信号  $S_1$  的相关系数最大为 0.97， $S_4$  的相关系数最小为 0.67，并且它们都相比其他 2 种方法提取子信号的相关度要高。同样，表 2 所示采用均方根误差来估计 3 种方法的信号提取精度，基于 WR-VMD 方法的每个 IMF 的均方根误差均比 EMD 和 EWT 的小得多，0.22~0.30。

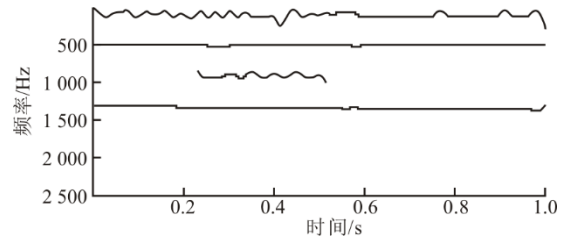


图 5 小波脊线结果  
Fig.5 The results of wavelet ridge

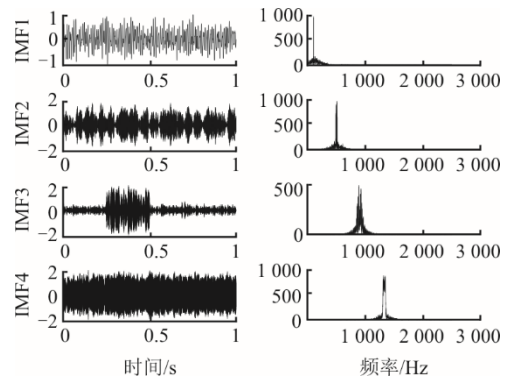


图 6 WR-VMD 结果  
Fig.6 The results of WR-VMD

表 1 相关系数误差分析  
Tab.1 Error analysis of correlation coefficients

方法	$R_1$	$R_2$	$R_3$	$R_4$
EMD	0.75	0.33	0.58	0.50
EWT	0.95	0.79	0.82	0.62
WR-VMD	0.97	0.94	0.88	0.67

注： $R$  表示提取的模式和原始信号之间相关系数。

表 2 均方根误差分析  
Tab.2 Root mean square error (RMSE) analysis

方法	$C_1$	$C_2$	$C_3$	$C_4$
EMD	1.86	0.68	1.75	1.22
EWT	0.28	0.39	0.57	0.45
WR-VMD	0.22	0.30	0.27	0.29

注： $C$  表示提取的模式和原始信号的均方根误差。

EMD 方法采用递归迭代方式分离信号，导致其在分解过程中上一步分解的误差会逐渐积累到下一步，很容易受模式混叠和虚假模式的影响。至于 EWT，频谱分割是否合理对最后的结果性能影响很大。通过对 3 种方法进行相关系数和均方根误差分析，WR-VMD 的分解精度均高于其他 2 个方法。

## 4 现场试验验证

### 4.1 试验设置

通过电机故障试验进一步验证 VMD 算法在电机故障特征提取上的有效性，并将提出的改进 VMD

方法和其他同类型的算法进行对比。电机故障试验模拟电机轴承外圈故障、内圈故障、滚珠故障，并在固定载荷和转速下采集电机的振动和噪声信号。

电机在运行时伴随着很多相关的信号的产生，如振动、声音、电流、温度等。当电机发生异常时，相应的信号也随之变化。因此，通过采集这些信号，可以实时检测电机的状态变化。本文选择振动加速度传感器和麦克风传声器作为监测信号，主要因为：1) 加速度传感器和麦克风传声器在安装上最简单易行，在固定过程中不用对电机进行改造和拆除，并且测点的选择相对比较自由；2) 振动传感器是一种能够测量物体振动的传感器，是目前应用最广泛的工业传感器之一，根据相关资料显示振动传感器能够采集设备 70% 的有用信息；3) 振动传感器由于测点安装的局限性，其采集的信号并不完整，而传声器是一种非接触的传感器，且较适合记录高频信号，振动传感器则适合记录低频信号，两者可以互补，有经验的工程师可以根据噪声诊断出设备异常<sup>[26-27]</sup>；4) 超声波检测与麦克风传声器均广泛应用于工业领域，它们各有其独特的应用和优势，本文选择的传声器可以测量人耳可听到的声音频率范围，测量信息更加丰富，可适应各种环境噪声，在检测到故障时进行录音，较为直观，麦克风的成本也更加适合大范围应用。

现场采用某冷却水泵模拟电机轴承故障试验，设置如图 7 和图 8 所示。利用振动传感器和麦克风传声器分别监测电机在运行中产生的振动信号和声音信号，电机为 LEO XST65-125/40，轴承和监测传感器具体参数见表 3 和表 4。



图 7 现场试验  
Fig.7 Field test

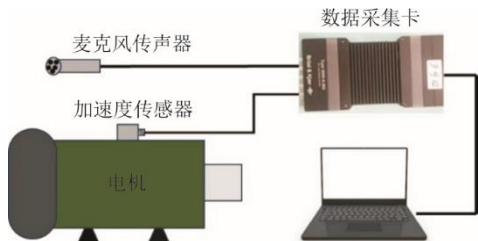


图 8 数据采集系统  
Fig.8 Data acquisition system

表 3 轴承型号  
Tab.3 Type of bearing

轴承类型	节圆直径/mm	滚珠直径/mm	滚珠数量/个	接触角/(°)
NSK6203ZZ	28.50	6.77	8	25

表 4 传感器参数  
Tab.4 Parameters of the sensor

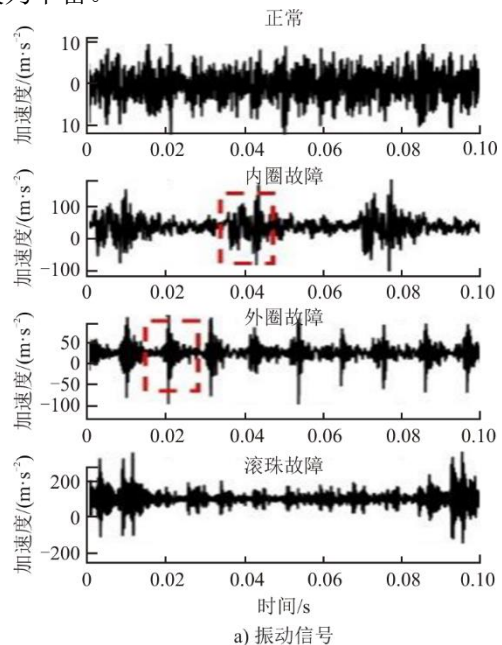
传感器	加速度传感器	麦克风传声器
型号	B&K 4535B	B&K 4958
频响范围/Hz	0.3~12 800.0	5.0~20 000.0
灵敏度	1.0 mV/(m·s <sup>-2</sup> )	11.3 mV/Pa
重量/g	6.0	3.8

传感器安装位置考虑了信号传递路线和现场安装条件，振动传感器安装在电机正上方平台处。本试验为了便于采集电机轴承声音信号并减少外界其他干扰信号，应保证传声器在不与电机发生碰撞的情况下尽可能靠近轴承测点，现场实际是在距离轴承位置 2~5 cm 处安装传声器。

电机轴承故障设置了滚珠及内、外圈故障，通过将之前使用过的同型号 3 种故障轴承重新安装到电机中运行进行模拟。每种故障采集了 900 组数据，每组数据采集 1 s。利用这 3 种故障数据验证本文提出的改进 VMD 算法在特征提取上的有效性。

#### 4.2 特征分析

电机运行中的轴承振动信号和声音信号如图 9 所示。由图 9 可见，不同故障的轴承时域上存在明显区别，其中振动信号低频冲击特征较为明显（红框表示区域），声音信号相比振动信号最大的不同之处在于其波峰集比较密集，这表示包含的高频信息较为丰富。



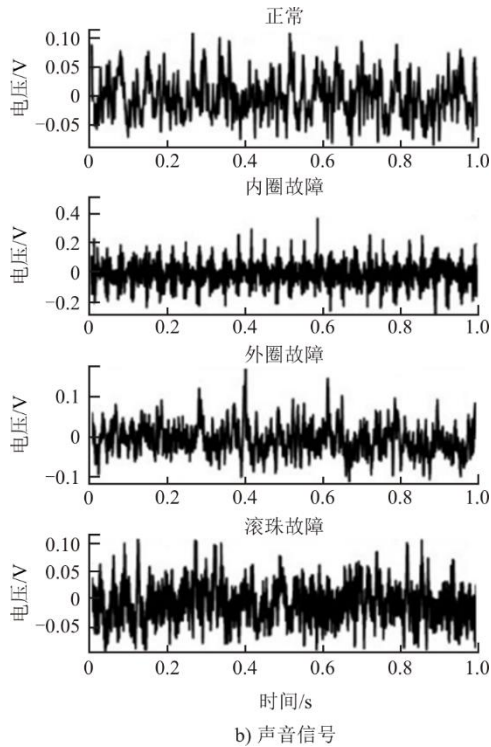


图 9 轴承振动和声信号  
Fig.9 Vibration and acoustic signals of bearings

但是其中2种信号均包含了其他的无效信号和干扰信号，为了进一步提升故障诊断的准确性对其进行信号处理，提取有效故障特征。

以轴承外圈故障为例采用改进VMD方法对轴承振动信号进行模态分解，提取出有效特征。如图10—图12所示，对轴承外圈故障分别进行EMD、EWT和改进VMD处理。

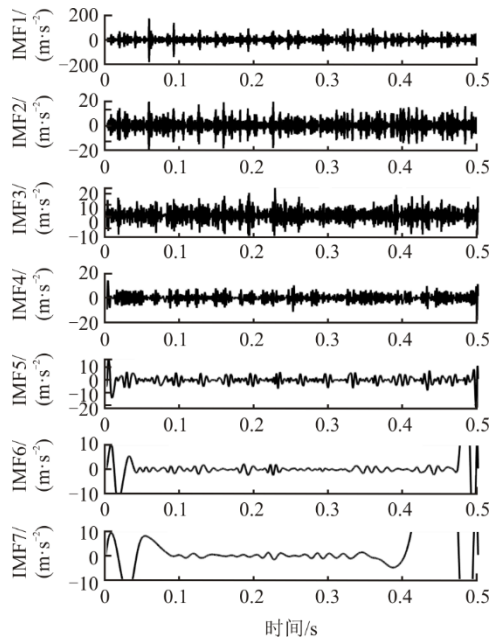


图 10 轴承振动信号 EMD 结果  
Fig.10 The EMD results of bearing vibration signals

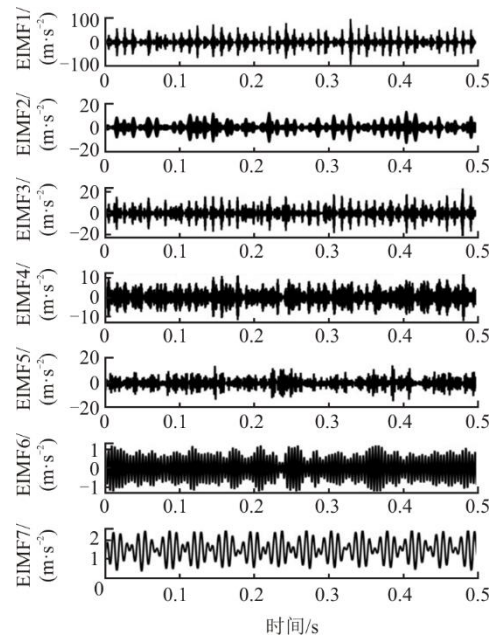


图 11 轴承振动信号 EWT 结果  
Fig.11 The EWT results of bearing vibration signals

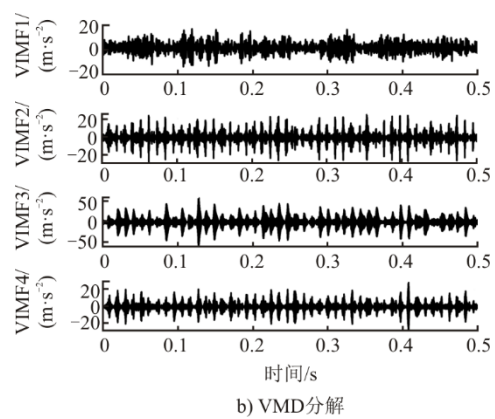
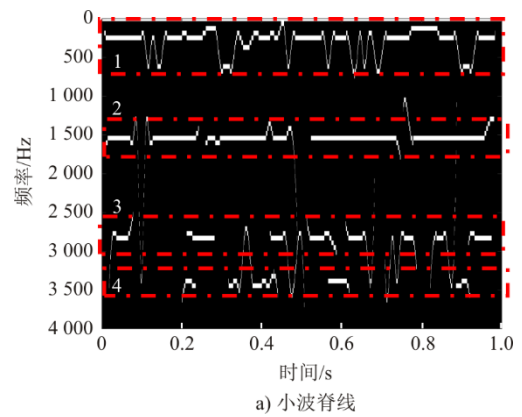


图 12 轴承振动信号 WR-VMD 结果  
Fig.12 The WR-VMD results of bearing vibration signals

经过EMD处理之后，得到多个固有模态函数 (IMF)，这些IMF有很大一部分信号是无效的，其中还存在一些虚假模态，由于模态数量较多，在实际提取特征中需要在分解后排除大量的无效IMF，

增加了额外的工作量。

经过EWT处理之后,得到了多个IMF,各个IMF没有发生虚假模态等问题,并且其能够较好地将原信号中各个成分分离,但是在处理过程中对频谱的划分存在争议,不同信号适合不同的频谱划分,实际现场信号往往是复杂多变的,这会使得处理的结果存在不确定因素。

采用WR-VMD处理时,首先采用Crazy Climber算法从小波时频图中提取轴承振动信号的小波脊线,如图12a)所示,存在4条明显的小波脊线(虚线标注),然后确定了VMD模态分解个数 $K$ 为4,最后利用VMD算法将原信号进行分解,得到轴承振动信号的模态函数。

将3种方法得到的分解结果进行对比,采用传统包络分析处理IMF并计算其傅里叶变换,得到的结果如图13所示。

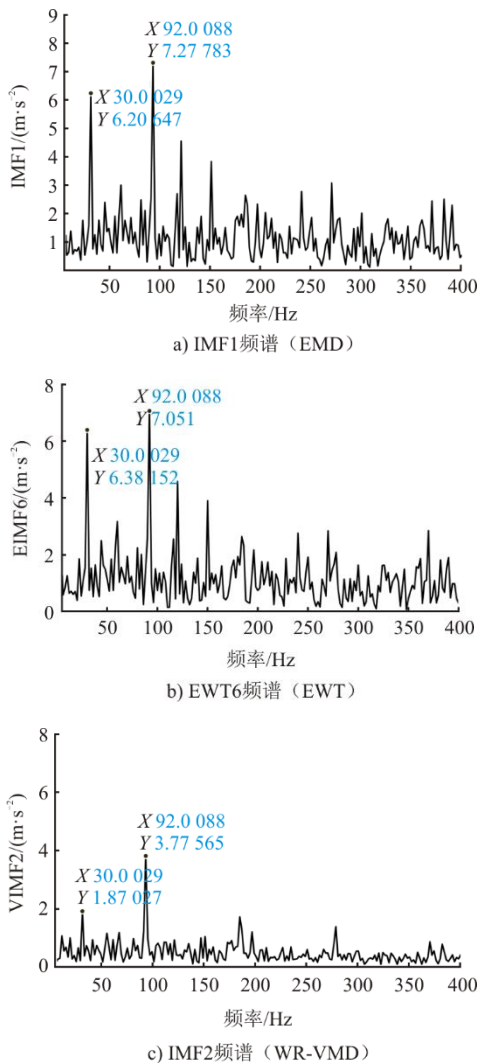


图 13 3种分解方法频谱结果  
Fig.13 Spectral results of 3 decomposition methods

根据表3的轴承参数和式(15)的外圈故障频率公式可得,轴承外圈故障特征频率为91.5 Hz。

$$f_o = \frac{zf}{2} \left(1 - \frac{d \cos \alpha}{D}\right) \quad (15)$$

式中: $z$ 为滚珠个数; $f$ 为转频,取29.17 Hz; $d$ 为轴承滚珠直径; $D$ 为轴承节圆直径; $\alpha$ 为轴承接触角。

3种分解方法处理后的结果都能从中提取到92 Hz的轴承外圈故障特征频率,但是分别对比图13可得,基于EMD和EWT方法得到的轴承外圈故障特征都出现了明显的30 Hz干扰信号,而WR-VMD方法提取的轴承外圈故障特征最明显,这证明了本文提出方法对于提取实测信号特征更加有效。

### 4.3 故障诊断

对4.2节的声音和振动模态进行特征提取,如表5所示,其中包括一些专门的声学特征、振动特征和通用特征。将振动和声进行特征层面的融合,组成声振特征向量集,输入支持向量机中进行故障诊断模型训练。

表 5 声学 and 振动特征  
Tab.5 Features of acoustics and vibration

声音特征指标	振动特征指标
梅尔倒频谱系数	轴承特征频率(内圈、外圈、滚珠、...)
1/3倍频特征	倍频特征
响度	振动幅值
尖锐度	振动尖峰能量
幅值	高频加速度
有效值	轴承自振频率能量
平均值	平均值
频谱重心	频谱重心
波峰频率	波峰频率

为了证明声振特征融合技术能获取更加多的有用信息,分别使用振动特征或者声音特征输入SVM中进行轴承故障诊断,诊断结果如图14所示。由图14可见,仅仅依靠振动特征进行诊断,准确率为87.5%,3种故障不能完全区分开,加速度传感器采集到的故障信息不完整。而单凭声音信号特征诊断,准确率为85.5%。

对比图14a)、图14b)可见:从单一传感器的分类准确度来看,振动信号对正常信号的识别率是100%;声音信号对正常信号容易误报;振动信号将内圈故障识别为外圈故障,声音信号对内圈故障的识别率为100%;声音信号容易将滚珠故障识别为内圈故障,但是振动信号能够分辨滚珠故障和内圈

故障。由以上结果可知,基于单一振动特征和声音特征不能完全将 3 种故障分离,但是振动信号和声音信号两者的诊断结果可以互相弥补。因此,将振动和声音信号联合诊断,图 14c)结果显示轴承故障诊断准确率得到很大提高。

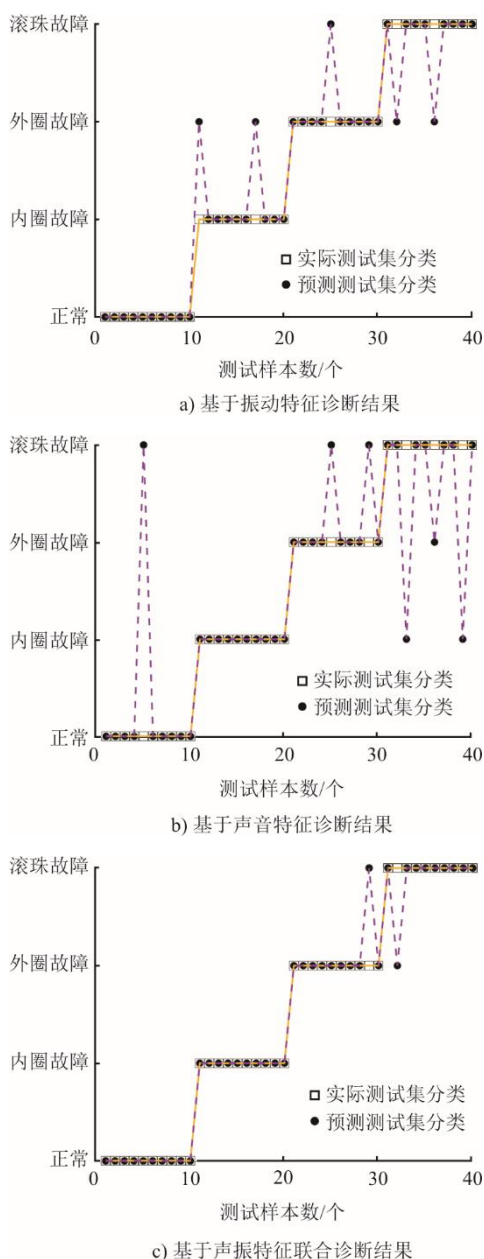


图 14 轴承故障诊断结果

Fig.14 Bearing fault diagnosis results

为了进一步证明本文提出的WR-VMD算法的有效性,将其与EMD和EWT算法提取的特征训练的模型进行故障诊断性能对比,结果见表6。由表6可见,分别采用EWD、EWT和WR-VMD算法提取的特征送入SVM算法中训练轴承故障诊断模型,WR-VMD提取的特征准确率最高,达到95%,其次

为EWT,最后为EMD。这证明了WR-VMD算法提取的特征准确性最高。

表 6 EMD、EWT 和 WR-VMD 对比  
Tab.6 Comparison between and among EMD, EWT and WR-VMD

方法	训练样本	测试样本	误差个数	识别精度/%
EMD	800	40	7	82.5
EWT	800	40	3	92.5
WR-VMD	800	40	2	95.5

## 5 结 论

本文提出了一种基于声振融合和 WR-VMD 算法的电机轴承故障诊断技术,通过监测电机轴承在运行中的振动信号和声音信号,并利用信号处理方法对轴承 3 种典型故障进行特征提取和诊断,主要结论如下。

1) 采用振动和声音传感器监测轴承运行中的振动信号和声音信号,并通过实测数据验证了采集的信号具有互补性,可用于信息融合。通过对比实验得出声振信息融合后的诊断精度达到了 95%,大于振动或声音单一信号的准确率。

2) 针对 VMD 方法中存在参数不能自适应确定问题,提出了改进的 WR-VMD 算法,并利用仿真信号和轴承故障实测信号验证了 WR-VMD 算法提取的 IMF 独立性强、准确性高、降噪能力强等特点。

3) 将信号处理算法和 SVM 进行结合用于轴承故障诊断,自适应处理数据并训练模型,适用于现场复杂环境。

本文仍存在相邻电机之间的噪声干扰和故障类型比较单一等问题。后续需考虑采用声阵列进行指向性声音提取和通过不同类型故障试验丰富故障知识,进一步提升方法的有效性和实用价值。

## [参 考 文 献]

- [1] 石颖,李莎莎,申海锋.笼型感应电机故障诊断技术综述[J].电气工程学报,2023,18(1):1-13.  
SHI Jie, LI Shasha, SHEN Haifeng. Review of induction motor fault diagnosis technology[J]. Journal of Electrical Engineering, 2023, 18(1): 1-13.
- [2] 宋向金,赵文祥.交流电机信号特征分析的滚动轴承故障诊断方法综述[J].中国电机工程学报,2022,42(4):1582-1596.  
SONG Xiangjin, ZHAO Wenxiang. A review of rolling bearing fault diagnosis approaches using AC motor signature analysis[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 18(1): 1-13.
- [3] 沙美好,刘利国.基于振动信号的轴承故障诊断技术综述[J].轴承,2015(9):59-63.  
SHA Meiyu, LIU Liguu. Review on fault diagnosis

- technology for bearings based on vibration signal[J]. *Bearing*, 2015(9): 59-63.
- [4] 王晓昆. 核电厂循环水泵滚动轴承特征增强与故障诊断研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工程大学, 2023: 14-21.  
WANG Xiaokun. Research on feature enhancement and fault diagnosis of rolling bearing for circulating water pump in nuclear power plant[D]. Harbin: Harbin Engineering University, 2023: 14-21.
- [5] 任子强, 司小胜, 胡昌华, 等. 融合多传感器数据的发动机剩余寿命预测方法[J]. *航空学报*, 2019, 40(12): 129-140.  
REN Ziqiang, SI Xiaosheng, HU Changhua, et al. Remaining useful life prediction method for engine combining multi-sensor data[J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2019, 40(12): 129-140.
- [6] 施耀华, 冯延晖, 任铭, 等. 融合电流和振动信号的永磁同步风电系统变流器故障诊断方法研究[J]. *中国电机工程学报*, 2020, 40(23): 7750-7760.  
SHI Yaohua, FENG Yanhui, REN Ming. Study on fault diagnosis method of converter in permanent magnet synchronous wind power system by fusion of current and vibration signals[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(23): 7750-7760.
- [7] HALL D L, LLINAS J. An introduction to multisensor data fusion[J]. *Proceedings of the IEEE*, 1997, 85(1): 6-23.
- [8] SHI H T, LI Y Y, BAI X T, et al. A two-stage sound-vibration signal fusion method for weak fault detection in rolling bearing systems[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2022, 172: 1-22.
- [9] 刘晶, 胡俊锋, 熊国良, 等. 基于声音信号 Teager 能量算子解调的轮对轴承故障检测[J]. *机床与液压*, 2018, 46(7): 152-155.  
LIU Jing, HU Junfeng, XIONG Guoliang. Fault diagnosis detection of rolling bearing using demodulation based on the teager energy operator[J]. *Machine Tool & Hydraulics*, 2018, 46(7): 152-155.
- [10] 王晓龙. 基于振动信号处理的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 北京: 华北电力大学, 2017: 37-44.  
WANG Xiaolong. Research on fault diagnosis method of rolling bearing based on vibration signal processing[D]. Beijing: North China Electric Power University, 2017: 37-44.
- [11] CHEN Z X, YAND Y, HE C B, et al. Feature extraction based on hierarchical improved envelope spectrum entropy for rolling bearing fault diagnosis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2023, 72: 1-12.
- [12] 邓巍, 韩斌, 王建亮, 等. 风力发电机轴承故障包络谱扫频分析诊断[J]. *热力发电*, 2019, 48(7): 126-130.  
DENG Wei, HAN Bin, WANG Jianliang, et al. Envelope spectrum sweeping analysis method for bearing fault diagnosis of wind turbine[J]. *Thermal Power Generation*, 2019, 48(7): 126-130.
- [13] LAU E C C, NGAN H W. Detection of motor bearing outer raceway defect by wavelet packet transformed motor current signature analysis[J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2010, 59(10): 2683-2690.
- [14] ZHAO H M, SSUN M, DEND W, et al. A new feature extraction method based on EEMD and multi-scale fuzzy entropy for motor bearing[J]. *Entropy*, 2017, 19(1): 1-21.
- [15] YANG Y, CHENG J S, ZHANG K. An ensemble local means decomposition method and its application to local rub-impact fault diagnosis of the rotor systems[J]. *Measurement*, 2012, 45(3): 561-570.
- [16] 李志农, 刘跃凡, 胡志峰, 等. 经验小波变换-同步提取及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. *振动工程学报*, 2021, 34(6): 1284-1292.  
LI Zhinong, LIU Yuefan, HU Zhifeng, et al. Empirical wavelet transform synchro extracting transform and its applications in fault diagnosis of rolling bearing[J]. *Journal of Vibration Engineering*, 2021, 34(6): 1284-1292.
- [17] DRAGOMIRETSKIY K, ZOISS D. Variational mode decomposition[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2014, 62(3): 531-544.
- [18] 朱少民, 夏虹, 尹文哲, 等. 基于变分模态分解和希尔伯特变换的转子非平稳信号故障特征识别[J]. *哈尔滨工程大学学报*, 2024, 45(5): 825-832.  
ZHU Shaomin, XIA Hong, YIN Wenzhe, et al. Fault feature identification for rotor nonstationary signals based on VMD-HT Fault feature identification for rotor non-stationary signals based on VMD-HT[J]. *Journal of Harbin Engineering University*, 2024, 45(5): 825-832.
- [19] 刘丹, 赵梅, 胡长青. 基于 VMD 与共振稀疏分解的舰船辐射噪声窄带特征提取[J]. *声学技术*, 2024, 43(2): 172-181.  
LIU Dan, ZHAO Mei, HU Changqing. Narrow-band feature extraction of ship radiated noise based on VMD and resonance sparse decomposition[J]. *Technical Acoustics*, 2024, 43(2): 172-181.
- [20] 邵鑫, 黄晓红, 戚子羿, 等. 基于改进 SO-CFAR 和 ACA-VMD 算法的雷达生命体征检测[J]. *微波学报*, 2022, 38(4): 88-94.  
SHAO Xin, HUANG Xiaohong, QI Ziyi, et al. Radar vital signs detection based on improved SO-CFAR and ACA-VMD algorithms[J]. *Journal of Microwaves*, 2022, 38(4): 88-94.
- [21] 汤霞, 匡海波, 郭媛媛, 等. 基于 VMD 的中国出口集装箱运价指数分析与组合预测[J]. *系统工程理论与实践*, 2021, 41(1): 176-187.  
TANG Xia, KUANG Haibo, GUO Yuanyuan, et al. Analysis and combined forecasting of China containerized freight index based on VMD[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2021, 41(1): 176-187.
- [22] 贾亚飞, 朱永利, 王刘旺, 等. 基于 VMD 和多尺度熵的变压器内绝缘局部放电信号特征提取及分类[J]. *电工技术学报*, 2016, 31(19): 208-217.  
JIA Yafei, ZHU Yongli, WANG Liuwang, et al. Feature extraction and classification on partial discharge signals of power transformers based on VMD and multiscale entropy[J]. *Transactions of China Electrotechnical Society*, 2016, 31(19): 208-217.
- [23] 刘景良, 任伟新, 王超, 等. 基于最大坡度法提取非平稳信号小波脊线和瞬时频率[J]. *工程力学*, 2018, 35(2): 30-37.  
LIU Jingliang, REN Weixin, WANG Chao, et al. Wavelet ridge and instantaneous frequency extraction based on maximum gradient method[J]. *Engineering Mechanics*, 2018, 35(2): 30-37.
- [24] 张传忠, 段田东, 刘世刚, 等. 基于小波脊线的 OFDM 与单载波信号识别[J]. *信号处理*, 2011, 27(7): 1100-1105.  
ZHANG Chuazhong, DUAN Tiandong, LIU Shigang, et al. Recognition of OFDM and single carrier digital signals based on wavelet ridge[J]. *Journal of Signal Processing*, 2011, 27(7): 1100-1105.

- [25] 赵昕海, 张术臣, 李志深, 等. 基于 VMD 的故障特征信号提取方法[J]. 振动.测试与诊断, 2018, 38(1): 11-19.  
ZHAO Xinhai, ZHANG Shuchen, LI Zhishen, et al. Application of new denoising method based on VMD in fault feature extraction[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(1): 11-19.
- [26] 张德军. 对某单相电机降振的实验分析[J]. 噪声与振动控制, 2010, 30(6): 209-210.  
ZHANG Dejun. Testing analysis of vibration reduction for a single phase motor[J]. Noise and Vibration Control, 2010, 30(6): 209-210.
- [27] 张媛, 王飞, 王万成. 基于噪声分析的电机故障诊断方法研究[J]. 微电机, 2012, 45(8): 83-87.  
ZHANG Yuan, WANG Fei, WANG Wancheng. Research of motor fault diagnosis method based on noise analysis[J]. Micromotors, 2012, 45(8): 83-87.

(责任编辑 杜亚勤)