

# 基于经验形态非抽样小波的轴承故障诊断方法<sup>\*</sup>

刘 石<sup>1</sup>, 杨 毅<sup>1</sup>, 刘志刚<sup>1</sup>, 陶 涛<sup>1</sup>, 王红星<sup>1</sup>, 郭欣然<sup>1</sup>, 廖与禾<sup>2</sup>

(1. 南方电网电力科技股份有限公司 广州, 510080)

(2. 西安交通大学机械工程学院 西安, 710049)

**摘要** 形态非抽样小波(morphological undecimated wavelet, 简称MUDW)已广泛应用于旋转机械的故障诊断,但该方法中形态学算子(morphological operator, 简称MO)的选择、结构元素(structure element, 简称SE)的设置以及分解层数等关键参数的设定,仍高度依赖先验知识,导致该方法的自适应能力较差。为此,提出一种新型经验形态非抽样小波(empirical MUDW, 简称EMUDW)方法,用于滚动轴承故障诊断。首先,通过分析已有MO的几何特征和频响特征,选择滤波性能更优的算子;其次,引入波形趋势(waveform trend, 简称WT)消除随机冲击对方法造成的干扰;然后,针对SE和分解层数的设置,提出一种新的自适应选择策略,利用信号的冲击间隔来确定SE的尺度大小,并基于基尼系数(Gini index, 简称GI)的差值判定是否停止分解;最后,通过仿真和实验对所提方法的有效性和可靠性进行验证。结果表明:EMUDW具备优异的抗噪性,且可有效降低随机冲击干扰;与其他滤波方法相比,所提方法可更好保留信号细节,同时具备更高的计算效率。

**关键词** 滚动轴承;形态小波;基尼系数;故障诊断

**中图分类号** TH133.33

## 引 言

滚动轴承在工业生产中应用广泛,且起到十分关键的作用,其运行状态直接影响着整个设备的运行状况<sup>[1]</sup>。轴承发生故障时,通常伴随产生周期性的振动信号。然而,这些故障脉冲极易被其他干扰成分淹没。因此,采用有效的方法从复杂信号中准确提取故障信息,对轴承的故障诊断和状态分析具有重要工程意义。

形态小波(morphological wavelet, 简称MW)是一种经典的用于平稳信号分解的方法。Heijmans等<sup>[2]</sup>构建了一系列关于MW与形态金字塔(morphological pyramid, 简称MP)的相关理论,用于非平稳信号的分解。基于MP理论,许多学者引入不同的MO对信号进行分解处理<sup>[3]</sup>。然而,当分解层数过多时,易导致频域信息的丢失。为克服这一缺点,Zhang等<sup>[4]</sup>提出了MUDW方法,通过形态滤波器对信号进行分析,可有效过滤部分无用分量并抑制残留噪声<sup>[5]</sup>。MUDW方法的滤波效果受MO、SE长度和分解层次的影响。Khakipour等<sup>[6]</sup>将分解水平设定为固定值。Li等<sup>[7]</sup>依据先验知识设定了固定长度的SE,以进行分解信号。

综上所述,尽管上述方法在滚动轴承的故障特征提取方面取得一定成果,但仍然面临以下问题:在复杂工况下,现有MO的滤波效果易受随机脉冲和强背景噪声干扰;依赖人为设置分解层数,严重降低了计算效率;对不同分解层须设置不同长度的SE,增加了计算所需时间。

鉴于此,本研究采用组合形态-hat变换(combination morphological filter-hat transform, 简称CMFH)作为基本算子进行信号分解,引入WT以提升CMFH,消除随机冲击的影响。基于信号自身的脉冲特性,自适应地决定每个分解层SE的尺度,根据GI值确定最优的分解层,并通过仿真和实验验证所提方法在滚动轴承故障特征提取中的可行性和优越性。

## 1 EMUDW 方法

### 1.1 MUDW 的基本理论

MUDW是一种典型的以耦合小波为理论基础的时频域分析方法。图1为耦合小波分解示意图。其中: $\psi_j^*$ 和 $\omega_j^*$ 分别为2个分析算子; $\psi_j$ 为合成算子。

<sup>\*</sup> 国家重点研发计划资助项目(2019YFB1504400);南方电网电力科技股份有限公司预研资助项目(NYJS2020KJ005-23)

收稿日期:2023-04-25;修回日期:2023-08-04

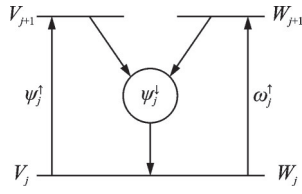


图 1 耦合小波分解示意图

Fig.1 Diagram of coupled wavelet decomposition

假设  $V_j$  和  $V_{j+1}$  表示不同级别的信号空间,  $W_{j+1}$  表示级别  $j+1$  的细节空间。细节分析算子  $\omega_j^\dagger$  将信号从  $V_j$  变换为  $W_{j+1}$ , 而信号分析算子  $\phi_j^\dagger$  将信号从  $V_j$  变换为  $V_{j+1}$ 。相反, 合成算子  $\phi_j^\dagger$  可使分解后的信号回到较低的电平 ( $V_{j+1} \times W_{j+1} \rightarrow V_j$ )。为保留更多信息, 图 1 所示的分解过程必须满足以下金字塔条件, 即

$$\phi_j^\dagger(\Psi_j^\dagger(x, y)) = x \quad (1)$$

$$\omega_j^\dagger(\Psi_j^\dagger(x, y)) = y \quad (2)$$

其中:  $x, y$  分别为近似信号和细节信号,  $x \in V_{j+1}$ ,  $y \in W_{j+1}$ 。

分析映射 ( $\phi_j^\dagger, \omega_j^\dagger$ ):  $V_j \rightarrow V_{j+1} \times W_{j+1}$  与综合映射  $\Psi_j^\dagger: V_{j+1} \times W_{j+1} \rightarrow V_j$  应互为逆, 可保证信号中的更多信息得以保留。通过式 (3) 可将分解的信号恢复为原始信号, 即

$$\Psi_j^\dagger(\phi_j^\dagger(x), \omega_j^\dagger(x)) = x \quad (x \in V_j) \quad (3)$$

此外, 任何原始信号  $x(t)$  可根据该递归分析方案精确地分解和重构。图 2 为三层耦合小波分解原理图。本研究中,  $x_i(t)$  和  $y_i(t)$  分别为分解级别为  $i$  时的近似信号和细节信号。

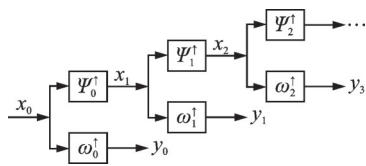


图 2 三层耦合小波分解原理图

Fig.2 Principle diagram three-level coupled wavelet decomposition

综上, 提出了基于分析算子和合成算子的 MUDW 格式。MUDW 的基本框架可表示为

$$x_{j+1} = \phi_j^\dagger(x_j) = T(x_j) \quad (4)$$

$$y_{j+1} = \omega_j^\dagger(x_j) = x_j - T(x_j) \quad (5)$$

$$\Psi_j^\dagger(\phi_j^\dagger(x_j), \omega_j^\dagger(x_j)) = T(x_j) + x_j - T(x_j) = x_j \quad (6)$$

其中:  $T(\cdot)$  为形态滤波。

## 1.2 基本形态算子

数学形态学主要由 4 种基本算子组成: 膨胀算

子(dilation)、腐蚀算子(erosion)、开算子(opening)和闭算子(closing)。假设原始信号  $h(n)$  为一维离散信号, 定义为  $H = (0, 1, \dots, N-1)$ ; 同样地,  $g(m)$  为一维离散信号, 定义  $G = (0, 1, \dots, M-1)$ , 且  $N \geq M$ ;  $g(m)$  在运算过程中对局部信号进行滤波处理, 并依次对信号进行处理, 则数学形态学的 4 种基本运算定义为

$$(x \oplus g)(n) = \max[x(n-m) + g(m)] \quad (7)$$

$$(x \ominus g)(n) = \min[x(n+m) - g(m)] \quad (8)$$

$$(h \circ g)(n) = (h \ominus g \oplus g)(n) \quad (9)$$

$$(h \bullet g)(n) = (h \oplus g \ominus g)(n) \quad (10)$$

其中:  $\ominus, \oplus, \circ$  与  $\bullet$  分别表示腐蚀运算、膨胀运算、开运算与闭运算。

除确定 MO 外, SE 也是形态滤波的重要参数。SE 基于长度和高度参数进行构建, 其中高度对滤波效果的影响较小<sup>[8]</sup>。因此, 本研究选择高度为 0 的扁平型 SE 进行分析。SE 尺度与长度的对应关系见表 1, 展示了不同尺度下 SE 之间的差异为 0 的数量。

表 1 SE 尺度与长度的对应关系

Tab.1 Corresponding relationship between scale and length of SE

尺度	长度
1	{0, 0, 0}
2	{0, 0, 0, 0}
3	{0, 0, 0, 0, 0}
4	{0, 0, 0, 0, 0, 0}
$n$	$\dots$

研究人员开发了不同的规则或指南, 以选择不同分解级别下最佳长度的 SE。然而, 当缺少先验知识时, 难以合理选择 SE。本研究所提方法通过分解过程消除噪声, 而非依赖于人为调整 SE 的长度, 减少了对选择合适 SE 的依赖。

## 1.3 基于 MUDW 的 CMFH

基于 4 种基本形态算子组合运算, CMFH 可表示为

$$\text{CMFH}[h(n)] = h(n) - \frac{1}{2} \left[ (h \circ g \bullet g)(n) + (h \bullet g \circ g)(n) \right] \quad (11)$$

CMFH 具有良好的几何特性和清晰的频率响应特性。因此, 引入 CMFH 作为 MUDW 的基本 MO。在 MUDW 分解中使用 CMFH 获得近似信号, 根据式 (4), 可以将方程改写为

$$x_{j+1} = \phi_j^\dagger(x_j) = x_j - \frac{1}{2} (x_j \bullet g \circ g + x_j \circ g \bullet g) \quad (12)$$

### 1.4 EMUDW 法的构成

使用文献[5-7]中的MO,对模拟信号 $s(t)$ 进行分析,即

$$s(t) = s_1(t) + s_2(t) + s_3(t) + s_4(t) + s_5(t) \quad (13)$$

其中: $s_1(t) = e^{-400t} \sin(2\pi 1800t)$ ,为脉冲调制信号,重复周期为90 Hz; $s_2(t) = 0.3 \cos(2\pi 10t + \pi/6)$ , $s_3(t) = 0.3 \cos(2\pi 20t - \pi/4)$ ,均为谐波信号; $s_4(t)$ 为高斯噪声; $s_5(t)$ 为随机脉冲。

图3为仿真分析结果,展示了在本研究中使用SE的长度 $L=7$ 得到的上述MO的最终滤波结果。从图中可以看出,所有MO均未能有效提取90 Hz的特征频率及其谐波,随机脉冲在图3的各个结果中也并不相同。分析结果表明,膨胀和腐蚀(difference between dilation and erosion,简称DDE)及差分形态算子(difference morphological operator,简称DPO)不适合作为MUDW中的MO。虽然形态卷积算子(morphological convolution operator,简称MCO)可忽略随机脉冲的影响,但其特征频率仍然受到噪声影响。总之,若直接使用CMFH作为基本算子,分析结果并不理想。

为消除随机冲击对CMFH的影响,引入波形趋势WT以提升MUDW,即经验形态非抽样小波

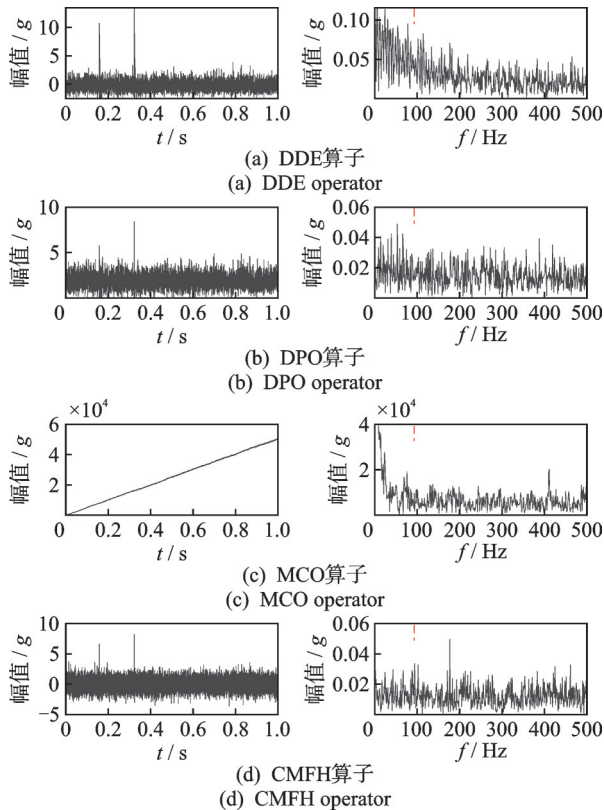


图3 仿真分析结果

Fig.3 Simulation analysis results

EMUDW<sup>[9]</sup>,具体步骤如下:

- 1) 假设 $\mathbb{C}(x)$ 是CMFH分析的信号;
- 2) 确定 $\mathbb{C}(x)$ 的局部极值点;
- 3) 利用三次样条插值得到 $\mathbb{C}(x)$ 的上包络 $E_{\max}(t)$ 和下包络 $E_{\min}(t)$ ;
- 4) 将WT指定为

$$WT(x) = \frac{E_{\max}(t) + E_{\min}(t)}{2} \quad (14)$$

为降低对先验知识的依赖性,本研究基于信号的自身冲击特性构造出一种SE尺度的自适应选择方法。计算待分解信号的局部极值,定义为 $X = \{x_n | n=0, 1, \dots, N-1\}$ 。假设信号为0均值信号,定义其中的极大值序列为 $P = \{x_n | n=1, 2, \dots, N_p\}$ 。若其中的 $N_p > 1$ ,可获得2个局部极大值之间的峰值区间序列 $I$ ,即 $I = \{i_n | i_n = p_{n+1} - p_n, n=1, 2, \dots, N_p - 1\}$ 。基于该区间可获得SE的长度,即

$$L = \frac{\min(i_n) + \max(i_n)}{2} \quad (15)$$

基于上述方法,每个分解层中的SE尺度可根据待分解信号的冲击特性自适应决定。

## 2 GI原理

在信号分解中,分解层数会影响到信号故障特征信息提取。为提高方法的自适应性,使用基尼系数 $GI^{[10]}$ 来判定分解是否停止,表达式为

$$GI = 1 - 2 \sum_{n=1}^N \frac{x_{(n)}}{\|\vec{x}\|_1} \left( \frac{N - n + 0.5}{N} \right) \quad (16)$$

其中: $N$ 为长度,为将输入信号按升序排列后的序列; $\|\cdot\|_1$ 为1范数。

将滤波信号的包络谱输入GI中,用于评估方法的滤波效果。所提方法流程如图4所示。其创新点可概括如下:

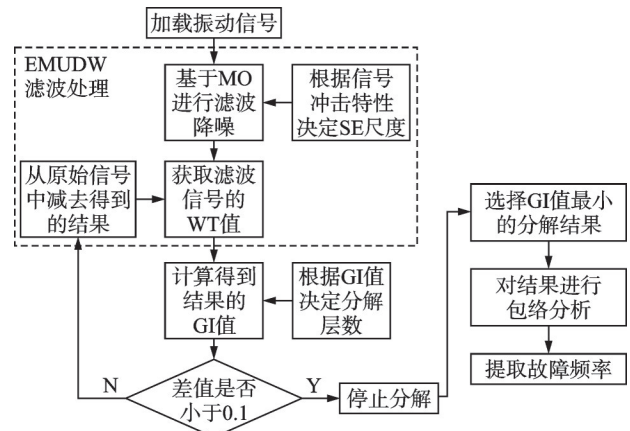


图4 所提方法流程图

Fig.4 Flowchart of proposed method

- 1) 引入了新的MO,该算子具有较好的冲击提取表现,同时具备明确的频响特性;
- 2) 可根据信号的冲击特性,自适应决定SE的尺度,并基于GI值判定分解层数;
- 3) 具有较好的随机冲击抵抗性。

### 3 仿真验证

首先,对强背景噪声的仿真信号进行分析,该仿真信号的数学模型可参考文献[11],其信噪比为-13.5,故障特征频率为75 Hz。故障仿真信号如图5所示,展示了该信号的时域波形及包络谱。由图5(b)可知,包络谱中无法识别出任何与故障相关的特征频率。使用MCO进行分析,MCO分析结果如图6所示。从图6(b)中同样未能观察任何故障信息,这表明MCO方法的滤波结果性不佳。随后,采用当前主流的多尺度开闭平均-hat变换(multi-scale opening and closing average-hat transformation,简称MAVGH)方法<sup>[12]</sup>进行分析。MAVGH分析结果如图7所示。从图7(b)中虽可隐约识别到故障特征频率,但仍存在大量背景干扰,表明该方法的分析效果仍不理想。

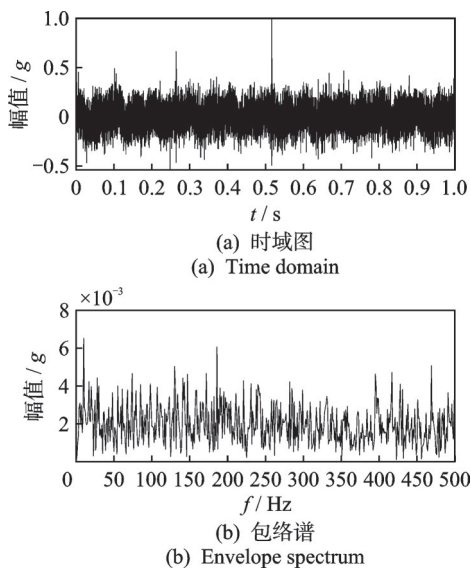


图5 故障仿真信号  
Fig.5 Simulation fault signals

最后,使用本研究所提的EMUDW方法对信号进行分析。GI和分解层数的关系如图8所示,展示了每个分解层数下的GI值结果。可以看出,GI值随着分解层数的增加而逐渐收敛,当层数为4层时,相邻两分解层间的GI差值已小于阈值。选取第1个分解层的结果用于后续分析。EMUDW分析结

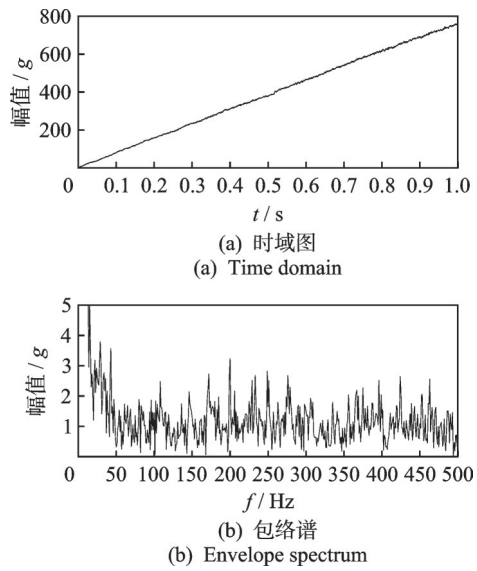


图6 MCO分析结果  
Fig.6 Analysis result of MCO

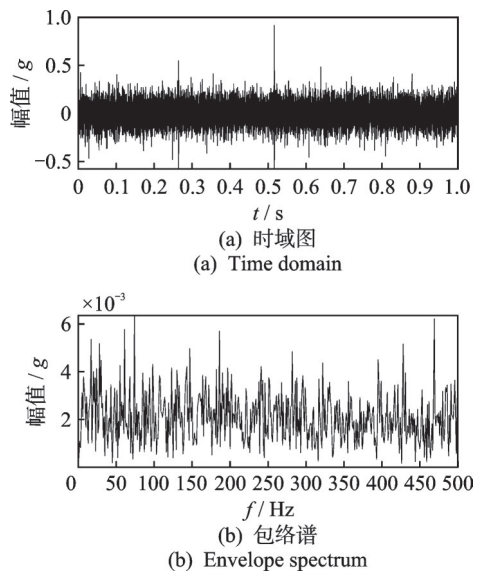


图7 MAVGH分析结果  
Fig.7 Analysis result of MAVGH

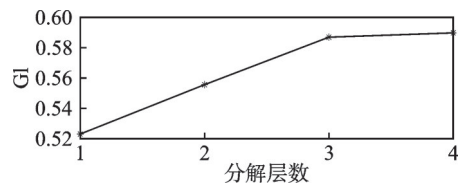


图8 GI和分解层数的关系  
Fig.8 Relationship between GI and decomposition layers

果如图9所示,展示了处理滤波得到的时域图与频域图结果。从包络谱中可清晰地观察到轴承外圈故障频率(ball pass frequency on outer race,简称BPFO)及其倍频,这验证了所提EMUDW方法的有效性。



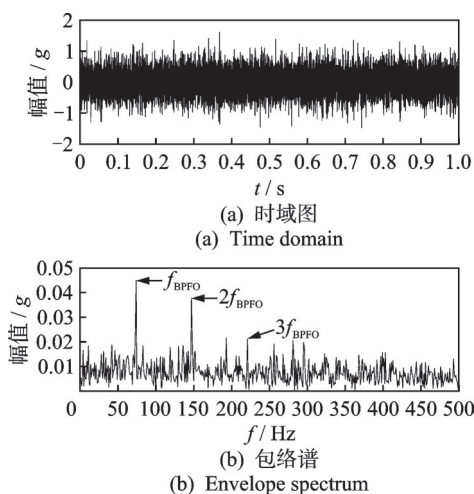


图 9 EMUDW 分析结果  
Fig.9 Analysis result of EMUDW

## 4 实验验证

### 4.1 实验台轴承内圈故障数据

图 10 为滚轴承故障实验台。实验台由驱动电机、压力装置、行星齿轮箱、磁粉制动器和实验轴承 (SKF 6308 型) 组成。压力装置和磁粉制动器分别提供径向载荷和扭矩以提高信号的复杂性。实验中,电机转速设置为 1 000 r/min;信号采样频率为 30 kHz,采样时长为 2 s;径向载荷为 600 N;磁粉制动器的扭矩为 0.2 N·m;加速度传感器安装在轴承的水平方向;轴承内圈故障频率 (ball pass frequency on inner race, 简称 BPFI) 的理论计算值为 83.87 Hz, 转频为 17 Hz。轴承结构参数如表 2 所示。

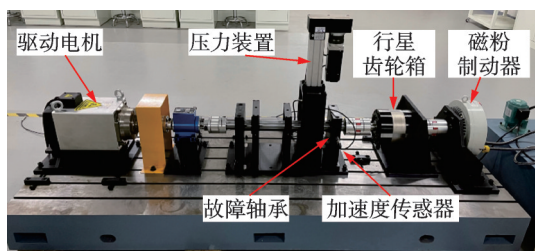


图 10 滚动轴承故障实验台  
Fig.10 Rolling bearing fault test bench

表 2 轴承结构参数

Tab.2 Structural parameters of bearing

外径/mm	内径/mm	节圆直径/mm	滚珠数	接触角/(°)
90	40	65.5	8	0

为验证所提方法的优越性,将基于 MO 的 MUDW (本研究简称为平均梯度形态滤波 (average gradient morphological operator, 简称 AGM)) 与 MCO 进行比较分析。在参数设置上,MCO 的分解

层为 1,使用长度为  $L=9$  的扁平型 SE 进行分析;AGM 的分解层为 4,在不同的分解层使用  $L=3,6,9,12$  的平坦 SE。AGM 的最优输出结果由最大峰度决定。滚动轴承内圈故障信号如图 11 所示。由图 11(a)可见,时域图中存在大量干扰,无法观察到周期性的冲击成分。图 11(b)中,主要成分为转频及其倍频,未能获得故障特征频率。鉴于此,下文将使用所提 EMUDW 方法进行分析。

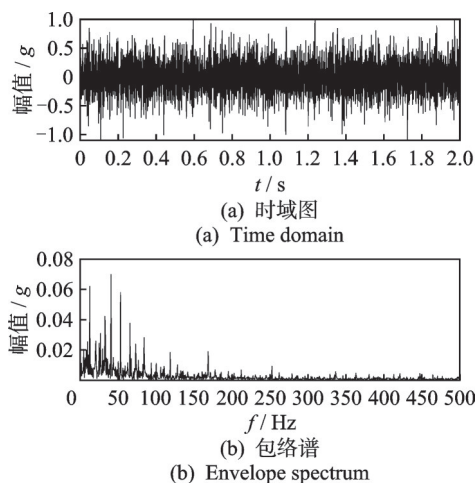


图 11 滚动轴承内圈故障信号  
Fig.11 Fault signals of rolling bearing inner ring

按照第 2 节中所述流程,采用所提方法分析信号,EMUDW 方法的轴承内圈故障信号滤波效果如图 12 所示。从图 12(a)中可观察到周期性冲击成分。在图 12(b)中,转频  $f_t$  和轴承内圈故障频率  $f_{BPFI}$  及其倍频均清晰可辨。此外,与内圈故障相关的边频带也得到有效提取。

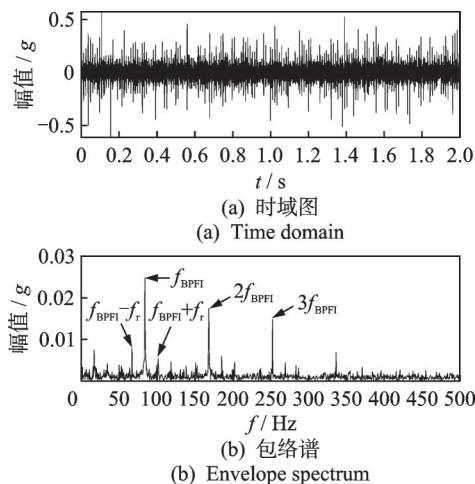


图 12 EMUDW 方法的轴承内圈故障信号滤波效果  
Fig.12 Signal filter effects of EMUDW (Inner ring fault)

为进一步检验所提方法的优越性,分别采用 MCO 与 MAVGH 方法进行对比分析。MCO 方法的轴承内圈故障信号滤波效果如图 13 所示。从图

13中可以看出,由于MCO方法的尺度固定,因而强背景噪声下的滤波效果并不明显。频谱中仅观察到内圈故障频率 $f_{BPFI}$ ,其倍频及边频带均未能被有效提取。MAVGH方法的轴承内圈故障信号滤波效果如图14所示。从图14(b)中可以观察到轴承内圈故障频率 $f_{BPFI}$ 及其倍频,但在低频段仍然可以观察到大量干扰数据,与图12(b)的结果相比,MAVGH方法的效果并不理想。

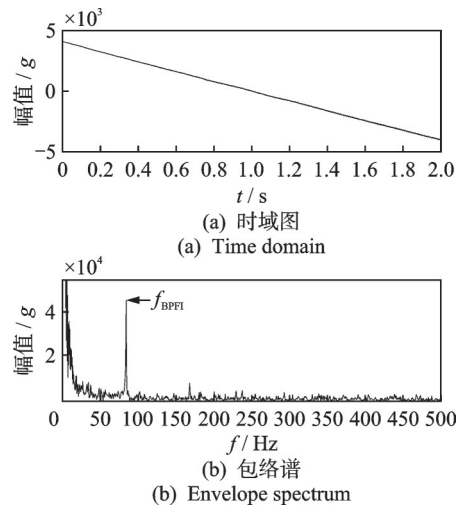


图 13 MCO 方法的轴承内圈故障信号滤波效果  
Fig.13 Signal filter effects of MCO (Inner ring fault)

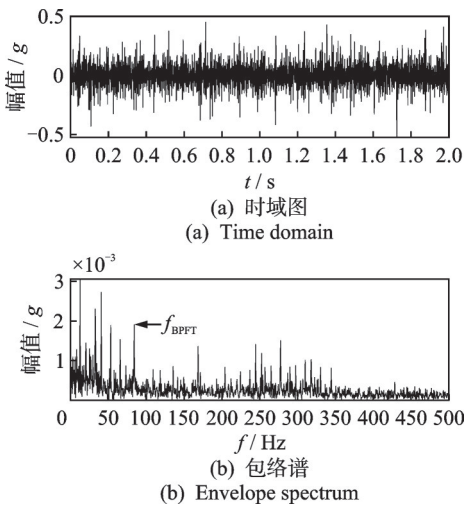


图 14 MAVGH 方法的轴承内圈故障信号滤波效果  
Fig.14 Signal filter effects of MAVGH (Inner ring fault)

4.2 轮对轴承外圈故障数据

本节以轮对轴承外圈故障数据为例做进一步说明。轮对轴承故障实验台如图15所示。驱动轴通过皮带带动轴承外圈转动,采用加速度传感器采集实验中的振动信号,信号采样频率为20 kHz,采样时长为1 s,转速为480 r/min。轴承结构参数如表3

所示。据此可算得外圈故障特征频率为61.08 Hz。由于轴承内圈固定,因此当轴承外圈出现故障时,频谱中将出现边频带特征。

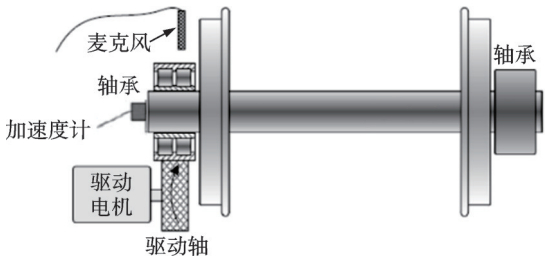


图 15 轮对轴承故障实验台  
Fig.15 Wheelset bearing fault test bench

表 3 轴承结构参数

Tab.3 Structural parameters of bearing				
转频/Hz	滚珠直径/ mm	节圆直径/ mm	滚珠数	接触角/(°)
8	23.775	180	20	0

轮对轴承外圈故障信号如图16所示。任何周期性冲击成分完全被淹没,表明该信号受谐波成分的干扰较大,在频谱图中仅能观察到转频 $f_r$ 及其倍频。因此,仅根据这一结果无法判断轴承是否出现故障。

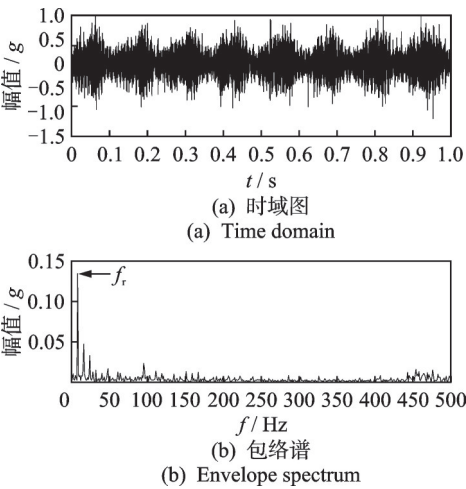


图 16 轮对轴承外圈故障信号  
Fig.16 Outer ring fault signals of wheelset bearing

采用MCO对所采集信号进行分析,MCO方法的轴承外圈故障信号滤波效果如图17所示。从频谱中仅能隐约观察到外圈故障频率,未见高阶倍频及其边频带,仅依靠这一结果无法确定轴承是否出现故障。MAVGH方法的轴承外圈故障信号滤波效果如图18所示。从频谱中可观察到轴承外圈故障频率 $f_{BPFO}$ 及其倍频,但其幅值均小于转频分量,同时也未能观察到边频带。EMUDW方法的轴承外圈故障信号滤波效果如图19所示。从图19(b)中,

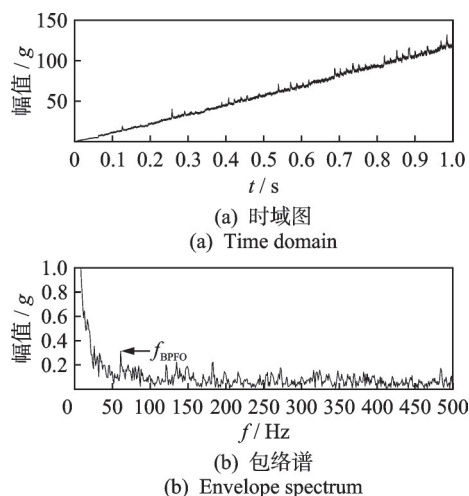


图17 MCO方法的轴承外圈故障信号滤波效果  
Fig.17 Signal filter effects of MCO (Outer ring fault)

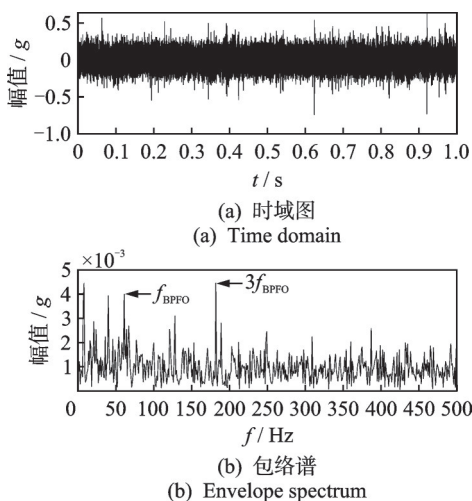


图18 MAVGH方法的轴承外圈故障信号滤波效果  
Fig.18 Signal filter effects of MAVGH (Outer ring fault)

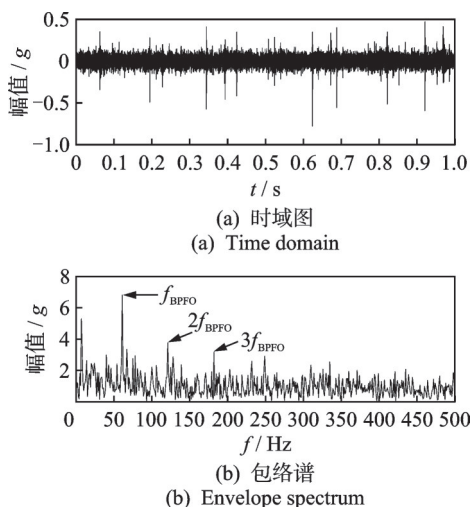


图19 EMUDW方法的轴承外圈故障信号滤波效果  
Fig.19 Signal filter effects of EMUDW (Outer ring fault)

可清晰辨识出轴承外圈故障特征频率 $f_{\text{BFPO}}$ 及其高阶倍频、边频带等特征,且故障特征频率的幅值在频域

中占据主导地位。综合分析可知,所提方法滤波性能较好,可有效消除噪声干扰并提取轴承故障特征频率。

进一步以计算时间和特征能量因子为衡量指标进行分析,以定量对比不同方法的效果。不同方法的计算时间和特征能量因子如表4所示。由表可知,EMUDW方法所需计算时间最短,且特征能量因子最大,表明该方法的故障特征提取能力最好。MCO和MAVGH的计算时间均高于EMUDW,这是由于人为设置了SE尺度,导致降低了计算速度。从特征能量因子来看,MCO和MAVGH的滤波结果中仍以噪声和干扰成分为主,上述定量分析结果表明,所提EMUDW方法在故障特征提取能力上优于其他方法。

表4 不同方法的计算时间和特征能量因子

Tab.4 Calculation time and characteristic energy factor under different methods

分析方法	计算时间/s	特征能量因子
EMUDW(实验1)	0.34	0.034 2
MCO(实验1)	0.86	0.005 7
MAVGH(实验1)	1.12	0.021 2
EMUDW(实验2)	0.82	0.018 5
MCO(实验2)	1.95	0.001 7
MAVGH(实验2)	2.41	0.016 4

本研究所分析的轴承故障实物图如图20所示,实验1中的轴承内圈故障为通过电火花加工生成,其故障尺寸为 $1\text{ mm} \times 7\text{ mm}$ ;实验2中的轴承外圈故障是在工作当中自发形成,故障尺寸为 $16\text{ mm} \times 30\text{ mm}$ 。

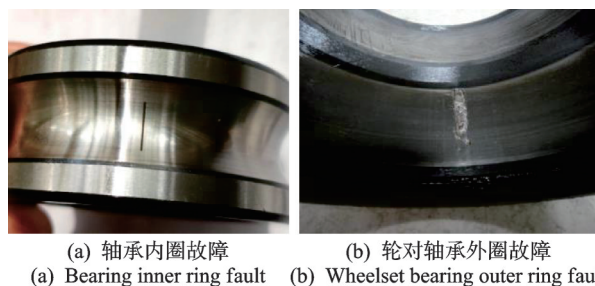


图20 轴承故障实物图

Fig.20 Picture of bearing failure

## 5 结 论

1) 基于现有MO开展研究,通过分析MO的几何特性和频响特性,并与其他几种典型的MO进行了滤波效果的对比。依据信号自身属性,判定每层



分解中 SE 的尺度,并以 GI 差值作为停止分解的判定指标,增强了 EMUDW 方法的自适应选择能力。

2) 仿真计算和实验分析结果表明,本研究所提 EMUDW 方法的计算耗时更短,同时在抗噪性与抑制随机冲击干扰方面也表现出优异的综合性能。

## 参 考 文 献

- [1] LIAO Y H, SUN P, WANG B X, et al. Extraction of repetitive transients with frequency domain multipoint kurtosis for bearing fault diagnosis[J]. Measurement Science and Technology, 2018, 29(5): 055012.
- [2] HEIJMANS H M, GOUTSIAS J. Nonlinear multiresolution signal decomposition schemes-part II: morphological wavelets[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2000, 9(11): 1897-1913.
- [3] LI Y F, ZUO M J, FENG K, et al. Detection of bearing faults using a novel adaptive morphological update lifting wavelet[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2017, 30(6): 1305-1313.
- [4] ZHANG J F, SMITH J S, WU Q H. Morphological undecimated wavelet decomposition for fault location on power transmission lines[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems I: Regular Papers, 2006, 53(6): 1395-1402.
- [5] SUN J, LI H R, XU B H. The morphological undecimated wavelet decomposition-discrete cosine transform composite spectrum fusion algorithm and its application on hydraulic pumps[J]. Measurement, 2016, 94: 794-805.
- [6] KHAKIPOUR M H, SAFAVI A A, SETOODEH P. Bearing fault diagnosis with morphological gradient wavelet[J]. Journal of the Franklin Institute, 2017, 354(6): 2465-2476.
- [7] LI Y F, LIANG X H, LIU W W, et al. Development of a morphological convolution operator for bearing fault detection[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 421: 220-233.
- [8] ZHANG L J, YANG D B, XU J W, et al. Approach to extracting gear fault feature based on mathematical morphological filtering[J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2007, 43(2): 71-75.
- [9] 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 of the Royal Society A, 1998, 454(1971): 903-995.
- [10] MIAO Y H, ZHAO M, LIN J. Improvement of kurtosis-guided-grams via Gini index for bearing fault feature identification[J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28(12): 125001.
- [11] 苗宝权, 陈长征, 罗园庆, 等. 基于自适应增强差分积分形态滤波器的滚动轴承故障特征提取方法[J]. 机械工程学报, 2021, 57(9): 78-88.  
MIAO Baoquan, CHEN Changzheng, LUO Yuanqing, et al. Rolling bearing fault feature extraction method based on adaptive enhanced difference product morphological filter [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2021, 57(9): 78-88.(in Chinese)
- [12] 鄢小安, 贾民平. 自适应多尺度开闭平均-hat 变换及在轴承故障诊断中的应用[J]. 东南大学学报(自然科学版), 2019, 49(5): 826-832.  
YAN Xiaolan, JIA Minping. Adaptive multi-scale opening and closing average-hat transform and its application in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Southeast University (Natural Science Edition), 2019, 49(5): 826-832.(in Chinese)



**第一作者简介:**刘石,男,1974年11月生,博士、教授级高级工程师。主要研究方向为电力设备故障诊断及新能源安全高效利用。曾发表《变压器绕组振动传递特性仿真研究》(《西安交通大学学报》2018年第52卷第6期)等论文。  
E-mail: 13925041516@139.com

**通信作者简介:**杨毅,男,1987年2月生,硕士、教授级高级工程师。主要研究方向为电力设备机械状态评估、先进物理储能。  
E-mail: yyxt007@sina.cn