

基于自适应最优尺度形态滤波的轴承故障诊断^{*}

魏 庆¹, 李夫忠², 寸冬冬³, 吕凯凯³

(1. 中国铁道科学研究院 北京, 100081) (2. 成都运达科技股份有限公司 成都, 610031)

(3. 中国铁道科学研究院集团有限公司机车车辆研究所 北京, 100081)

摘要 形态滤波(morphological filtering, 简称 MF)是一种典型故障特征提取技术, 其结构元素(structural element, 简称 SE)长度对滤除干扰噪声和提取故障特征有显著影响。为在轴承故障诊断中更好地匹配和提取强干扰下的故障脉冲特征, 以及提高计算效率, 提出了一种轴承瞬态特征提取方法。首先, 为自适应地确定 SE 长度, 提出一种改进的结构元素(improved structural element, 简称 ISE)选择策略, 依据振动信号自相关的极值点自适应地选择 SE 的长度范围, 并利用改进的诊断特征(adjusted diagnostic feature, 简称 ADF)评估 MF 信号中的故障相关信息, 进而确定最优 SE 长度; 其次, 提出一种自相关包络谱(auto-correlation envelop spectrum, 简称 AES)的后处理方法, 消除故障信号中宽带噪声干扰; 然后, 基于 ISE 和 AES 提出一种自适应最优尺度 MF 的轴承故障诊断方法, 记作 MF-AES; 最后, 利用仿真信号、台架试验测试信号验证和对比所提方法的有效性。结果表明: 所提方法能滤除干扰信号并增强故障相关脉冲特征, 可有效进行轴承故障诊断。

关键词 形态滤波; 结构元素; 自相关包络谱; 轴承故障诊断

中图分类号 TH133.3; TH17

引 言

滚动轴承是旋转机械的关键零部件, 在高速旋转、交变载荷、复杂环境下极易产生局部损伤, 并在振动信号中表现为周期性的瞬态冲击, 准确提取振动信号周期性脉冲特征是轴承故障诊断的关键。然而, 受背景噪声和信号传递路径的影响, 实测振动信号中轴承早期故障的微弱脉冲特征往往被干扰信号淹没^[1]。因此, 如何有效滤除采集信号中的干扰因素并增强故障相关特征具有重要研究意义。

MF 是一种典型的故障特征提取方法, 运用形态学运算构建 SE 与测试信号间的形态算子, 从采集的振动信号中提取故障引起的重复脉冲特征。因此, 构造形态算子和选择 SE 是影响 MF 方法特征提取性能的 2 个关键因素。近年来, 相关学者对形态算子的构造进行了深入研究, 通过对不同基本形态算子进行组合, 提出了多种性能优异的组合形态算子。在瞬态特征提取中, 常用的组合形态算子主要分为形态梯度算子(gradient operator, 简称 GO)^[2-4]和形态均值帽算子(average hat operator, 简称 AH)^[5-6]。这两类算子在提取故障瞬态特征方面均

具有独特优势, 在滚动轴承的故障诊断中已有广泛应用。

SE 的特征参数主要为高度、长度和形状等, SE 的形状和高度对 MF 方法的瞬态特征提取性能影响不大^[7], 因此, SE 的长度成为准确挖掘故障相关瞬态特征的关键。文献[8]采用 0.6~0.7 倍的缺陷周期作为 SE 的长度, 最大限度抑制了背景噪声干扰, 但需要已知信号类型和故障周期, 且 0.6~0.7 倍周期在处理各种复杂多变的振动信号时并非最优的 SE 长度。文献[2,9]分别提出了通过计算不同 SE 长度下滤波信号的加权平均值, 通过最大化不同 SE 长度下滤波信号的指标来获得最终结果的最优尺度 MF, 但由于使用采样频率和故障特征频率的比值作为最大 SE 长度, 以及通过遍历 SE 长度区间内的元素来得到不同 SE 长度下的滤波结果, 导致分析过程耗时较长, 难以在线应用。

文献[10]设计了一种时变 SE 并进一步提出一种时变形态滤波(time varying morphological filtering, 简称 TVMF)方法, 该方法根据振动信号的局部极值点自适应调整 SE 的形状和长度, 以匹配局部冲击特征, 但同样未能克服局部极值点不准确的

* 中国国家铁路集团有限公司科技研究开发计划资助项目(P2021J005)

收稿日期:2023-04-04;修回日期:2023-08-21

问题。文献[11]根据各阶本征模态分量的波形尺度与极值点幅值分布特性,选择各分量合适的元素宽度进行级联式 MF,实现了冲击特征提取。

综上,现有的 SE 选择策略存在一定的限制和不足,例如:基于特定长度的 SE 设计方法无法有效消除干扰噪声;基于采样频率和故障特征频率比值的 SE 设计方法计算时间较长,难以实现工程应用;基于振动信号极值点的 SE 设计方法难以准确匹配噪声信号中的脉冲特征。因此,如何在保持计算效率的同时选择更加准确的 SE 长度,成为基于 MF 方法的轴承故障诊断技术的关键。

为在轴承故障诊断中更好地匹配和提取强干扰下的故障脉冲特征,同时提高计算效率,本研究提出一种轴承瞬态特征提取方法,即 MF-AES,并利用仿真信号、台架试验测试信号验证并对比所提 MF-AES 方法的有效性和优越性。

1 理论基础

1.1 组合形态算子

数学形态学的原理是构造合适的 SE 对采集的振动信号进行匹配和分析,滤波消除振动信号中的噪声后,准确提取故障信号的瞬态脉冲特征。定义长度为 L 的振动信号为 $X=(0, 1, \dots, L-1)$ 、长度为 M 的 SE,即 $g(m)$ 为 $G=(0, 1, \dots, M-1)$,且 $L \geq M$ 。基本形态算子如表 1 所示。其中:膨胀可以平滑正脉冲,抑制负脉冲;腐蚀可平滑负脉冲,抑制正脉冲;开运算可抑制正脉冲,保持负脉冲;闭运算可保持正脉冲,抑制负脉冲;开闭和闭开具有开运算和闭运算的滤波特性,可消除隐藏在测量信号中的双向脉冲。

表 1 基本形态算子

Tab.1 Basic morphological operators

算子	定义
膨胀	$(x \oplus g)(n) = \max_{0 \leq m \leq M-1} [x(n-m) + g(m)]$
腐蚀	$(x \ominus g)(n) = \max_{0 \leq m \leq M-1} [x(n+m) - g(m)]$
开运算	$(x \circ g)(n) = (x \ominus g \oplus g)(n)$
闭运算	$(x \bullet g)(n) = (x \oplus g \ominus g)(n)$
开闭	$x_{oc}(n) = (x \circ g \bullet g)(n)$
闭开	$x_{co}(n) = (x \bullet g \circ g)(n)$

基本形态算子具有与低通滤波器相似的滤波特性,难以同时滤除高频噪声和保留故障脉冲信息。

因此,其通常被用于构造组合形态算子,以克服基本形态算子在脉冲特征提取中的不足^[12]。表 2 为常用的组合形态算子,即形态梯度算子 GO 和形态均值帽算子 AH,2 种算子在脉冲特征信息提取方面具有各自的优势。GO 由挖掘相反脉冲特征性能较好的 2 个形态算子的算术差组成,AH 由挖掘相反脉冲特征性能较差的 2 个形态算子的平均值与原始信号的差组成。膨胀腐蚀均值帽算子(average hat operator of dilation and erosion, 简称 AH_{D&E})在去除噪声和重复脉冲提取方面的性能优于表 2 所列的其他组合形态算子^[13]。因此,本研究采用 AH_{D&E} 并结合提出的 ISE 提取振动信号中隐藏的重复脉冲特征。

表 2 常用的组合形态算子

Tab.2 Combinatorial morphological operators

组合算子	定义
膨胀-腐蚀梯度 (GO _{D&E}) ^[2]	$GO_{D\&E}(n) = (x \oplus g)(n) - (x \ominus g)(n)$
闭开梯度(GO _{C&O}) ^[4] (GO _{co&oc}) ^[3]	$GO_{C\&O}(n) = (x \bullet g)(n) - (x \circ g)(n)$
闭开-开闭梯度 (GO _{co&oc}) ^[3]	$GO_{co\&oc}(n) = F_{co}(n) - F_{oc}(n)$
膨胀腐蚀均值帽 (AH _{D&E}) ^[5]	$AH_{D\&E}(n) = x(n) - \frac{(x \oplus g)(n) + (x \ominus g)(n)}{2}$
闭开均值帽 (AH _{C&O}) ^[6]	$AH_{C\&O}(n) = x(n) - \frac{(x \bullet g)(n) + (x \circ g)(n)}{2}$
闭开-开闭均值帽 (AH _{co&oc}) ^[7]	$AH_{co\&oc}(n) = x(n) - \frac{F_{co}(n) + F_{oc}(n)}{2}$

1.2 ISE 选择策略

多数研究中 SE 的最大长度由采样频率与故障特征频率的比值决定,但计算效率低、耗时长,难以实现实时诊断^[16]。为更加准确地确定 SE 长度范围,本研究提出一种根据振动信号自相关的极值点自适应确定策略,在保证包含最优 SE 长度的前提下可进一步地提高计算效率。为简化计算,将 SE 设置为高度为零的扁平型结构。具体实现过程如下:

- 1) 计算采集振动信号的自相关信号;
- 2) 寻找自相关信号中的所有极小值点 $P = \{p_1, p_2, \dots, p_\beta\}$, β 为极小值点的个数;
- 3) 通过各极小值点的横坐标计算得到相邻极小值点的间隔 $l = \{l_1, l_2, \dots, l_{\beta-1}\}$, 计算式为

$$l_a = p_{a+1} - p_a + 1 \quad (\alpha = 1, 2, \dots, \beta - 1) \quad (1)$$

4) SE长度的最大值和最小值定义为

$$\begin{cases} l_{\max} = \max(l) \\ l_{\min} = \min(l) \end{cases} \quad (2)$$

2 MF-AES方法

为选择最优的SE长度,本研究以ADF作为评价指标,对不同SE长度下的滤波结果进行量化分析,将ADF指标最大滤波结果对应的SE长度作为最优SE长度。故障特征频率 f_m 的ADF定义为2倍带宽 $2f_b$ 范围内估计的噪声级归一化后的 f_m 的 H 阶谐波之和,ADF计算式^[15]为

$$\text{ADF} = \frac{1}{H} \sum_{h=1}^H \frac{A(hf_m) - A_{\min}}{\frac{1}{2f_b} \sum_{k=(hf_m-f_b)/\Delta f}^{(hf_m+f_b)/\Delta f} A(k\Delta f) - A_{\min}} \quad (3)$$

其中: $A(f)$ 为频率 f 对应的频谱幅值; Δf 为 f 方向的频率分辨率; A_{\min} 为频谱 $A(f)$ 在窄带 $[hf_m - f_b, hf_m + f_b]$ 内的最小幅值; $f_b = 12 \text{ Hz}$; H 为故障特征频率的谐波数。

为对 hf_m 的幅值进行有效归一化,窄带的范围应避开调制边频带的干扰。同时,当窄带的范围较小时,所取范围无法反映频率 hf_m 周围的干扰频率情况(即噪声情况),同样无法进行有效归一化。因此,建议 f_b 的大小设置为转频的 $1/3$ 左右。ADF是一种根据频谱波形的局部特征来量化轴承故障特征频率突出程度的指标。与已有诊断特征相比^[16],通过减去最小值 A_{\min} ,ADF不受以 hf_m 为中心的窄带频谱幅值水平的影响,具有较强的抗干扰性能。

综上,基于AH_{D&E}和提出的ISE选择策略,结合AES优异的后处理性能,提出一种自适应轴承故障特征提取的MF-AES方法。该方法根据振动信号自相关的极值点自适应确定SE长度范围,在进一步提高计算效率的同时极大弱化背景噪声对SE长度构造的干扰。该方法步骤如下:

- 1) 采集被检测滚动轴承的振动信号 $y(n)$;
- 2) 计算采集的振动信号的自相关;
- 3) 根据得到的自相关信号和ISE选择策略确定SE的长度区间;

4) 采用AH_{D&E}和确定长度的SE对振动信号进行多尺度MF,所得结果为

$$\text{MF}(n) = x(n) - \frac{(x \oplus g_{\text{ISE}})(n) + (x \ominus g_{\text{ISE}})(n)}{2} \quad (4)$$

5) 利用AES对步骤4中得到的不同SE长度下的滤波结果MF(n)进行后处理;

6) 将ADF作为SE各长度下滤波效果的评判标准,选取最优SE长度下的滤波结果作为最终的滤波结果;

7) 计算滤波结果的AES,以进一步增强故障相关特征,即先计算滤波结果的自相关信号为

$$B(n) = \sum_{\tau=-\infty}^{+\infty} \text{MF}(\tau) \text{MF}(n-\tau) \quad (5)$$

再计算自相关信号 $B(n)$ 的包络谱,即可得到滤波结果的AES;

8) 对AES进行分析,以检测轴承故障特征。

3 仿真分析

3.1 轴承故障信号的仿真模型

为验证所提MF-AES方法的有效性,根据文献[1]建立滚动轴承故障信号的仿真模型,即

$$\begin{cases} y(t) = y_1(t) + y_2(t) + y_3(t) + w(t) \\ y_1(t) = \sum_{j=1}^{97} A(t) e^{-1000(t-j/97-\tau_j)} \times \\ \quad \sin [2\pi 3900(t-j/97-\tau_j)] \\ y_2(t) = 0.2 [\sin (2\pi 10t + \pi/6) + \\ \quad \sin (2\pi 20t - \pi/3)] \\ y_3(t) = \sum_{k=1}^4 C_k e^{-800(t-T_k)} \sin [2\pi 2000(t-T_k)] \\ A(t) = 0.5 [1 - \cos (2\pi 10t)] \end{cases} \quad (6)$$

其中: $y_1(t)$ 为由轴承内圈局部损伤引起的重复故障脉冲;脉冲重复频率 $f_r = 97 \text{ Hz}$; τ_j 为速度轻微波动引起的时间误差,通常为 $1\% \sim 2\%$; $y_2(t)$ 为来自轴转动的2个离散谐波干扰; $y_3(t)$ 为由未知冲击引起的随机脉冲干扰; C_k 和 T_k 分别为脉冲的幅值和发生时间,服从于均匀分布 $U(1/12800, 1)$ 和正态分布 $N(1.5, 1)$; $w(t)$ 为背景高斯白噪声,计算时信噪比为 -12 dB ;故障仿真信号 $A(t)$ 的采样频率、时间、信噪比分别为 1.28 kHz 、 1 s 、 -13.17 dB 。

3.2 仿真结果

图1为仿真故障信号及包络谱,从时域信号中可清晰观察到4处较为明显的故障脉冲,但由于背景噪音的干扰,难以直接观察到故障脉冲特征;包络谱中存在各频段的干扰频率,其幅值与故障频率差

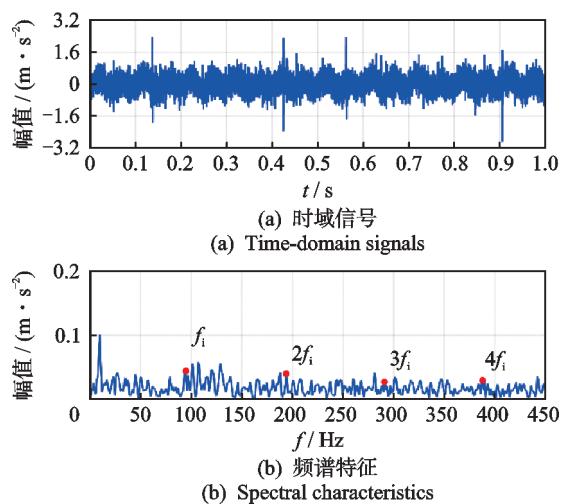


图 1 仿真内圈故障信号及包络谱

Fig.1 Simulated signals and envelope spectrum of inner ring fault

异不明显,掩盖了与故障相关的特征频率,导致无法进行轴承故障诊断。

图 2 为 MF-AES 方法处理的滤波结果。从时域信号中可观察到较为清晰的故障瞬态特征,说明离散谐波干扰得到有效抑制;从 AES 谱中观察到干扰成分得到有效滤除,展示出明显的故障特征频率。

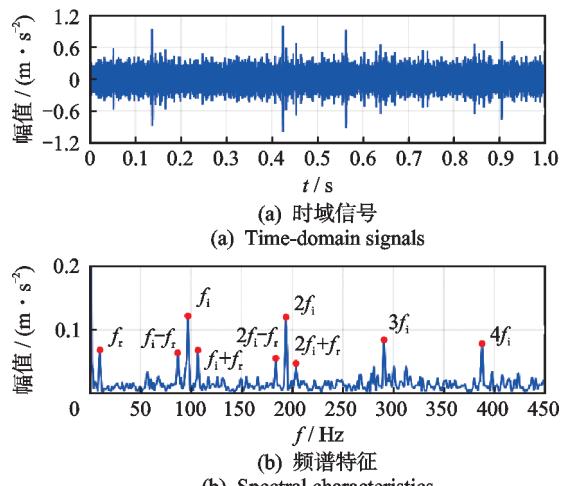


图 2 MF-AES 方法处理的滤波结果

Fig.2 Filtering results by MF-AES method

利用 TVMF 方法和增强尺度形态帽积滤波 (enhanced scale morphological-hat product filtering, 简称 ESMHPF) 方法^[17] 处理上述仿真信号,并与 MF-AES 方法进行对比。为消除其他因素干扰,同样采用 AES 对 TVMF 的滤波结果进行后处理,并记为 TVMF-AES。ESMHPF 使用对角切片谱 (diagonal slice spectrum, 简称 DSS) 作为后处理方法。

图 3 为 TVMF-AES 方法处理的滤波结果。在时域图中可观察到较为明显的故障脉冲冲击现象,在其 AES 谱中可以观察到前 3 阶故障特征频率的谱线,但该故障特征频率谱线的幅值较低,表明 TVMF-AES 方法提取出的故障特征并不明显,表现逊于提出的 MF-AES 方法。图 4 为 ESMHPF 方法处理的滤波结果。从时域信号图中可以识别到 4 处较为明显的随机脉冲干扰,故障脉冲特征相较于随机脉冲显得极其微弱;在其 DSS 中仅能观察到故障特征频率及其三次谐波的谱线,且明显被强随机脉冲干扰,表明 ESMHPF 方法难以有效滤除背景噪声的干扰。

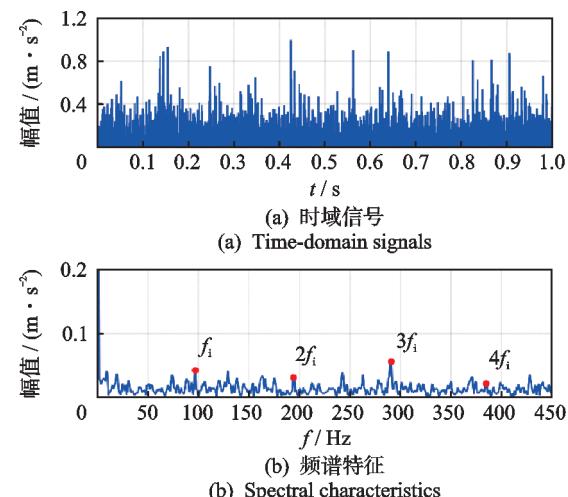


图 3 TVMF-AES 方法处理的滤波结果

Fig.3 Filtering results by TVMF-AES method

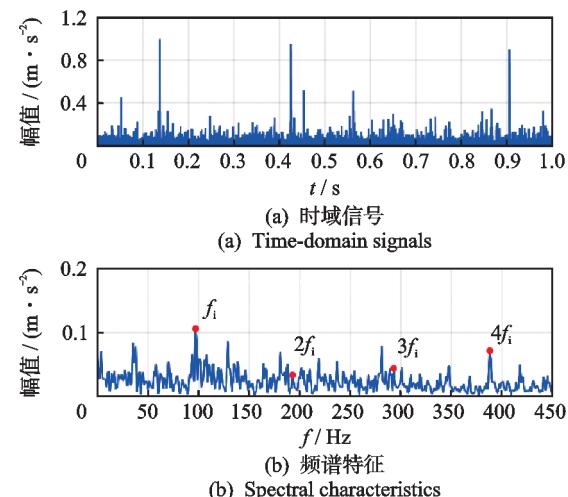


图 4 ESMHPF 方法处理的滤波结果

Fig.4 Filtering results by ESMHPF method

为进一步对比 3 种方法,以 ADF 为评价指标对不同方法提取脉冲特征的性能进行评价,通过计算, MF-AES、TVMF-AES、MSMHPF 测试方法的 ADF

值分别为4.566、3.088和2.531。其中, MF-AES方法的ADF值最高,表明其在故障脉冲特征提取方面的有效性和优越性较好。

3.3 计算效率分析

为说明MF-AES方法在计算效率方面的优势,对MF-AES、TVMF-AES和ESMHPF方法的计算效率进行了量化分析和比较。在配备Intel Core 2 i7-9700 CPU和3.00 GHz处理器的台式计算机上使用Matlab R2018b软件进行估算。

结果表明, MF-AES、TVMF-AES、MSMHPF测试方法的测试时间分别为0.125 6 s、0.046 9 s和185.189 5 s。MF-AES与TVMF-AES的计算时间差距极小,且这2种方法的计算时间远低于ESMHPF,说明MF-AES在振动信号处理方面的计算效率较为突出,具有较高的工程应用价值。由于信号采样长度和采样频率的差异并不影响MF-AES相对于比较方法在计算效率上的优势,因此在后续的试验分析中不再进一步比较计算复杂度。

4 试验结果分析

4.1 轴承加速退化试验台测试

为验证MF-AES方法的有效性,基于XJTU-SY型轴承加速寿命试验台获取的测试数据^[18],对上述3种方法进行对比处理分析。轴承加速退化试验台如图5所示,主要包括电动转速控制器、数字式力显示器、转轴、支撑轴承、加速度计、液压加载系统等部分。通过竖直方向和垂直方向的加速度计采集测试轴承的振动信号,采样频率和时间分别为25.6 kHz和1.28 s。使用数据采集于第2种载荷条件下(即载荷为11 kN,旋转频率为37.5 Hz)外圈故障轴承的初始阶段,故障特征频率为115.6 Hz。

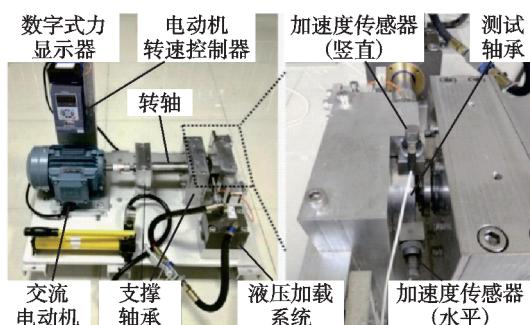


图5 轴承加速退化试验台

Fig.5 Test bench for accelerated degradation of bearing

图6为外圈故障轴承振动信号及包络谱。从时域信号中难以观察到故障脉冲特征,在包络谱中也无法直接检测到故障特征谱线。图7为MF-AES方法处理的轴承外圈故障信号。在时域信号中观察到较为明显的周期性脉冲特征,在AES谱中观察到清晰的故障特征频率及其谐波,且其谱线具有较高的幅值,说明该方法可增强故障信号特征并较为准确地检测轴承故障。MF-AES方法和ESMHPF方法处理的轴承外圈故障信号分别如图8和图9所示。可以观察到,此2种方法的故障特征提取效果较为相似,均难以准确地诊断轴承故障。

为量化不同方法的滤波效果,以及更为清晰地说明MF-AES方法在轴承外圈故障特征提取方面的优势,通过计算, MF-AES、TVMF-AES、MSMHP-

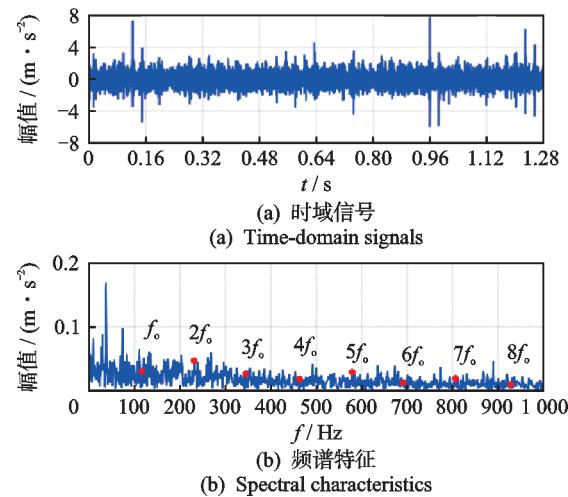


图6 外圈故障轴承振动信号及包络谱

Fig.6 Vibration signals and envelope spectrum of bearings with outer ring fault

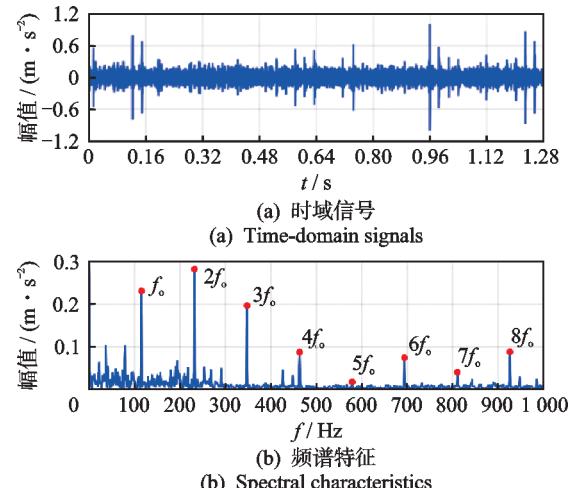


图7 MF-AES方法处理的轴承外圈故障信号

Fig.7 Signals of bearings with outer ring fault processed by MF-AES method

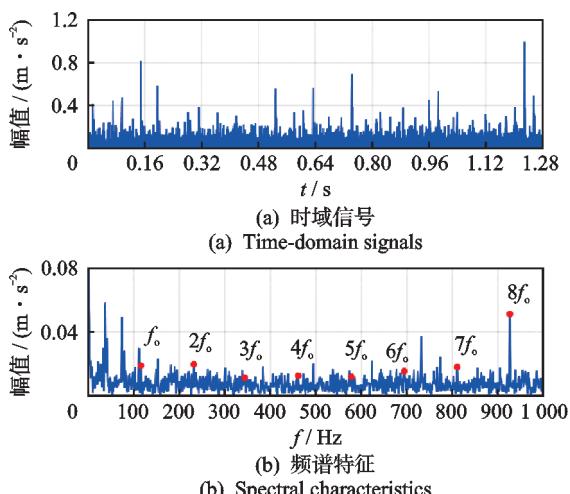


图 8 TVMF-AES 方法处理的轴承外圈故障信号
Fig.8 Signals of bearings with outer ring fault processed by TVMF-AES method

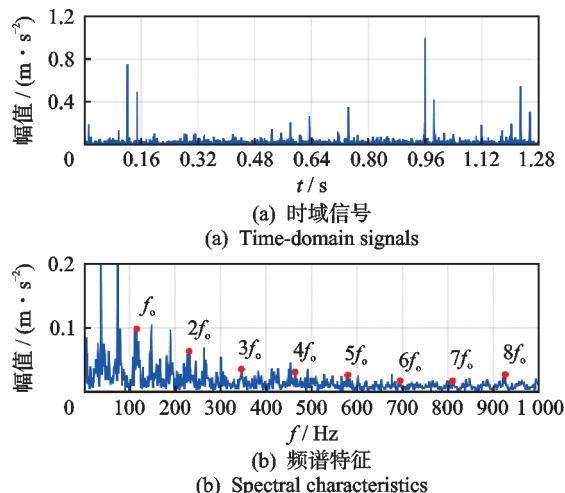
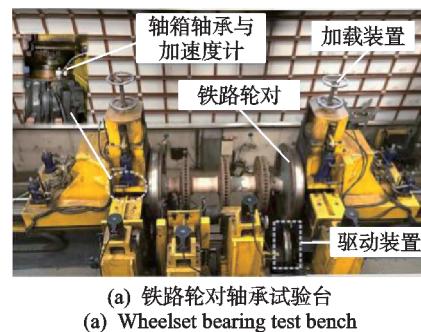


图 9 ESMHPF 方法处理的轴承外圈故障信号
Fig.9 Signals of bearings with outer ring fault processed by ESMHPF method

PF 测试方法滤波结果的 ADF 值分别为 8.370、3.041、2.443。其中, MF-AES 方法的 ADF 值明显高于另外 2 种方法, 证明了该方法在轴承外圈故障诊断中的优越性。

4.2 铁路车辆轴箱轴承试验台测试

采用铁路车辆轴箱轴承试验台测试数据, 进一步验证 MF-AES 方法在实际轴承故障诊断中的有效性和优越性。图 10 为故障信号测试系统, 展示了轴箱轴承试验台及测试用故障轴承。试验台主要由驱动装置、铁路轮对、加载装置、控制系统和测试加速度计组成。轴箱的垂直方向安装加速度计采集振动信号, 采样频率和采样分别为 1.28 kHz 和 0.64 s。采集轴承转速为 1 165 r/min 时的故障信



(a) 铁路轮对轴承试验台
(a) Wheelset bearing test bench
(b) 有局部缺陷的轴承外圈
(b) Outer rings with local defects
(c) 有局部缺陷的轴承滚动体
(c) Rolling elements with local defects

图 10 故障信号测试系统

Fig.10 Fault signal testing system

号, 以测试所提方法的诊断性能, 轴承滚动元件的特征故障频率为 65.63 Hz。被测轴箱轴承参数见表 3。

表 3 被测轴箱轴承参数

Tab.3 Parameters of testing axle box bearings

滚动元件数	滚动元件直径/mm	滚动元件节径/mm	接触角/(°)
17	26.691	187.205	12.083

轴承滚动体故障的振动信号及包络谱如图 11 所示。在图 11(a)中可观察到一定的周期性故障脉冲特征, 但受到故障无关分量的严重干扰; 在图 11(b)中仅能观察到故障特征频率 f_b 的谱线, 其谐波被淹没在干扰频率中, 难以准确诊断轴承故障。

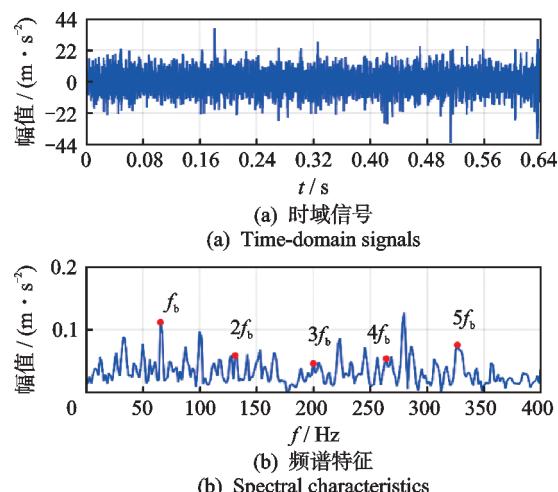


图 11 轴承滚动体故障的振动信号及包络谱
Fig.11 Vibration signals and envelope spectrum of bearings rolling element fault

MF-AES方法处理的轴承滚动体故障信号如图12所示。在时域信号中可观察到较为明显的周期性故障脉冲特征,但仍存在一定的干扰分量;在其AES谱中,可清晰分辨出故障特征频率及其前4次谐波的谱线,展现了MF-AES方法优异的故障特征提取性能。

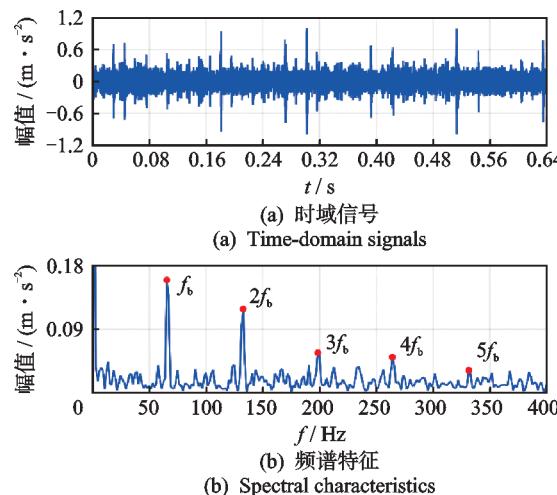


图12 MF-AES方法处理的轴承滚动体故障信号

Fig.12 Signals of bearings with rolling element fault processed by MF-AES method

TVMF-AES方法处理的轴承滚动体故障信号如图13所示。在时域信号中难以观察到清晰的周期性脉冲;在其AES谱中,虽然干扰频率得到有效消除,但仅能识别到具有微弱幅值的故障特征频率 f_b 的谱线。ESMHPF方法处理的轴承滚动体故障信号如图14所示。在时域信号中同样难以观察到明显的瞬态脉冲特征;在相应的谱图中,由于存在较多

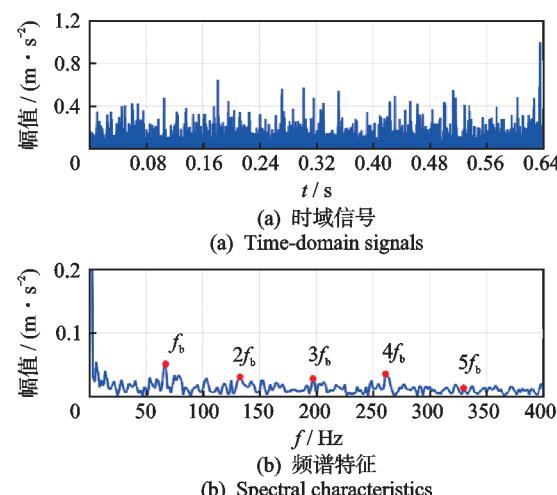


图13 TVMF-AES方法处理的轴承滚动体故障信号

Fig.13 Signals of bearings with rolling element fault processed by TVMF-AES method

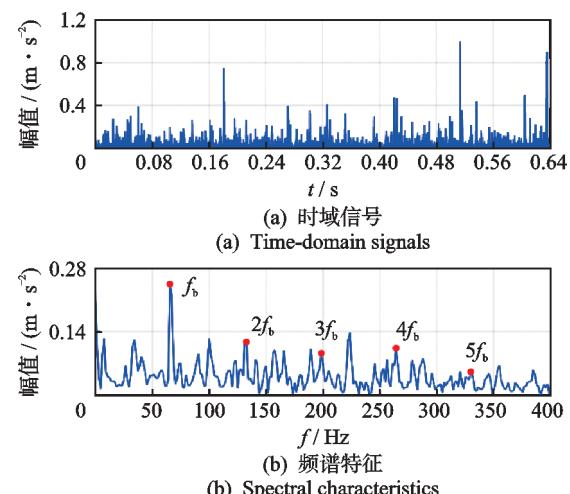


图14 ESMHPF方法处理的轴承滚动体故障信号

Fig.14 Signals of bearings with rolling element fault processed by ESMHPF method

干扰谱线,仅能检测到故障特征频率 f_b 及其一倍频的谱线,难以准确地诊断轴承故障类型。上述分析表明这2种方法提取轴承滚动体故障特征的性能低于所提方法。

综上计算可得,轴承滚动体故障信号处理时采用MF-AES、TVMF-AES、MSMHPF测试方法得到的ADF值分别为4.116、2.198、2.948。其中, MF-AES方法的ADF值最大,说明所提MF-AES方法对故障的检测性能最优,体现了该方法在轴承滚动体故障诊断中的优势。

5 结 论

1) 与传统的基于振动信号极值点确定SE长度的方法相比,ISE基于振动信号自相关的极值点自适应地确定SE长度,可在保证计算效率的同时,有效抑制背景噪声的干扰和提取故障相关脉冲特征。

2) 结合自相关和包络谱的优势提出的AES后处理策略,可有效消除背景噪声干扰,从而增强故障相关特征。

3) 相较于TVMF-AES和ESMHPF方法,本研究提出的MF-AES方法可更好地提取强噪声干扰下的故障相关信息,是一种有效的轴承故障诊断方法。

参 考 文 献

[1] 陈丙炎,宋冬利,张卫华,等.基于自适应MCKD的滚动轴承故障特征提取[J].机械强度,2020,42(6):1293-1301.

CHEN Bingyan, SONG Dongli, ZHANG Weihua, et al. Fault feature extraction of rolling element bearings based on adaptive MCKD[J]. Journal of Mechanical Strength, 2020, 42(6): 1293-1301.(in Chinese)

[2] LI B, ZHANG P L, WANG Z J, et al. A weighted multi-scale morphological gradient filter for rolling element bearing fault detection[J]. ISA Transactions, 2011, 50(4): 599-608.

[3] LI Y F, LIANG X H, ZUO M J. Diagonal slice spectrum assisted optimal scale morphological filter for rolling element bearing fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 85: 146-161.

[4] LIANG B, IWNICKI S D, ZHAO Y. Application of power spectrum, cepstrum, higher order spectrum and neural network analyses for induction motor fault diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 39(1/2): 342-360.

[5] ZHAO S Y, CHEN C Z, LUO Y Q. Probabilistic principal component analysis assisted new optimal scale morphological top-hat filter for the fault diagnosis of rolling bearing[J]. IEEE Access, 2020, 8: 156774-156791.

[6] DENG F Y, YANG S P, TANG G J, et al. Self adaptive multi-scale morphology AVG-hat filter and its application to fault feature extraction for wheel bearing [J]. Measurement Science and Technology, 2017, 28: 045011.

[7] YAN X A, JIA M P, ZHANG W, et al. Fault diagnosis of rolling element bearing using a new optimal scale morphology analysis method[J]. ISA Transactions, 2018, 73: 165-180.

[8] NIKOLAOU N G, ANTONIADIS I A. Application of morphological operators as envelope extractors for impulsive-type periodic signals[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(6): 1147-1162.

[9] GUO J C, ZHEN D, LI H Y, et al. Fault detection for planetary gearbox based on an enhanced average filter and modulation signal bispectrum analysis[J]. ISA Transactions, 2020, 101: 408-420.

[10] LI Y F, LIANG X H, ZUO M J. A new strategy of using a time-varying structure element for mathematical morphological filtering [J]. Measurement, 2017, 106: 53-65.

[11] 方志法, 王维民, 曹颜玉, 等. 基于自适应变尺度形态学滤波的冲击提取方法[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(4): 698-704.

FANG Zhifa, WANG Weimin, CAO Yanyu, et al. Impact feature extraction based on the adaptive variable scale morphological filter[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(4): 698-704.(in Chinese)

[12] ZHANG L J, XU J W, YANG J H, et al. Multiscale morphology analysis and its application to fault diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2008, 22(3): 597-610.

[13] CHEN B Y, CHENG Y, ZHANG W H, et al. Investigation on enhanced mathematical morphological operators for bearing fault feature extraction [J]. ISA Transactions, 2022, 126: 440-459.

[14] 苗宝权, 陈长征, 罗园庆, 等. 基于自适应增强差分积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)

[15] CHENG Y, WANG S B, CHEN B Y, et al. An improved envelope spectrum via candidate fault frequency optimization-gram for bearing fault diagnosis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2022, 523: 116746.

[16] CHEN B Y, CHENG Y, ZHANG W H, et al. Optimal frequency band selection using blind and targeted features for spectral coherence-based bearing diagnostics: a comparative study[J]. ISA Transactions, 2022, 127: 395-414.

[17] YAN X A, LIU Y, JIA M P. Research on an enhanced scale morphological-hat product filtering in incipient fault detection of rolling element bearings[J]. Measurement, 2019, 147: 106856.

[18] WANG B, LEI Y G, LI N P, et al. A hybrid prognostics approach for estimating remaining useful life of rolling element bearings [J]. IEEE Transactions on Reliability, 2020, 69(1): 401-412.



第一作者简介:魏庆,男,1984年9月生,博士、副研究员,主要研究方向为机车车辆动力学。曾发表《基于机器学习的高速列车抗蛇行减振器劣化状态识别方法研究》(《铁道机车车辆》2023年第43卷第6期)等论文。

E-mail:weiqing@rails.cn

通信作者简介:吕凯凯,男,1990年5月生,博士、助理研究员。主要研究方向为机车车辆动力学。

E-mail:lvkais@163.com