

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2413436

基于变迭代机制改进的自适应频带划分方法*

林森¹, 张维浩², 易彩², 陶冶²

(1. 中车青岛四方机车车辆股份有限公司 青岛 266033; 2. 西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室 成都 611756)

摘要: 高速列车轴箱轴承的运行状态直接影响列车的安全性和动力学性能。然而,在复杂工况下,轴承故障信号往往受到强噪声干扰和随机冲击影响,导致轴承故障脉冲易被湮没,难以有效提取,从而降低故障诊断的准确性。针对这一问题,提出了一种基于变迭代机制改进的自适应频带寻优策略,旨在提升轴承故障诊断的精度和鲁棒性。首先,所提方法运用故障脉冲的循环平稳性,改进了谐波显著指数指标,实现精确定位故障共振频带,并有效抑制噪声和随机冲击的影响。其次,针对固定迭代步长的局限性,设计了一种变迭代步长调整机制,结合能量谱趋势分析,实现快速定位,动态调整迭代步长,有效提高了故障共振频带的定位精度,同时降低运算时间,提高计算效率。所提方法是一种基于故障驱动的自适应频带划分方法,克服传统数据驱动的弊端,在应对随机冲击和强噪声方面表现出有效性和优越性。仿真与实测数据分析表明,所提方法在复杂工况下能够快速、准确地识别故障共振频带,相较于固定频带划分方法、改进的功率谱密度法和固定步长自适应划分方法,所提方法在信噪比提升、故障特征提取精度、计算效率方面均具有显著优势。

关键词: 轴箱轴承; 谐波显著指数; 自适应共振解调方法; 变迭代步长; 故障诊断

中图分类号: TH133.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.99

Adaptive bandwidth segmentation method improved by variable iteration mechanism

Lin Sen¹, Zhang Weihao², Yi Cai², Tao Ye²

(1. CRRC Qingdao Sifang Locomotive & Rolling Stock Co., Ltd., Qingdao 266033, China; 2. State Key Laboratory of Rail Transit Vehicle System, Southwest Jiao Tong University, Chengdu 611756, China)

Abstract: The operational condition of high-speed train axle box bearings has a direct impact on both train safety and dynamic performance. However, under complex working environments, bearing fault signals are often contaminated by strong noise interference and random impacts, making it challenging to effectively extract fault impulses and leading to reduced diagnostic accuracy. To address this challenge, this paper proposes an improved adaptive frequency band optimization strategy based on a variable iteration mechanism, aimed at enhancing fault diagnosis accuracy and robustness. The method first leverages the cyclostationarity of fault impulses to enhance the harmonic prominence index, enabling precise identification of the fault resonance band while effectively suppressing noise and random disturbances. Additionally, to overcome the limitations of fixed iteration step sizes, a variable-step iteration adjustment mechanism is introduced. By integrating energy spectrum trend analysis, the approach facilitates rapid localization and dynamic adjustment of the iteration step size, improving fault resonance band identification accuracy while reducing computation time and enhancing efficiency. This fault-driven adaptive frequency band division method addresses the shortcomings of traditional data-driven techniques, proving to be effective and superior in dealing with random impacts and strong noise interference. Simulation and experimental analyses show that the proposed method can quickly and accurately identify the fault resonance band under complex working conditions. Compared to fixed band division methods, improved power spectral density methods, and fixed-step adaptive division techniques, the proposed method offers significant advantages in signal-to-noise ratio enhancement, fault feature extraction accuracy, and computational efficiency.

Keywords: axle box bearing; harmonic significant index; adaptive resonance demodulation method; variable iteration step size; fault diagnosis

0 引言

高速列车车轮轴箱轴承作为列车运行的关键旋转部件,承担着承载支撑、运动转换等重要功能,与列车运行的运行质量、安全性和动态性能直接相关^[1-2]。因此,轴箱轴承的状态监测和故障诊断具有重要意义。由于轮轨激励以及复杂振动传递路径,轴承的微弱故障特征已被强背景噪声所淹没,难以直接提取^[3-4]。振动信号分析法由于强实用性和有效性成为故障诊断的广泛应用方法。其中,共振解调法根据共振原理,将故障瞬态脉冲调制到高频共振带,由于实际运行过程中存在干扰因素,将高频共振带淹没,因此需要进一步对共振带进行处理^[5-6]。采用共振解调法的关键在于找到故障共振频带中心频率以及带宽的参数,最大程度减少干扰因素。Dwyer^[7]提出谱峭度(spectral kurtosis, SK)概念,通过量化非平稳信号故障信息确定最优共振频带。Antoni^[8]在数学上定义了谱峭度为具有归一化能量的四阶频谱累积量,并证明了SK在非平稳信号中提取特征信息是有效的。进而,Antoni^[9]提出了快速谱峭度图,利用1/3二叉树滤波器组对频谱进行分解,构建多个不同长度的滤波器,提高计算效率。然而,快速谱峭度法(Fast Kurtogram, FK)易被随机冲击干扰,闫云雪等^[10]提出一种运用自相关算法、改进谱幅值调制算法对包络信号进行处理,以改善快速谱峭度易被随机冲击干扰问题。张海峰等^[11]通过计算特定频带信号包络的功率谱幅值的峭度,量化轴承故障冲击脉冲,确定最优解调频带。然而,由于采用固定划分策略,无法准确定位故障共振频带的准确位置,且易被随机冲击和噪声干扰,因此出现了大量自适应频带划分方法。Barszcz等^[12]基于解调信号的包络谱幅值峭度提出了Protrugram,通过预先设定合适的解调带宽和迭代步长,搜索共振频带的中心频率,能准确定位包含最多故障信息的频带。但该算法对于强噪声和随机冲击抵抗能力比较弱,并且需要先验故障特征频率作为支撑,为算法的实际运用带来了困难。刘玉婷等^[13]提出一种最优故障频带判别方法,通过经验小波变换提取故障频带,实现自适应故障诊断。盛嘉玖等^[14]提出一种基于能量包络线的自适应划分频带改进的经验小波变换方法,运用Teager能量算子计算能量包络谱引导自适应频带划分。张小龙等^[15]结合固有时间尺度分解形态滤波和Teager能量谱对滚动轴承故障特征提取与诊断。Zhao等^[16]发现语音信号和振动信号具有相似性,引入谐波乘积谱克服轴承信号中存在的多谐振和多调制特性,但由于采用了固定的频带划分策略,不能准确定位故障共振频带。Yi等^[17]提出了基于功率谱密度的自适应谐波积谱(adaptive harmonic product spectrum, AHPS)方法,使用谐

波显著指数(harmonic significant index, HSI)值铺设平面,能够有效的抵抗噪声和随机冲击的干扰。但是该方法通过数据自驱动对信号进行分解,而不是由信号本身的循环平稳性指导频带划分,所以不能寻找到最优的故障共振频带。同时, Yi等^[18]设计并引入针对故障特征的自适应频带分割策略,即循环平稳性,最大化来改进谐波积谱(harmonic product spectrum, HPS),但由于迭代步长的固定设置,使得无法快速进行自适应频带划分。

本研究提出了一种迭代机制的自适应频带划分技术。考虑到轴承故障特征具有循环平稳性,使用基于HPS改进的最大化循环平稳性的HSI指标,使得所提方法的自适应频带定位与轴承故障冲击的循环平稳性特征直接相关。所提方法采用迭代机制提高了方法运行效率以及精确度,同时具有出色的抗噪声和抗干扰能力。所提方法不需要先验信息,在工程实践中具有较高的应用价值。通过将FK、改进功率谱密度(power spectral density, PSD)方法和固定迭代机制方法与所提方法进行比较,结果表明,所提方法在处理低信噪比和随机冲击的模拟信号以及实验信号时,在故障诊断方面明显优于对比方法,证明了所提方法的有效性和优越性。

1 基础原理

1.1 轴承故障特征引导机制

基于故障特征的自适应划分方法能有效避免过分解和欠分解问题,对随机噪声和强干扰鲁棒。根据轴承外圈、内圈和滚子故障特征频率计算公式可知故障特征与旋转频率有关,因此利用旋转频率进行最优故障频带搜索,实现故障共振频带的定位和分析。以外圈轴承故障特征频率计算公式为例,轴承外圈故障特征频率公式如式(1)所示。

$$f_{BPFO} = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r \quad (1)$$

式中: Z 表示滚子的数量; d 为滚动体直径; D 为节圆直径; α 为压力角; f_r 为旋转频率。

实验过程中轴承已经固定,轴承本身参数不会改变,因此将除旋转频率外的参数视为常数,用 k 替代,公式由式(1)变为式(2)。

$$f_{BPFO} = k f_r, \quad k = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) \quad (2)$$

根据式(2)可知,轴承故障特征频率随着转频的变化而变化。相邻故障谐波之间的频率为 $k f_r$, 由此频谱中的共振频带可设置为 $n k f_r$ 。因此当 k 设置合理,可由旋转频率选择层级带宽。迭代的层级带宽的选择公式如式(3)所示。

$$\omega_m = \omega_0 + 2m f_r, \quad m = 1, 2, 3, \dots \quad (3)$$

式中: ω_0 为初始带宽, 根据经验一般选取 $\omega_0 = \frac{F_s}{100}$; F_s 为信号采样频率。根据以上描述的层级带宽计算方法, 带宽能够基于与故障特征频率关系密切的转频为迭代条件, 让带宽在 $[\omega_1, \omega_m]$ 的范围进行计算。

设置层级带宽范围后, 根据信号的采样频率, 使得层级带宽可以遍历信号, 初始中心频率设置为层级带宽的一半, 终点中心频率为采样频率的一半。因此, 中心频率迭代公式如式(4)所示。

$$cf = \frac{\omega_m}{2}; \text{iterstep}: \frac{F_s}{2} \quad (4)$$

根据该迭代范围, 频谱能够划分为 $\left[cf - \frac{\omega_m}{2}, cf + \frac{\omega_m}{2}\right]$ 的多个频带。以此划分条件为后续自适应划分做准备。

以固定步长设置迭代步长会导致算力浪费, 降低自适应频带划分精度。因此, 以小波变换的特点为灵感, 设置可变迭代步长, 在故障共振频带处迭代步长变小, 而非故障共振频带处迭代步长较大, 不仅能提高计算效率还能实现精准寻优。依据 Teager 能量算子计算信号能量谱, 定位迭代步长变化范围。Teager 能量算子是一种非线性算子, 集中频谱能量, 减少噪声和无关分量对频谱划分的影响^[19]。

如式(5)所示, Teager 能量算子 Ψ 用于连续信号 $x(t)$ 的公式。

$$\Psi(t) = [x(\ddot{t})]^2 - x(t)x(\ddot{t}) \quad (5)$$

用于离散信号 $x(n)$, 其中时间导数用向前差分逼近, 即:

$$\dot{x}(t) \rightarrow \dot{x}(n) = x(n) - x(n-1) \quad (6)$$

$$\ddot{x}(t) \rightarrow \ddot{x}(n) = x(n) - 2x(n-1) + x(n-2) \quad (7)$$

将式(6)和(7)代入式(5), Teager 能量算子 Ψ 可表示为:

$$\Psi(n) = [x(n)]^2 - x(n-1)x(n+1) \quad (8)$$

Teager 能量算子将频谱 $x(f)$ 转化为能量谱 $\Psi(f)$:

$$\Psi(f_i) = [x(f_i)]^2 - x(f_{i-1})x(f_{i+1}) \quad (9)$$

1.2 谐波显著指数

谐波显著指数由 HPS 改进而来, HPS 最初用于语音信号, 由于语音信号和振动信号的相似性, Zhao 等^[16] 最初提出了将 HPS 用于振动信号。将 HPS 改进用于轴承故障诊断, HPS 定义如式(10)所示。

$$HPS(\omega) = F(\omega) \times F(2\omega) \times \cdots \times F(K\omega) =$$

$$\prod_{k=1}^K F(k\omega) \quad (10)$$

式中: $F(\omega)$ 表示信号包络谱在 ω 频率的取值; K 表示计算谐波的次数。HPS 的原理是当取任意频率 ω , HPS

可表示为 ω 的前 K 次谐波的幅度乘积。包络谱中当 ω 与故障特征频率 ω_0 重合时, $F(\omega)$ 由突出的故障谐波振幅提供, HPS 值 ω_0 在将会出现突出分量。但当 ω 与 ω_0 不重合时, ω 及其倍数出的幅度由测量噪声提供, 因此它们的乘积很小。HPS 能与故障特征相匹配且能准确找到基频。但 HPS 存在物理意义模糊和大小非归一化的问题。

改进的 HSI 解决了 HPS 的缺陷, HSI 采用几何均值 (即 k 次方根运算) 对谐波乘积进行归一化, 成为无量纲的归一化频率表示指标。HSI 的量级变得更具有可比性和兼容性, 无需考虑单位和谐波数量。HSI 越大, 表明信号中的故障特征越显著, 诊断信息中包含越多的窄带。HSI 定义如式(11)所示。

$$H(\omega) = \max \left(\prod_{r=1}^K \frac{F(r\omega)}{N((\omega(r-1)+1):r\omega)} \right)^{\frac{1}{K}} = \max \left(\prod_{r=1}^K P(r\omega) \right)^{\frac{1}{K}} \quad (11)$$

其中, $N((\omega(r-1)+1):r\omega)$ 表示包络光谱中频率 ω 处的局部背景噪声水平, 可以通过对原始频谱应用移动平均滤波器来估计。 $P(r\omega) = \frac{F(r\omega)}{N((\omega(r-1)+1):r\omega)}$ 表示 ω 处信号和噪声的幅值比, 用来衡量显著性水平。

2 基于变迭代机制改进的自适应频带寻优策略

本研究以故障特征为指导, 提出了一种变迭代机制的自适应的频带寻优策略用于轴承故障诊断。引入自适应频带划分方式, 精准定位目标故障共振频带, 提高对噪声和随机冲击的鲁棒性。所提方法解除了固定迭代步长对自适应寻优策略的限制, 根据能量谱趋势进行迭代步长自动调节, 实现快速精准定位故障共振频带。方法流程如图1所示。

具体步骤为:

1) 在轴箱上安装传感器, 收集轴承运行的振动信号, 然后计算其傅里叶谱 $x(f)$ 。

2) 根据式(9)将 $x(f)$ 转化为能量谱 $\Psi(f)$, 通过多项式拟合法拟合趋势曲线, 通过计算趋势变化曲线的极小值和极大值点, 以极小值点作为划分边界, 定位能量幅值变化最大的能量谱带, 根据最大能量谱带的范围, 设置迭代步长。当层次窗口移动到最大能量谱的左极小值时, 迭代步长缓慢变化为最小步长 25 Hz, 当层次窗口离开最大能量谱区域时, 迭代步长缓慢变化为基础步长 150 Hz。考虑到信号中存在冲击, 对应位置能量谱幅值较大, 影响迭代步长的细化区域的选取。因此, 设置最大能量谱的幅值比较计算, 当能量谱的幅值达到最大能量

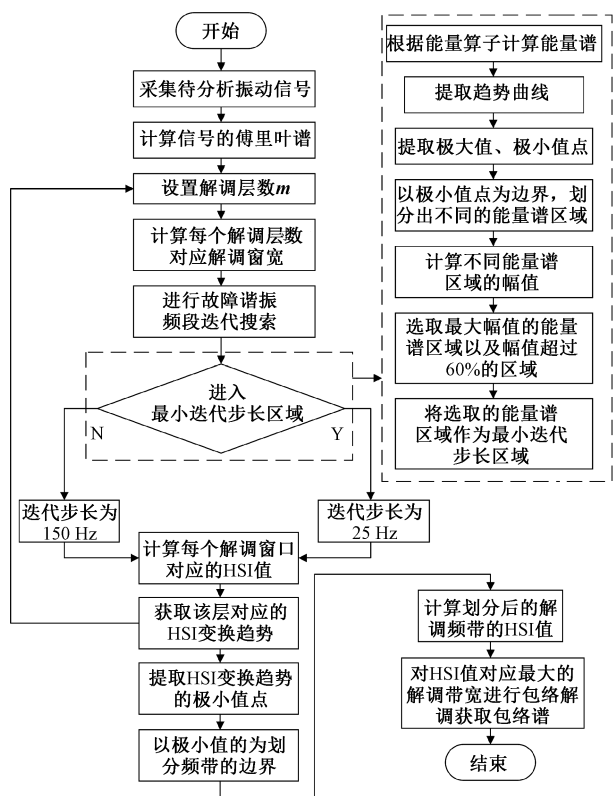


图1 变迭代机制改进的自适应频带划分方法流程

Fig. 1 Flowchart of the adaptive frequency band division method improved by the variable iteration mechanism

谱的60%时,该区域也进行迭代步长细化,保证不遗漏故障频带。

3) 设置频带解调层数 m , 根据式(3) 得到不同层次对应的层次窗口长度 ω_m 。

4) 进行故障谱共振频段迭代搜索, 每个层次窗口进行中心频率的迭代操作, 中心频率变化为式(4)。

5) 在中心频率迭代的整个过程中, 不断计算出该层次对应的每个窗口内信号对应的 HSI。在中心频率迭代结束后, 可以得到对应层次的 HSI 的变化趋势。

6) 重复5), 计算不同层次内信号对应的 HSI, 最后得到 m 个不同的 HSI 变化趋势。

7) 根据 HSI 变化趋势, 以 HSI 的极小值点作为划分边界, 最后得到 m 个频段划分结果。

8) 根据得到的频段划分结果, 选择 HSI 最大的子频段作为故障谱共振频带, 进行进一步的包络解调分析。

3 仿真数据试验验证

为验证变迭代自适应划分方法的有效性, 采用仿真信号进行轴承故障提取。由滚动轴承动力学模型可知, 滚动轴承表面有损伤时, 轴承旋转过程中会产生周期激

励并呈指数衰减, 因此可通过仿真脉冲信号和噪声信号实现轴承故障信号的模拟。

3.1 滚动轴承外圈故障

根据轴承故障模型对轴承故障信号进行仿真分析。仿真信号中包含了轴承故障激发的脉冲响应信号、随机冲击、高斯白噪声。仿真信号构造公式如式(12)所示。

$$S(t) = x_f(t) + x_r(t) + x_n(t) \quad (12)$$

式中: $x_f(t)$ 表示轴承故障激发的脉冲响应信号; $x_r(t)$ 表示随机冲击; $x_n(t)$ 表示高斯白噪声。

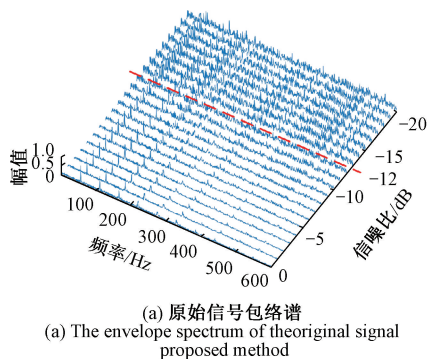
$S(t)$ 中包含的脉冲响应信号 $x_f(t)$ 和随机冲击信号 $x_r(t)$, 构造公式如式(13)和(14)所示。

$$x_f(t) = \sum_{n=1}^{N_b} A_n e^{-\beta_f(t-nT_b - \sum_{i=1}^N \tau_i)} \times \cos(2\pi\omega_f(t - nT_b - \sum_{i=1}^N \tau_i)) \times h(t - nT_b - \sum_{i=1}^N \tau_i) \quad (13)$$

$$x_r(t) = A_r e^{-\beta_r t} \cos(\omega_r t) \quad (14)$$

式中: N_b 是故障脉冲的数量; A_n 是第 i 个故障脉冲响应幅值 ($A_n = 1$ 是表示外圈故障的响应幅值, $A_n(t) = \sin(2\pi \cdot 4t) + 2$ 是表示滚子故障的响应幅值); A_r 是第 i 个随机冲击幅值; β_f 是故障冲击响应的结构阻尼系数; β_r 是随机冲击的结构阻尼系数; ω_f 是故障脉冲响应激发的共振频率; ω_r 是随机冲击激发的共振频率; $h(\cdot)$ 为阶跃响应函数; $T = 1/f$ 表示故障周期; τ_i 表示随机滑动。

为了分析变迭代自适应划分法在不同信噪比条件下的性能, 在仿真信号中加入信噪比范围为 0~20 dB 的高斯白噪声, 信噪比变化的步长为 -1 dB。采用所提方法处理具有不同信噪比的仿真外圈故障信号, 并使用信号的包络谱来表征所提方法对故障脉冲的恢复性能, 原始信号和处理后信号的归一化的包络谱如图 2 所示。从图 2(a) 中可以看出, 当信噪比低于 -12 dB 时, 原始信号的包络频谱变得非常混乱, 无法区分故障特征谐波和其他干扰谐波。相比之下, 图 2(b) 中观察到所提方法在 0~-16 dB 范围内具有非常清晰的故障谐波。这表明基于变迭代自适应划分的故障特征提取方法具有较强的去噪能力。



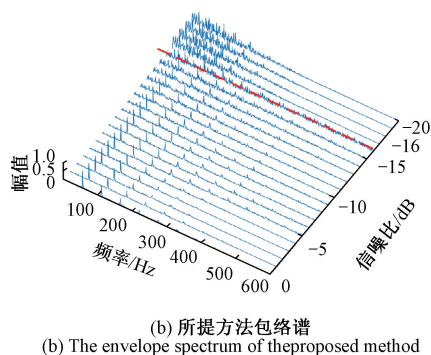


图2 仿真轴承外圈故障信号归一化包络谱
Fig. 2 Normalized envelope spectrum of simulated bearing outer race fault signal

仿真一组轴承外圈故障信号 $S_o(t)$ 的采样频率 $F_s=10\text{ kHz}$,信号长度为 1 s ,滚动体滑动位移为 1% ,具体参数如表1所示。图3(a)是 $S_o(t)$ 的时域图,故障冲击特征被噪声淹没,具有冲击干扰成分。图3(b)是 $S_o(t)$ 包络谱图,可知对原始信号直接进行包络处理,故障特征不明显,被噪声成分干扰需要采用信号处理方法。

表1 仿真轴承外圈故障信号 $S_o(t)$ 参数
Table 1 Parameters of the simulated bearing outer race fault signal

k	A_k	β_k	ω_k	f_k/Hz	f_r/Hz	SNR/dB	$\tau/\%$
f	1	600	3 200	55	10.29	-12	1
r	4	800	1 500	-	-	-	-

原信号采用变迭代步长故障诊断方法进行故障诊断。根据式(3)设置层级窗口范围为 $0\sim 500\text{ Hz}$,通过

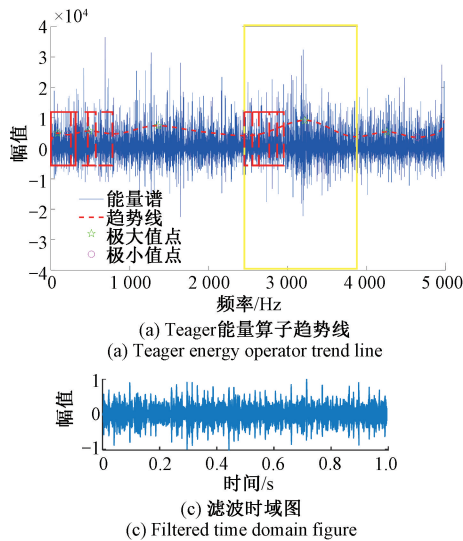


图4 仿真轴承外圈故障信号变迭代步长法的诊断结果

Fig. 4 Diagnosis results of variable iterative step method for simulated bearing outer race fault signal

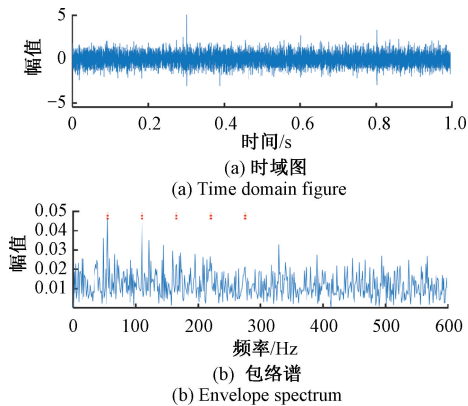
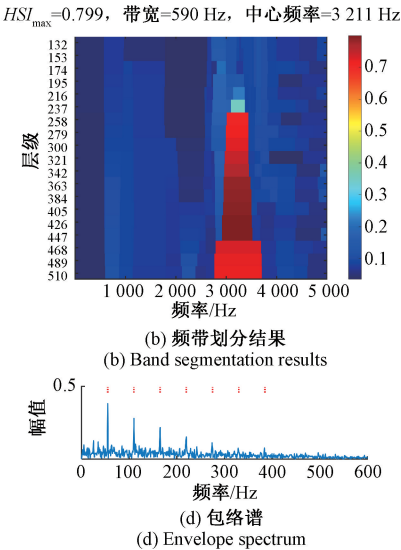


图3 仿真轴承外圈故障信号时域图及包络谱
Fig. 3 Time-domain diagram and envelope spectrum of simulated bearing outer race fault signal

式(9)计算 Teager 能量谱,得到趋势线定位迭代步长变化范围,迭代步长最大为 150 Hz ,最小为 25 Hz 。层级窗口迭代过程中计算每个窗口数据对应的 HSI 值,相同层级窗口的 HSI 值按迭代顺序形成数据集,以相邻极小值点作为自适应划分边界实现自适应划分频谱功能。结果如图4所示,图4(a)表示计算的 Teager 能量趋势线,图4(a)中显示在 $2\,451\sim 3\,871\text{ Hz}$ 范围中数据的能量变化趋势最大,可能存在故障共振频带,在该范围迭代步长变小实现细节迭代,能精确划分频带。该方法总运行时间为 9.85 s 。图4(b)表示所提方法的自适应频带划分结果,当层级窗口为 414 Hz 时,HSI 值达到最大 0.799 ,自适应划分结果为中心频率 $3\,211\text{ Hz}$,带宽 590 Hz ,与预设的频带参数相符合。图4(c)和(d)分别表示最大 HSI 值频带滤波后的时域图以及解调的包络谱图,图4(d)可清晰观察到故障特征频率 55 Hz 及 7 倍频成分,呈递减



趋势。与图 3(b) 对比证明了通过改进迭代方法可实现精确的故障提取效果。

其次,利用 FK 对原信号进行处理,结果如图 5 所示。由图 5(a) 可知 FK 定位中心频率为 1 562.5 Hz,带宽为 208.3 Hz,与预设的故障频带偏离,受到随机冲击的干扰。图 4(b) 和 (c) 显示了滤波信号以及共振解调后的包络谱。由于共振频带定位出现偏离,图 5(c) 中显示包络谱无法解调出故障特征频率。

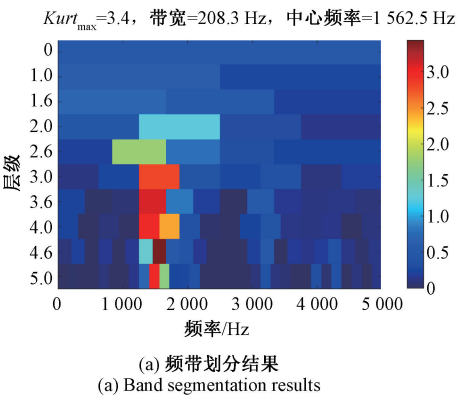


图 6 是利用功率谱峭度提取信号故障特征的结果,由图 6(a) 可知该方法定位故障共振频带中心频率 78.1 Hz,带宽为 156.3 Hz,严重偏离理想故障频带。图 6(b) 和 (c) 显示了滤波信号以及滤波信号的包络谱,图 6(c) 中未观察到故障特征频率成分。由此,证明固定划分方法对该信号并不适用,对比图 4(d)、5(c) 和 6(c) 可知,迭代自适应划分方法明显优于固定频带划分方法。

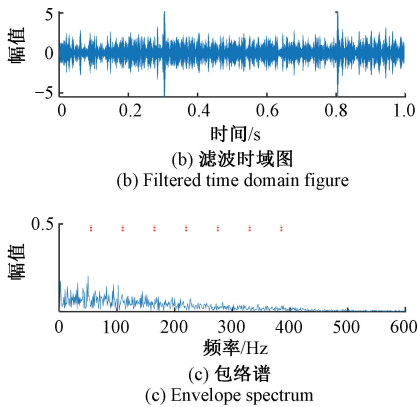


图 5 仿真轴承外圈故障信号 FK 诊断结果

Fig. 5 FK-based diagnosis results for simulated bearing outer race fault signal

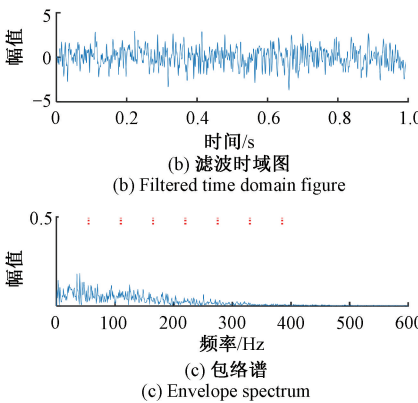
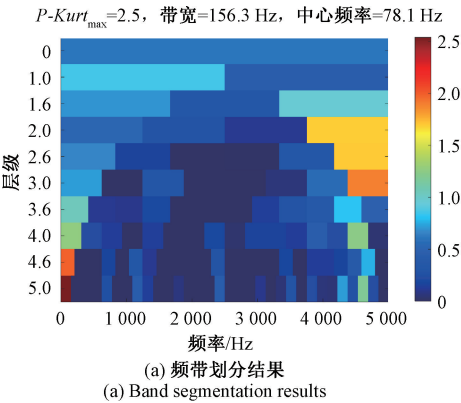


图 6 仿真轴承外圈故障信号功率谱峭度图及诊断结果

Fig. 6 Diagnosis results of kurtosis of power spectrum for simulated bearing outer race fault signal

对比固定划分方法后,将一种改进 PSD 的自适应方法作为对比方法,如图 7 所示。在图 7(a) 中,该方法定位的最佳故障频带位于第 7 级,中心频率为 3 180 Hz,带宽为 1 079 Hz,带宽定位较宽,包含较多干扰。滤波后的时域波形以及包络谱如图 7(c) 和 (b) 所示。由图 7(c) 能观察到故障特征频率 55 Hz 及其倍频,但与图 4(d) 相比,改进的 PSD 法的信噪比远低于迭代自适应划分法。改进 PSD 法运行时间为 24.19 s,迭代自适应划分法的运行时间 9.85 s,证明迭代自适应划分方法不仅信噪比高,且运行时间短,

优于改进 PSD 的自适应方法。

固定迭代步长机制的自适应频带划分法诊断结果如图 8 所示,设置固定迭代步长为 30 Hz,由图 8(a) 可知定位的最佳频带位于层级窗口为 415 Hz,选取频带中心频率为 3 147 Hz,带宽为 730 Hz,与迭代自适应划分法相比,定位误差较大。图 8(b) 和 (c) 表示滤波后的信号以及解调的包络谱图。由图 8(c) 可观察到故障特征频率,但由于定位频带有所误差,与迭代自适应划分法相比信噪比较低。且固定迭代步长运行时间高达 26.53 s,运行时间长且存在定位偏差。

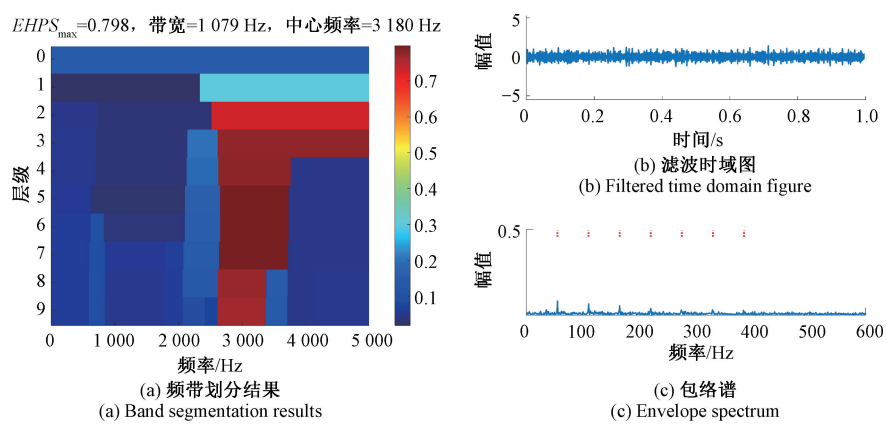


图 7 仿真轴承外圈故障信号改进 PSD 法诊断结果

Fig. 7 Diagnosis results of improved PSD method for simulated bearing outer race fault signal

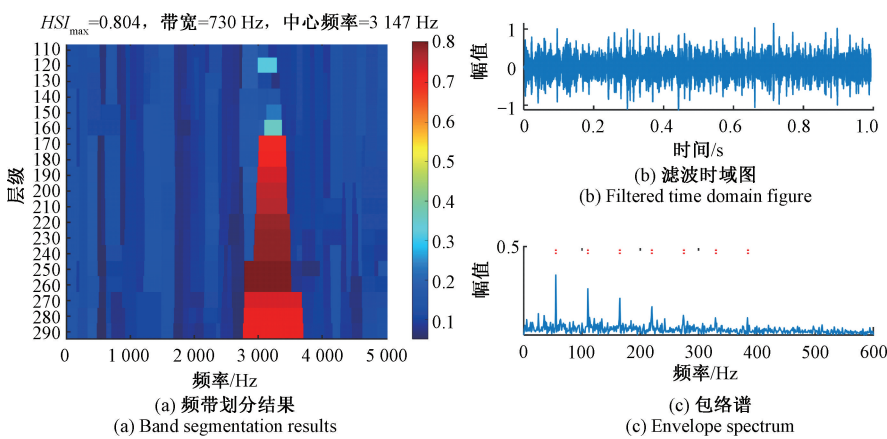


图 8 仿真轴承外圈故障信号固定迭代步长法诊断结果

Fig. 8 Kurtosis of power spectrum and its diagnosis results for simulated bearing outer race fault signal

综上所述,各方法处理信号参数如表 2 所示,可以看出在处理强噪声和包含随机冲击的外圈轴承故障信号时,FK 和功率谱峭度图都容易被强噪声和随机冲击干扰,无法定位到准确的共振频带。虽然改进 PSD 和固定迭代步长法都能定位到故障频带,但相较于变迭代自适应划分法的改进方法,定位不够精准,导致信噪比较低,运行时间较长。变迭代自适应划分法既减少了运行时间,又提高了准确性,对噪声和随机冲击鲁棒。

3.2 滚动轴承滚动体故障

为了分析变迭代自适应划分法在不同信噪比条件下的性能,在仿真滚子故障信号中加入信噪比范围为 0~−20 dB 的高斯白噪声,信噪比变化的步长为 −1 dB。采用变迭代自适应划分法处理具有不同信噪比的仿真信号,原始信号和处理后信号的归一化的包络谱绘如图 9 所示。

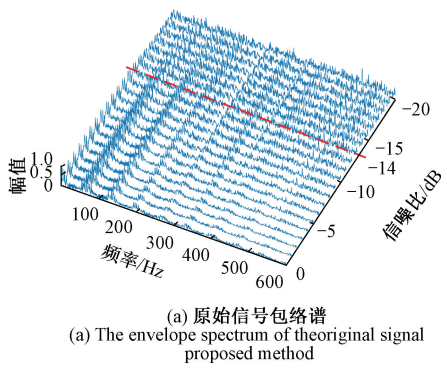
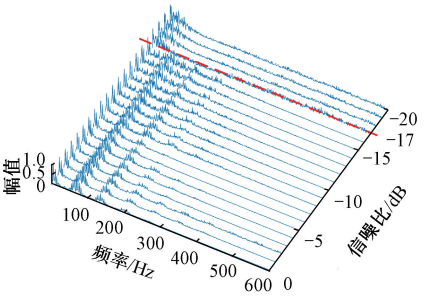


表 2 仿真轴承外圈故障信号处理参数对比
Table 2 Comparison of processing parameters for simulated bearing outer race fault signal

方法	带宽/Hz	中心频率/Hz	时间/s
预设参数	600.0	3 200.0	—
变迭代自适应划分法	590.0	3 211.0	9.85
FK	208.3	1 562.5	—
功率谱峭度	156.3	78.1	—
改进 PSD 方法	1 079.0	3 180.0	24.19
固定迭代方法	730.0	3 147.0	26.53



(b) 所提方法包络谱
(b) The envelope spectrum of the proposed method

图9 仿真轴承滚子故障信号归一化包络谱

Fig. 9 Normalized envelope spectrum of simulated bearing roller fault signal

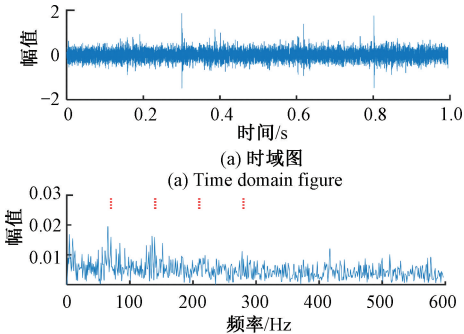
从图9(a)中可以看出,当信噪比低于-14 dB时,原始信号的包络频谱变得非常混乱,无法区分故障特征谐波和其他干扰谐波。相比之下,图9(b)中观察到迭代自适应划分法的包络谱中0~-17 dB范围内具有非常清晰的故障谐波。这表明迭代自适应划分的故障特征提取方法对噪声有较强的鲁棒性。

构造一组包含轴承滚动体故障的仿真信号进一步证明迭代步长自适应划分法对不同故障的适应性和有效性。模型信号根据式(12)~(14)构造,仿真轴承滚动体故障信号 $S_R(t)$ 的采样频率 $F_s=10\text{ kHz}$,信号长度为1 s,滚动体滑动位移为1%,具体参数见表3。图10(a)和(b)显示了信号的时域波形和包络谱,由图10(b)可知,直接对该信号进行包络解调,信噪比很低,且故障特征频率与预设故障特征频率存在偏移,无法准确地找到滚动体故障。

表3 仿真轴承滚子故障信号 $S_R(t)$ 参数

Table 3 Parameters of the simulated bearing roller fault signal

k	A_k	β_k	ω_k	f_k/Hz	f_r/Hz	SNR/dB	$\tau/\%$
f	1	500	2 800	35	10.29	-10	1
r	2	800	1 400	—	—	—	—



(a) 时域图
(a) Time domain figure
(b) 包络谱
(b) Envelope spectrum

图10 仿真滚子故障信号时域图及包络谱

Fig. 10 Time-domain diagram and envelope spectrum of simulated roller fault signal

原信号继续采用迭代自适应划分故障诊断方法进行故障提取,参数设置不变,结果如图11所示,图11(a)表示信号的能量谱图以及提取的变化趋势线。当频率为2 099~3 429 Hz时,趋势线变化幅值最大,该范围可能存在故障共振频带,迭代步长变小,进行局部细节搜索。层次窗口迭代和计算HSI值后,得到自适应频带划分结果,如图11(b)。图11(b)显示当层次窗口为121 Hz时,HSI值达最大0.608,定位频带中心频率为2 806 Hz,带宽为394 Hz,与预设参数相符合。图11(c)和(d)分别表示滤波后时域波形图以及包络谱,图11(d)中可清晰观

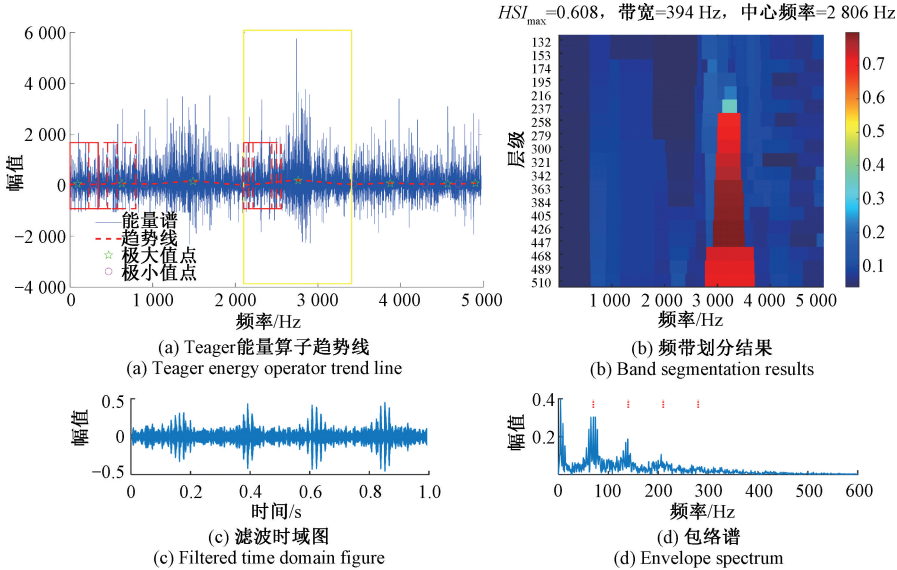


图11 仿真滚子故障信号迭代步长自适应频带划分方法处理结果

Fig. 11 Diagnosis results of variable iterative step size adaptive band division method for simulated bearing roller fault signal

察到故障特征频率及 4 倍频,并且信噪比大。方法总运行时间为 9.21 s。与图 10(b)相比,变迭代自适应划分法信噪比更高,对随机滑动具有鲁棒性,故障提取更准确。

FK 和改进功率谱峭度图作为固定划分方法与变迭代自适应划分法进行对比,FK 处理结果如图 12 所示。图 12(a)中定位故障频带的中心频率为 1 406.3 Hz,带宽为 312.5 Hz,与设置的故障频带偏离,由设置参数可知,该频带包含随机冲击,可知 FK 易受到随机冲击的干扰。图 12(b)和(c)显示了滤波信号以及滤波信号的包络谱。

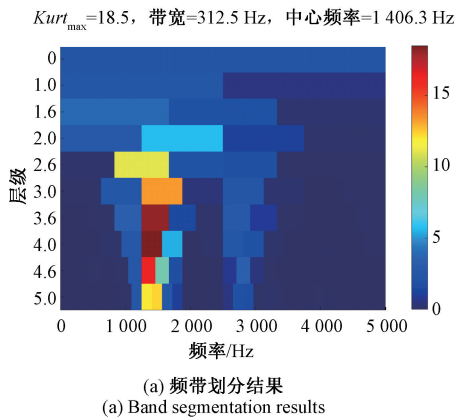


图 12 仿真轴承滚子故障信号 FK 诊断结果

Fig. 12 Diagnosis results of FK for simulated bearing roller fault signal

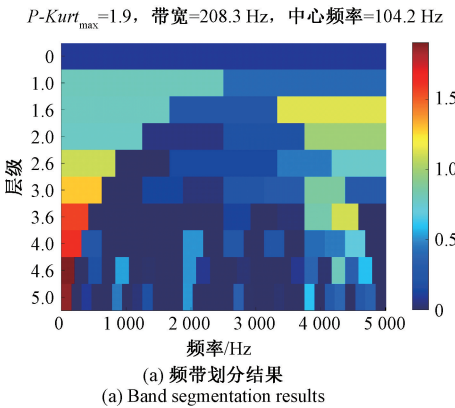
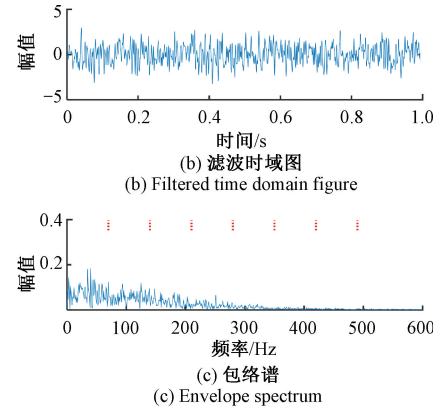
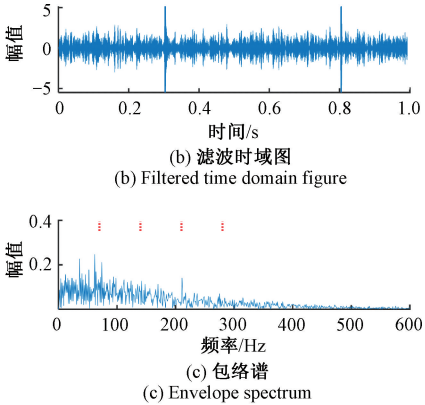


图 13 仿真轴承滚子故障信号功率谱峭度图及诊断结果

Fig. 13 Kurtosis of the power spectrum and diagnosis results for the simulated bearing roller fault signal

为进一步证明变迭代自适应划分法的优越性,采用改进 PSD 自适应方法与变迭代自适应划分法进行对比,如图 14 所示。图 14(a)显示第 9 层时 EHPS 最大为 0.498,定位故障共振频带的中心频率为 2 778 Hz,带宽为 834 Hz,可见带宽定位较宽,包含较多干扰。滤波后的时域波形以及包络谱如图 14(c)和(b)所示。由图 14(c)能观察出故障特征频率,但与图 11(d)相比,可明显观察出变迭代自适应划分法信噪比高于该自适应划分方法。PSD 改进法运行时间为 13.19 s,方法的运行时间 9.21 s,证明了变迭代自适应划分法不仅信噪比高,且

图 12(c)中可以看到,由于故障频带定位错误,无法解调出故障谐波。功率谱峭度图结果如图 13 所示,图 13(a)中显示定位故障共振频带的中心频率为 104.2 Hz,带宽为 208.3 Hz,严重偏离设置的预设故障共振频带。图 13(b)和(c)显示了滤波信号以及滤波信号的包络谱,图 13(c)中无法观察到故障特征频率。固定划分方法容易被强噪声和随机冲击干扰。对比图 11(d)、12(c)和 13(c),证明了变迭代自适应划分法优于 FK 和功率谱峭度图。



运行时间短,优于 PSD 改进法。

固定迭代步长机制下的自适应方法运行结果如图 15 所示,设置固定迭代步长为 30 Hz。图 15(a)显示定位故障频带的位置,当层级窗口为 121 Hz 时 HSI 最大为 0.611,中心频率为 2 809 Hz,带宽为 389 Hz,与变迭代步长相比定位不够精确。图 15(b)和(c)表示滤波后的信号以及包络谱图。由图 15(c)可观察到故障特征频率,但由于采用固定划分方式,造成了算力浪费,计算时间为 25.62 s,变迭代自适应划分法优于固定迭代步长法。

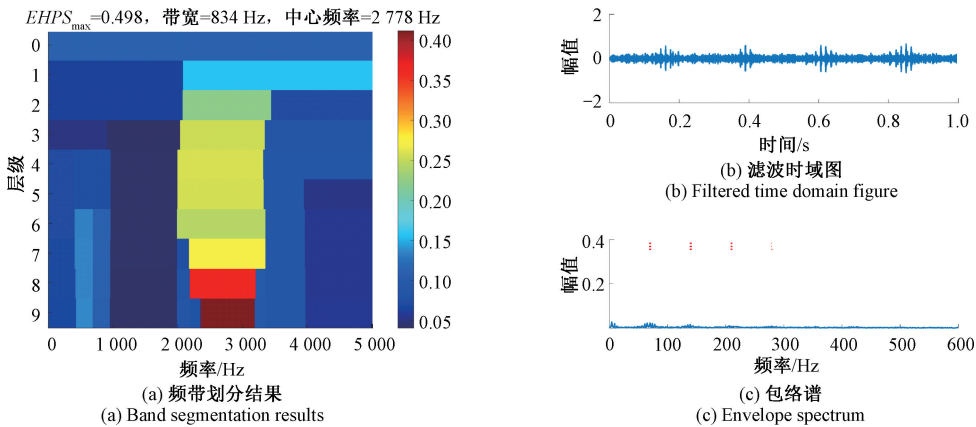


图 14 仿真轴承滚子故障信号改进 PSD 法诊断结果

Fig. 14 Diagnosis results of improved PSD method for simulated bearing roller fault signal

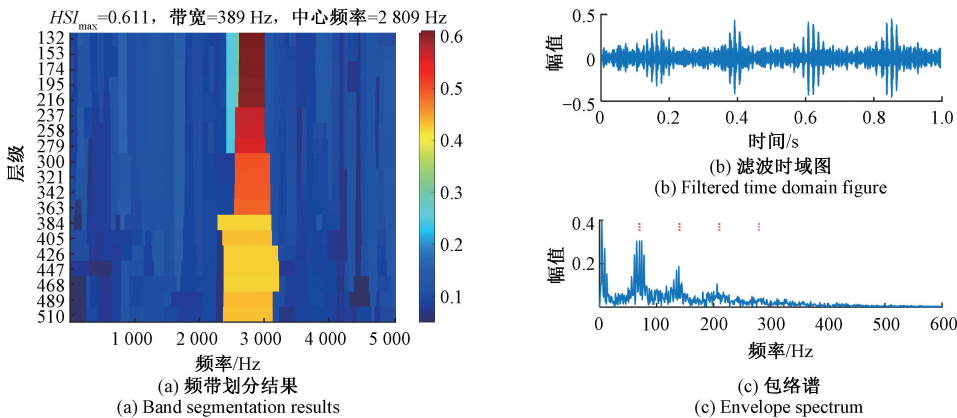


图 15 仿真轴承滚子故障信号固定迭代机制诊断结果

Fig. 15 Diagnosis results of fixed iterative step method for simulated bearing roller fault signal

综上所述,各方法处理信号参数如表 4 所示,从带宽、中心频率、时间等方面进行对比,针对强噪声且具有随机冲击的滚动体故障信号,变迭代自适应划分法能更快速且精准的实现故障诊断。

首先,通过与固定频带划分方法(FK、功率谱峭度)对比证明了方法的有效性以及能够有效的抵抗强噪声和随机冲击。其次,与改进的 PSD 和固定迭代步长的自适应划分方法相比,在精确度、信噪比和计算效率上都存在优势,进一步证明了变迭代自适应划分法的优势。

4 实测数据试验验证

此节采用 2 组滚动轴承台架实测信号对所提出的方法进行验证。数据采集试验台主要是由加载装置、电机、实验轮对和双列锥形轴承轴箱组成,采集加速度传感器安装在轴箱上。如图 16 所示,采集了两组常见的轴箱轴承故障,即外圈故障和滚动体故障。试验平台采用双列圆锥滚子轴承,几何参数如表 5 所示。其中, d_r 为滚子直径, d_p 为节圆半径, α 为接触角弧度, Z 为滚动体个数。需要注意的是,当滚子表面出现故障时,会在内圈和外圈发生碰撞,因此在基本周期中会产生 2 次冲击,因此判断滚子故障频率可以采用 2 倍的滚子故障特征频率^[20]。

表 4 仿真轴承滚子故障信号处理参数对比

Table 4 Comparison of processing parameters for simulated bearing roller fault signals

方法	带宽/Hz	中心频率/Hz	时间/s
预设参数	500.0	2 800.0	—
变迭代自适应划分法	394.0	2 806.0	9.21
FK	312.5	1 406.3	—
功率谱峭度	208.3	104.2	—
改进 PSD 方法	834.0	2 778.0	13.91
固定迭代方法	389.0	2 809.0	25.62

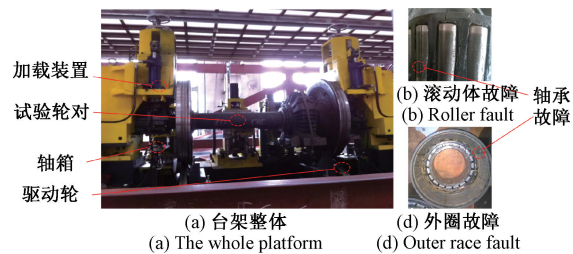


图 16 台架实验示意图

Fig. 16 Schematic diagram of the bench test

表 5 滚动体几何参数

Table 5 Geometric parameters of rolling element

参数	数值
d_R/mm	26.9
d_p/mm	180.0
α/rad	9.0
$Z/\text{个}$	19.0

4.1 滚动轴承外圈故障

在实验中,轮对的旋转频率为 5.14 Hz,相应的运行速度为 50 km/h。加速度计的采样频率为 10 kHz,根据轴承故障特征频率公式可以计算出轴承外圈外故障为 41.64 Hz。信号时域波形图以及包络谱图如图 17(a)和(b)所示。由图 17(b)可以看出,直接对信号进行包络解调,无法清晰观察到故障特征频率,其中存在谐波干扰,需要对信号进行进一步的处理。

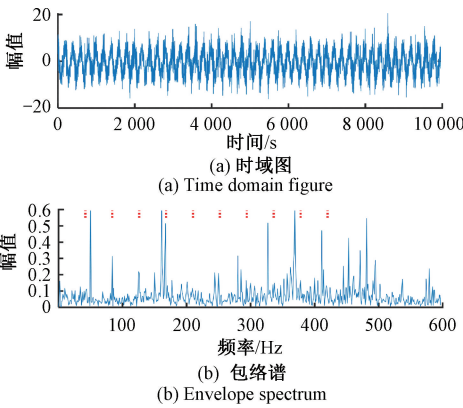


图 17 实测轴承外圈故障信号

Fig. 17 Measured fault signal of the bearing outer race

利用变迭代自适应划分法进行信号处理,设置迭代步长为 25~150 Hz,结果如图 18 所示。如图 18(a)表示信号的能量谱以及能量趋势线,当频率在 2 649~4 611 Hz 范围时,变化趋势最大,该范围内可能存在故障共振频带,在该范围进行细化迭代。迭代过程中计算 HSI 值以及层级窗口对应 HSI 数据集,取相邻极小值点作为划分边界,获得频带划分结果,如图 18(b)所示,当层级窗宽为 450 Hz 时,HSI 值达最大 0.610,对应定位频带中心频率为 3 110 Hz,带宽为 514 Hz。滤波后的时域波形图和包络谱图如图 18(c)和(d)所示。由图 18(d)中可清晰观察到外圈故障特征频率及 10 倍频。故障特征频率为 42 Hz,与计算故障特征频率值 41.64 Hz 相差不大,符合实际应用情况,可以判断轴承发生了外圈故障,总运行时间 17.94 s。

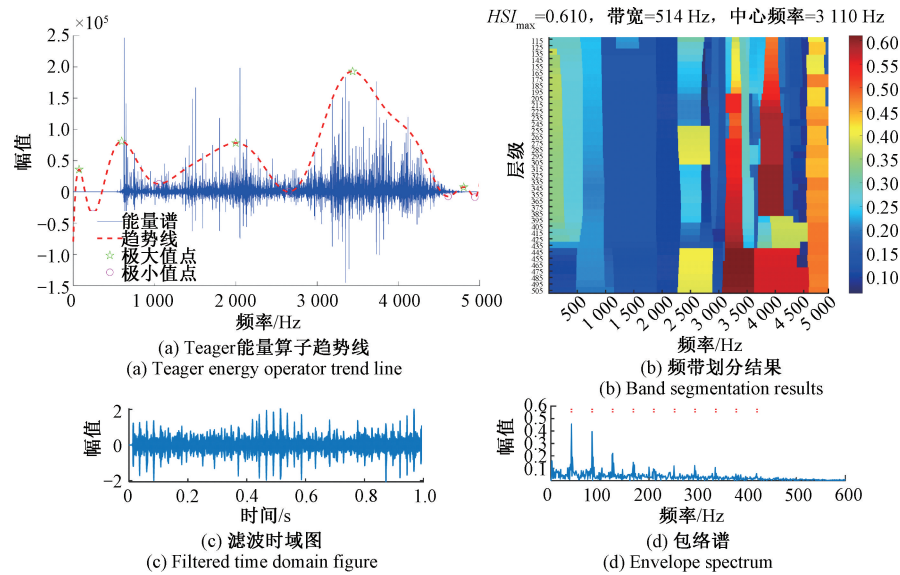
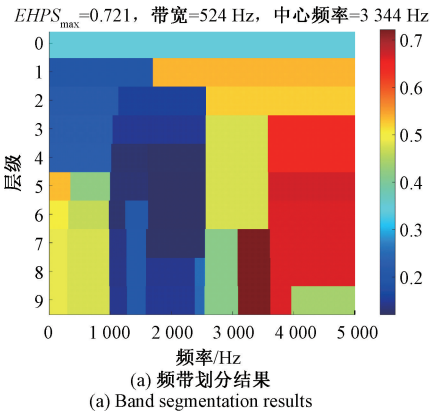


图 18 变迭代机制自适应方法处理结果

Fig. 18 Diagnosis results of variable iterative step size adaptive band division method for measured bearing outer race fault signal

该节中直接运用自适应频带划分方法进行对比实验,利用改进 PSD 自适应划分法对信号进行处理,结果如图 19 所示。图 19(a) 中第 7 级是指标达到最大为 0.721,定位的故障频带中心频率为 3 344 Hz,带宽为



524 Hz。滤波后的时域波形图和包络图如图 19(b)和(c)所示。图 19(c) 中只能观察到故障特征频率以及 4 倍频。与图 18(d) 相比,故障特征频率倍频次数少,信噪比低,证明了迭代自适应划分法的优越性。

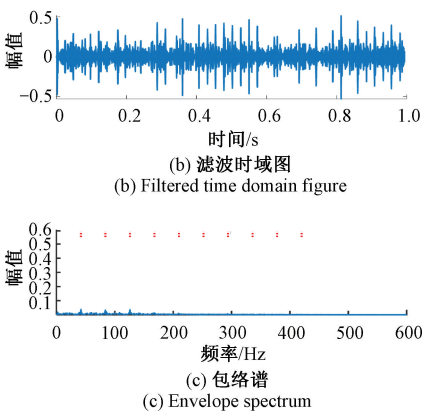
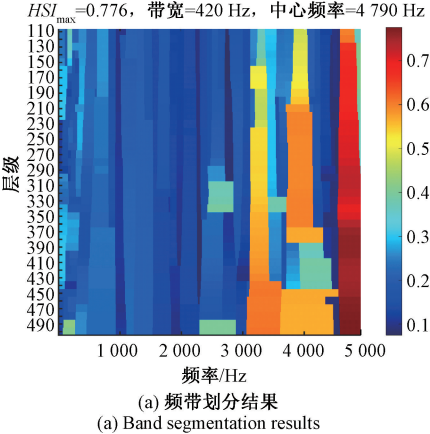


图 19 改进 PSD 自适应法处理结果

Fig. 19 Diagnosis results of improved PSD method or measured bearing outer race fault signal

固定迭代机制作为对比方法验证迭代自适应划分法中迭代机制的优势。固定迭代步长设置为 30 Hz,处理结果如图 20 所示。图 20 表示在层级窗口为 500 Hz 时,HSI 值达最大 0.776,定位故障频带中心频率为 4 790 Hz,带宽为 420 Hz。进行滤波后的信号波形和包络谱图如图 20(b)和(c)所示。图 20(c) 无法观察到故障特征频率



以及倍频,存在谐波干扰。对比图 18(d)、19(c)和 20(c),从故障特征频率辨识倍数、信噪比来说,迭代自适应划分法对噪声和随机冲击鲁棒,故障提取效果佳。将 3 种方法处理后的信号参数列出,如表 6 所示,对比带宽、中心频率、时间可以看出,迭代自适应划分法明显优于其他 2 种自适应方法,能更快更准确找到故障共振频带。

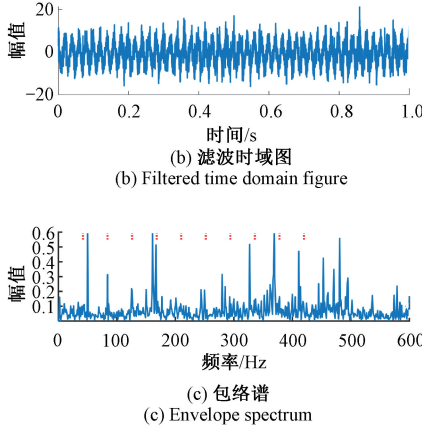


图 20 固定迭代机制自适应法处理结果

Fig. 20 Diagnosis results of fixed iterative step method or measured bearing outer race fault signal

表 6 实测外圈故障信号处理参数对比

方法	带宽/Hz	中心频率/Hz	时间/s
迭代自适应划分法	514	3 110	17.94
改进 PSD 方法	524	3 344	25.85
固定迭代方法	420	4 790	43.57

4.2 滚动轴承滚动体故障

在实验中,轮对的旋转频率为 5.14 Hz,台架实验采集轴承滚动体信号相应的运行速度为 50 km/h。加速度的采样频率为 10 kHz,根据轴承故障特征频率公式可以计算滚动体故障的故障频率 16.96 Hz。需要注意的是,当滚子表面出现故障时,会在内圈和外圈发生碰撞,因此在基本周期中会产生 2 次冲击,因此判断滚子故障

频率可以采用 2 倍的滚子故障特征频率。因此共振解调后的故障特征频率为 33.92 Hz。图 21(a) 和 (b) 分别表示采集信号时域波形图和包络谱。图 21(b) 中无法清晰观察到故障谐波, 存在谐波干扰, 需要进行信号处理。

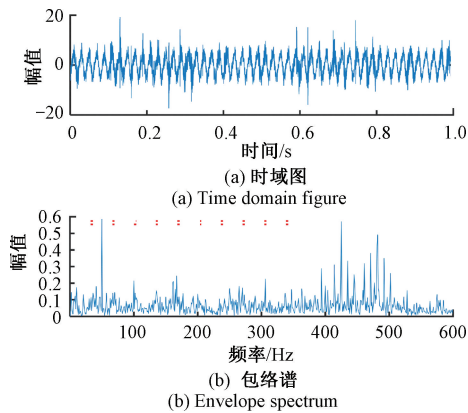


图 21 实测轴承滚动体信号

Fig. 21 Measured bearing roller fault signal

采用迭代自适应划分法对信号进行故障提取, 设置迭代步长变换范围为 25~150 Hz, 运行结果如图 22 所示。图 22(a) 表示信号的能量谱以及能量趋势线, 根据趋势线变化, 当范围为 953~3 008 Hz 时变化最大, 可能存在故障共振频带, 进行细化迭代。图 22(b) 则表示在迭代过程结束后, 计算 HSI 数据集, 以相邻极小值点作为划分边界的结果, 当层次窗口为 320 Hz 时计算 HSI 值最大为 0.399, 定位故障共振频带中心频率为 1 468 Hz, 带宽为 457 Hz。图 22(c) 和 (d) 分别为对该频带进行滤波后的信号时域波形以及包络谱。图 22(c) 中可清晰观察到故障瞬时冲击。图 22(d) 中能清晰观察到故障的 10 次谐波, 故障特征频率为 33 Hz, 与计算故障特征频率 33.92 Hz 相差不大, 呈递减趋势, 且转频调制边带明显, 可以判断轴承出现滚动体故障。总运行时间为 12.7 s。

图 23 表示改进 PSD 方法的诊断结果, 其中图 23(a) 表示该方法的自适应划分结果, 图 23(a) 中第 4 层时 EHPS 值最大为 0.816, 定位频带的中心频率为 167 Hz,

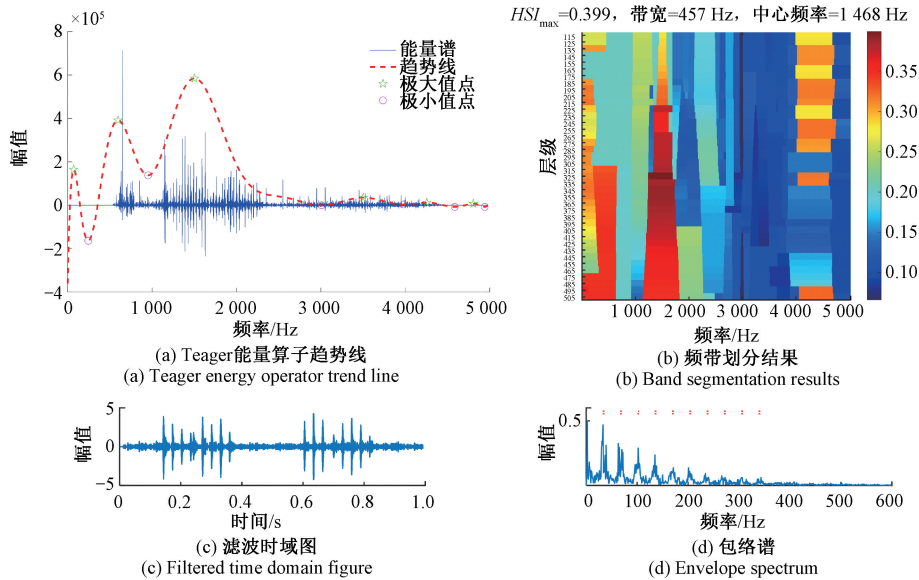


图 22 迭代自适应方法处理结果

Fig. 22 Diagnosis results of variable iterative step size adaptive band division method for measured bearing roller fault signal

带宽为 333 Hz。图 23(b) 和 (c) 分别表示滤波后的时域波形图以及包络谱图。图 23(c) 中无法清晰地观察到故障特征频率。该方法运行时间为 20.1 s, 与迭代自适应划分法相比运行速度慢。将图 23(c) 与 22(d) 对比可知, 迭代自适应划分法能准确且清晰地提取出故障, 运行效果好。

最后, 采用固定迭代步长机制对信号进行处理, 设置固定迭代步长为 30 Hz, 运行结果如图 24 所示。图 24(a) 中显示层次窗口为 300 Hz 时 HSI 值最大为 0.498, 提取频带中心频率为 287 Hz, 带宽为 93 Hz。

图 24(b) 和 (c) 分别表示对频带滤波后的时域波形以及包络谱, 其中图 24(c) 中能看到类似故障特征频率, 但无法观察到故障特征频率的倍频。该方法运行时间为 47.89 s, 计算效率远远低于迭代自适应划分法。将图 24(c)、23(c) 以及图 22(d) 对比, 从故障特征频率辨识倍数、信噪比来说, 迭代自适应划分法对噪声和随机冲击信号鲁棒, 故障提取效果更佳。将 3 种方法处理后的参数列出, 如表 7 所示, 对比带宽、中心频率、时间可以看出, 迭代自适应划分法明显优于这 2 种自适应方法, 能更快更准确找到故障共振频带。

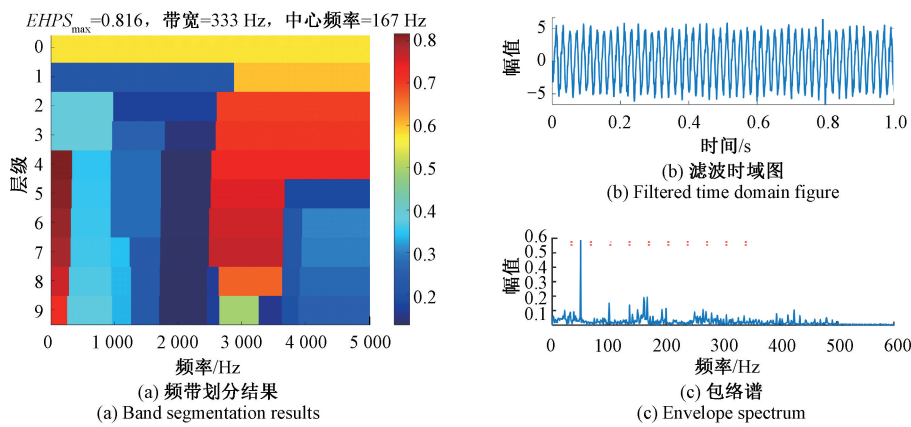


图 23 改进 PSD 自适应法处理结果

Fig. 23 Diagnosis results of improved PSD method for the measured bearing roller fault signal

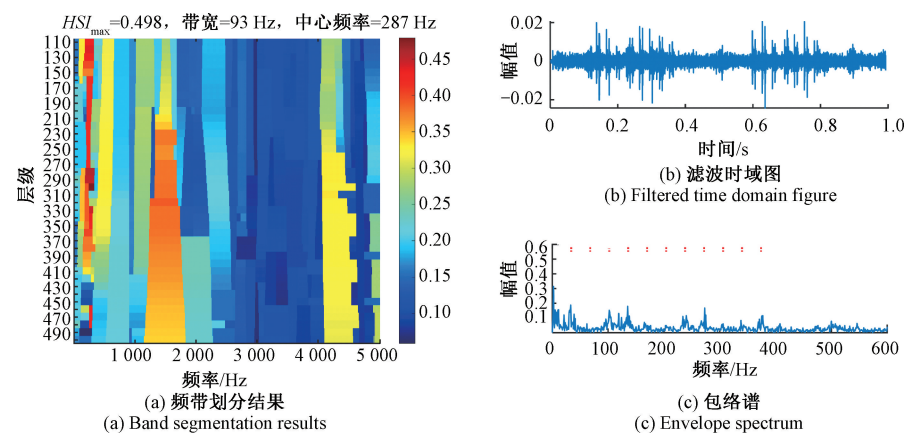


图 24 固定迭代机制自适应法处理结果

Fig. 24 Diagnosis results of fixed iterative step method for the measured bearing roller fault signal

表 7 实测滚子故障信号处理参数对比			
Table 7 Comparison of processing parameters for the measured roller fault signal			
方法	带宽/Hz	中心频率/Hz	时间/s
变迭代自适应划分法	457	1 468	12.7
改进 PSD 方法	333	167	20.1
固定迭代方法	93	287	47.89

5 结 论

该文提出一种基于变迭代步长的自适应频带划分技术,该方法通过计算信号能量作为迭代步长变化依据,在接近故障共振频带时进行细化迭代。根据旋转频率设置层级窗口,基于循环平稳性指标 HSI 的引导下进行自适应划分边界,实现精准定位故障共振频带。克服了固定划分策略的过分解及欠分解问题,对随机冲击及强噪声

鲁棒。与改进 PSD 法及固定迭代步长的自适应划分结果相比,所提方法能快速且精准地划分出故障共振频带。

1) 基于故障脉冲的循环平稳性改进 HPS 指标,最大程度量化信号循环平稳性,降低干扰因素的干扰。

2) 引入变步长迭代机制,依据 Teager 能量算子计算能量谱,形成能量趋势线,自动选取迭代步长变化范围,在需要细化的区域进行细化迭代,不需细化区域快速迭代,提高计算效率。基于变步长迭代机制改进的自适应频带划分法既能提高计算效率又能实现局部细节迭代提高精确度。

3) 全过程由故障特征驱动定位故障共振频带,结合数据特征的引导,克服了只采用数据特征引导易被随机冲击干扰问题,加快了仅由故障特征驱动的计算效率。

参考文献

[1] 顾晓辉, 杨绍普, 刘文朋, 等. 高速列车轴箱轴承健康监测与故障诊断研究综述[J]. 力学学报, 2022, 54(7): 1780-1796.

- GU X H, YANG SH P, LIU W P, et al. Review of health monitoring and fault diagnosis of axle-box bearing of high-speed train [J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2022, 54(7): 1780-1796.
- [2] 李大勇, 陈明可, 栾林昊, 等. 转向架在线监测与诊断系统在青岛地铁的应用[J]. 都市快轨交通, 2021, 34(3): 34-39.
- LI D Y, CHEN M K, LUAN L H, et al. Application of bogie on-line monitoring and diagnosis system in qingdao metro[J]. Urban Rapid Rail Transit, 2021, 34(3): 34-39.
- [3] 刘文朋, 杨绍普, 刘永强, 等. 轮轨激励下高速列车轴箱轴承故障诊断方法研究[J/OL]. 机械工程学报, 1-11[2025-03-05].
- LIU W P, YANG SH P, LIU Y Q, et al. Research on fault diagnosis methods for high-speed train axle-box bearings under wheel-rail excitation [J]. Journal of Mechanical Engineering, 1-11[2025-03-05].
- [4] 杨娜, 刘晔, 徐元博, 等. 快速迭代滤波分解方法在轴承故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(5): 47-54.
- YANG N, LIU Y, XU Y B, et al. Application of fast iterative filtering decomposition method in bearing fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(5): 47-54.
- [5] 刘金朝, 丁夏完, 王成国. 自适应共振解调法及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 振动与冲击, 2007(1): 38-41, 158.
- LIU J ZH, DING X W, WANG CH G. Adaptive resonance demodulation method and its application to fault diagnosis of freight car rolling bearings[J]. Journal of Vibration and Shock, 2007(1): 38-41, 158.
- [6] 马增强, 谷朝健, 李延忠, 等. 改进型共振解调器在轴承故障诊断中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(12): 1925-1932.
- MA Z Q, GU CH J, LI Y ZH, et al. Application of improved resonance demodulator in bearing fault diagnosis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2016, 30(12): 1925-1932.
- [7] DWYER R. Use of the kurtosis statistic in the frequency domain as an aid in detecting random signals[J]. IEEE Journal of Oceanic Engineering, 1984, 9(2): 85-92.
- [8] ANTONI J. The spectral kurtosis: A useful tool for characterising non-stationary signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20(2): 282-307.
- [9] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.
- [10] 闫云雪, 许传诺, 程学珍, 等. 基于改进快速峭度图的轴承故障诊断方法研究[J]. 振动与冲击, 2023, 42(15): 118-128.
- YAN Y X, XU CH N, CHENG X ZH, et al. Bearing fault diagnosis method based on improved fast kurtosis graph [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(15): 118-128.
- [11] 张海峰, 陈丙炎, 宋冬利. 基于改进峭度图法的滚动轴承故障诊断[J]. 城市轨道交通研究, 2019, 22(2): 41-47.
- ZHANG H F, CHEN B Y, SONG D L. Fault diagnosis of rolling bearings based on improved kurtogram method[J]. Urban Rail Transit Research, 2019, 22(2): 41-47.
- [12] BARSZCZ T, JABŁOŃSKI A. A novel method for the optimal band selection for vibration signal demodulation and comparison with the Kurtogram [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(1): 431-451.
- [13] 刘玉婷, 林建辉, 李艳萍, 等. 最优共振频带提取的高速列车轴承故障诊断[J]. 机械设计与制造, 2022(7): 275-279.
- LIU Y T, LIN J H, LI Y P, et al. Fault diagnosis of high-speed train bearings based on optimal resonance band extraction[J]. Machine Design and Manufacturing, 2022(7): 275-279.
- [14] 盛嘉玖, 陈果, 康玉祥, 等. 一种用于滚动轴承故障诊断的改进 EWT 方法[J]. 航空动力学报, 2024, 39(9): 371-383.
- SHENG J J, CHEN G, KANG Y Y, et al. An improved EWT method for fault diagnosis of rolling bearings[J]. Journal of Aerospace Power, 2024, 39(9): 371-383.
- [15] 张小龙, 张氢, 秦仙蓉, 等. 基于 ITD-形态滤波和 Teager 能量谱的轴承故障诊断[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(4): 788-795.
- ZHANG X L, ZHANG Q, QIN X R, et al. Fault diagnosis method for rolling bearing based on ITD-morphological filter and Teager energy spectrum [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(4): 788-795.
- [16] ZHAO M, LIN J, MIAO Y H, et al. Detection and recovery of fault impulses via improved harmonic product spectrum and its application in defect size estimation of train bearings[J]. Measurement, 2016, 91: 421-439.
- [17] YI C, WANG H, ZHOU Q Y, et al. An adaptive harmonic product spectrum for rotating machinery fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2023, 72: 1-12.
- [18] YI C, ZHANG W H, CAO H, et al. Cyclostationary

harmonic product spectrum with its application for rolling bearing fault resonance frequency band adaptive location[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 254: 124453.

[19] 陈志刚, 姜云龙, 王莹莹, 等. TKEO 和 SET 在轴承故障诊断中的应用[J]. 电子测量技术, 2022, 45(10): 155-160.
CHEN ZH G, JIANG Y L, WANG Y Y, et al. Application of TKEO and SET in bearing fault diagnosis[J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45(10): 155-160.

[20] XING ZH, YI C, LIN J H, et al. Multi-component fault diagnosis of wheelset-bearing using shift-invariant impulsive dictionary matching pursuit and sparrow search algorithm[J]. Measurement, 2021, 178: 109375.

作者简介



林森,2010 年于兰州交通大学获得学士学位,2014 年于西南交通大学获得硕士学位,现为中车青岛四方机车车辆股份有限公司高级工程师,主要研究方向为整车系统集成、大数据、PHM 等。
E-mail:linsen219@ 163. com

Lin Sen received his B. Sc. degree from Lanzhou Jiaotong University in 2010, received his M. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2014. Now he is a senior engineer at CRRC Qingdao Sifang Locomotive & Rolling Stock Co. , Ltd. His main research interests include vehicle system integration, big data, PHM, etc.



张维浩(通信作者),2023 年于西南交通大学获得学士学位,现就读于西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室交通运输研究生,主要研究方向为故障诊断、信号处理。
E-mail:zicoweihao@ 163. com

Zhang Weihao (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2023. She is currently pursuing her M. Sc. degree in Transportation at State Key Laboratory of Rail Transit Vehicle System in Southwest Jiaotong University. Her main research interests include fault diagnosis and signal processing.



易彩,2009 年于西南交通大学获得学士学位,2015 年于西南交通大学获得博士学位,现为西南交通大学轨道交通运载系统全国重点实验室副研究员,主要研究方向为车辆部件状态监测与故障检测、振动信号处理、机械状态表示与预测方法。
E-mail:yicai@ swjtu. edu. cn

Yi Cai received her B. Sc. degree from Southwest Jiaotong University in 2009, received the Ph. D. degree from Southwest Jiaotong University in 2015. Now she is an associate researcher in State Key Laboratory of Rail Transit Vehicle System in Southwest Jiaotong University. Her main research interests include condition monitoring, fault detection of vehicle components, vibration signal processing, machinery state representation and prediction method.