

基于 WSAM 的滚动轴承故障 IAS 信号特征提取*

张珈源, 郭瑜, 吴显良
(昆明理工大学机电工程学院 昆明, 650500)

摘要 将谱幅值调制(spectral amplitude modulation, 简称 SAM)技术与编码器信号相结合, 提出一种基于加权谱幅值调制(weight spectral amplitude modulation, 简称 WSAM)的滚动轴承故障瞬时角速度(instantaneous angular speed, 简称 IAS)信号特征提取方法。首先, 采用前向差分法对编码器信号进行处理, 将得到的 IAS 信号进行傅里叶变换(Fourier transform, 简称 FT), 得到幅值和相位, 保持相位不变, 对幅值谱赋予不同的权重并进行傅里叶逆变换(inverse Fourier transform, 简称 IFT), 得到一系列的修正信号; 其次, 通过构建频域能量比指标表征每个修正信号的故障信息丰富度; 然后, 基于频域能量比指标和自适应阈值设计一个权重函数; 最后, 由修正信号的平方包络谱和权重函数生成加权平方包络谱(weight squared envelope spectrum, 简称 WSES), 通过分析加权平方包络谱揭示滚动轴承故障特征, 从而实现滚动轴承故障特征提取。仿真和实验也验证了所提方法的有效性。

关键词 滚动轴承; 编码器信号; 谱幅值调制; 频域能量比; 故障特征提取
中图分类号 TH133.33

引言

振动分析法广泛应用于滚动轴承故障检测^[1-3], 然而在一些应用场景中不易使用常规振动传感器, 为此学者们开展了不受外部安装限制的 IAS 信号滚动轴承故障特征提取技术的研究^[4]。Bertoni 等^[5]基于 IAS 信号提出了轴承频率估计法, 实现了轴承故障检测。Chen 等^[6]提出一种基于 IAS 信号的同步平均方法, 实现了滚动轴承故障特征提取。

基于编码器信号的轴承故障检测研究尚处于起步阶段。在基于振动信号提取的滚动轴承故障检测方法中, 基于包络分析的滚动轴承故障特征提取^[7-9]是较为有效的方法之一。Moshrefzadeh 等^[10]提出了一种非线性滤波方法, 即 SAM。闫云雪等^[11]提出将 SAM 与快速峭度图相结合的方法, 但由于 SAM 是对整个频域范围进行处理, 导致在不同权重下会有大量干扰成分被放大, 从而降低了轴承故障特征识别的有效性。因此, 亟待开展适合 IAS 信号的滚动轴承故障特征提取途径的研究。

笔者将 SAM 技术与编码器信号相结合, 提出一种基于 WSAM 的滚动轴承故障 IAS 信号特征提取方法。该方法通过构建频域能量比指标来量化各修正信号中的故障信息丰富度, 引入自适应阈值进

一步区分故障信息的显著性, 并基于指标与阈值的相对关系构建权重函数。最终, 通过计算加权平方包络谱, 有效提取滚动轴承的故障特征。

1 前向差分法和谱幅值调制

1.1 前向差分法

采用前向差分法将编码器信号转换为 IAS 信号^[12], 计算公式为

$$x(\varphi_i) = \frac{\varphi_i - \varphi_{i-1}}{\Delta t_i} = \frac{\Delta \varphi_i}{\Delta t_i} \quad (1)$$

其中: $x(\varphi_i)$ 为角度 φ_i 的瞬时角速度; $\Delta \varphi_i$ 为角度 φ_i 和角度 φ_{i-1} 的差值; Δt_i 为编码盘转过相邻角分度的间隔时间。

1.2 谱幅值调制

SAM 本质上可以看作是一个非线性滤波器, 具有较好的鲁棒性, 且不需要选择优化解调频带就能有效提取轴承故障特征^[10], 其计算过程如下。

1) 将 IAS 信号经过傅里叶变换, 得到幅值 $A(n)$ 和相位 $\phi(n)$ 。保持相位不变, 对幅值谱赋予不同数量级权重(magnitude order, 简称 MO), MO 取值范围为 $-0.5 \sim 1.5$, 步长为 0.1, 计算不同权重下的

* 国家自然科学基金资助项目(52165067); 云南省基础研究专项重点资助项目(202501AS070116)

收稿日期: 2023-09-19; 修回日期: 2024-11-06

幅值变化,计算公式为

$$x_m(\varphi, \text{MO}) = \text{IFT} \{ A(n)^{\text{MO}} e^{j\varphi(n)} \} \quad (2)$$

其中: x_m 为修正信号;IFT表示逆傅里叶变换。

2) 在MO范围内得到修正信号后,计算修正信号的平方包络谱(squared envelope spectrum,简称SES)。利用希尔伯特变换计算

$$A \{ x_m(\varphi, \text{MO}) \} = x_m(\varphi, \text{MO}) + j * H \{ x_m(\varphi, \text{MO}) \} \quad (3)$$

$$\text{SES} \{ x_m(\varphi, \text{MO}) \} = |\text{FT} \{ |A \{ x_m(\varphi, \text{MO}) \}|^2 \}| \quad (4)$$

其中:H表示Hilbert变换;FT表示傅里叶变换。

3) 通过修正信号的归一化平方包络谱分析滚动轴承故障特征,详见文献[10]。

2 加权谱幅值调制

2.1 频域能量比指标

滚动轴承工作环境复杂,编码器信号容易受到背景噪声的干扰,难以直接根据IAS信号准确评估信号中的故障信息。因此,笔者提出了基于SES的频域能量比指标(frequency domain energy ratio,简称FDER)来表征故障信息的丰富度。FDER越大,表示所含故障信息越丰富,其定义为

$$\text{FDER}(k) = \frac{\sum_{i=1}^5 \max [\text{SES}(a, k)]}{\sum_{h=1}^L (\text{SES}(a_h, k))} \quad (5)$$

$$a \in [if_{\text{fault}} - 0.01if_{\text{fault}}, if_{\text{fault}} + 0.01if_{\text{fault}}]$$

其中: f_{fault} 为轴承故障特征阶次; if_{fault} 为轴承故障特征阶次各谐波阶次; k 表示计算第 k 个修正信号; L 为SES中离散阶次的数量。

2.2 WSAM简介

笔者所提出方法通过考虑轴承故障信息以及干扰分量在整个频谱中的分布差异,并利用FDER以及阈值的方法,对修正信号进行加权处理。该方法可以增强FDER较大的修正信号,同时抑制FDER较小的修正信号,从而有效抑制与轴承故障无关的成分。图1为WSAM方法示意图,其步骤如下。

1) 在轴承故障状态下采用定角测时法^[13]进行编码器信号采集。

2) 根据式(1),采用前向差分法将编码器信号转换为IAS信号。

3) 根据式(2)~(4)计算IAS信号,得到一系列的修正信号平方包络谱。

4) 根据式(5)构建FDER来表征每个修正信号

的故障信息丰富度。

5) 引入均值作为故障信息丰富度阈值^[14],其定义为

$$E_{\text{TH}} = \mu \left(\sum_{k=1}^K \text{FDER}(k) \right) \quad (6)$$

其中: E_{TH} 为故障信息丰富度阈值; μ 表示均值处理; K 为修正信号的数量。

6) 根据阈值和FDER设计权重函数^[14],即

$$w(k) = \begin{cases} 0 & (\text{FDER}(k) < E_{\text{TH}}) \\ \text{FDER}(k) & (\text{FDER}(k) \geq E_{\text{TH}}) \end{cases} \quad (7)$$

其中: $w(k)$ 为权重函数。

7) 根据修正信号的平方包络谱和权重函数生成加权平方包络谱,定义为

$$\text{WSES} = \int_0^{Fs/2} w(k) \text{SES}(k, n) dn \quad (8)$$

其中:WSES为加权平方包络谱;SES表示修正信号的平方包络谱。

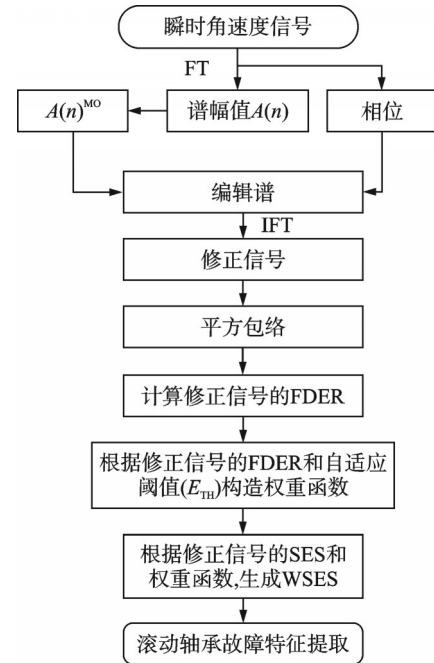


图1 WSAM方法示意图

Fig.1 Schematic diagram of WSAM method

3 实验验证

3.1 仿真实验验证

为验证所提方法的有效性,采用轴承外圈故障仿真信号进行分析。仿真信号为

$$x(\theta_i) = v(\theta_i) + \sum_i s(\theta_i - iT_0) + n(\theta_i) \quad (9)$$

$$v(\theta_i) = v_0 + \sum_j A_0 \sin(2\pi f_i \theta_i) \quad (10)$$

$$s(\theta_i) = A_1 \cos(2\pi f_{\text{out}} \theta_i) \quad (11)$$

其中: $v(\theta_i)$ 为转轴恒定速度及其波动的累积角位置; $s(\theta_i)$ 为周期 T_0 的轴承故障引起的周期性冲击; $n(\theta_i)$ 为噪声成分。

采用余弦函数模拟轴承故障冲击成分。编码器的线数为 5 000, $A_0=0.5$, $A_1=0.3$, 加入信噪比 (signal-to-noise ratio, 简称 SNR) 为 -13 dB 的高斯白噪声, 设转频阶次 f 为 1 阶次, 故障阶次 f_{out} 为 3.6 阶次。IAS 仿真信号及包络谱如图 2 所示。

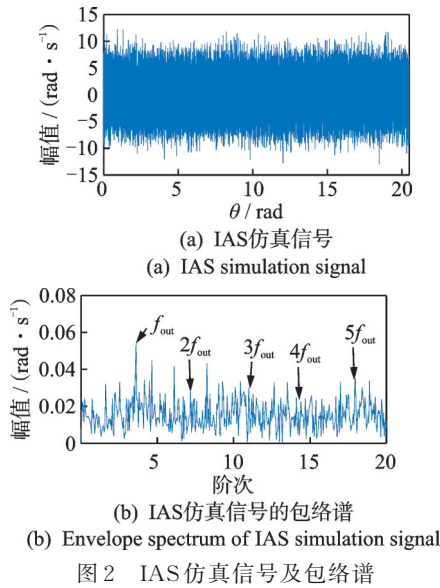


图 2 IAS simulation signal and envelope spectrum

采用 SAM 和 SAM+快速峭度图对轴承外圈故障 IAS 仿真信号进行处理, 图 3 为轴承外圈故障 IAS 仿真信号处理结果。在图 3(a)中仅能看到 1 阶故障特征阶次谱线, 其余故障特征谱线均淹没在背景噪声中; 图 3(b)中故障特征谱线均淹没在背景噪声中。可见, 这 2 种方法均无法有效辨识轴承故障特征。

采用本研究方法计算每个修正信号的 FDER, 并取 FDER 的均值作为阈值。轴承外圈故障 IAS 仿真信号的 FDER 指标与阈值如图 4 所示。对于每个修正信号的 FDER, 保留大于等于阈值的值, 将小于阈值的值置为 0, 从而得到经过阈值处理后的 FDER。将基于 FDER 的权重函数与 SES 结合生成加权平方包络谱, IAS 仿真信号的 WSAM 结果如图 5 所示。对比图 3 和图 5 可以发现, WSAM 清晰地显示了前 5 阶滚动轴承外圈故障特征阶次。

采用 3 种方法处理 IAS 仿真信号所需的计算时间如表 1 所示。WSAM 计算时间仅比 SAM 多 0.76 s, 并未大量增加计算时间, 表明所提出方法提取轴承外圈故障特征的有效性。

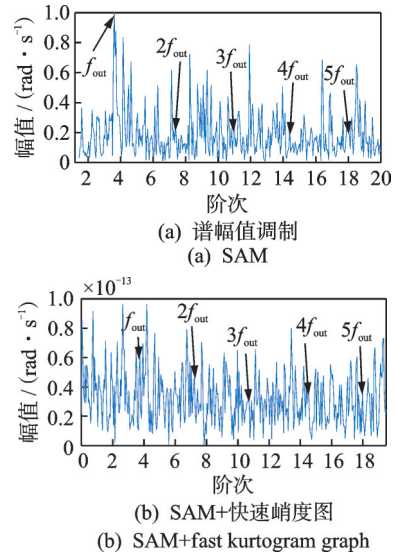


图 3 轴承外圈故障 IAS 仿真信号处理结果

Fig.3 Processing results of bearing outer race fault IAS simulation signal

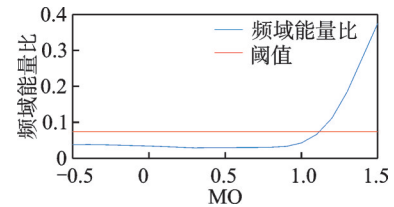


图 4 轴承外圈故障 IAS 仿真信号的 FDER 指标与阈值

Fig.4 FDER index and threshold for IAS simulation signals of bearing outer race fault

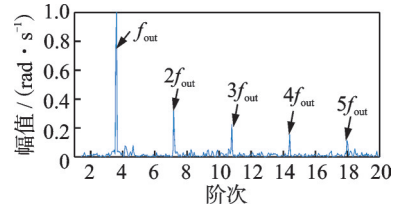


图 5 IAS 仿真信号的 WSAM 结果

Fig.5 WSAM result of simulated IAS signal

表 1 采用 3 种方法处理 IAS 仿真信号所需时间

Tab.1 The computation time required for processing IAS simulation signals using 3 methods

方法	SAM	WSAM	SAM+快速峭度图
t/s	2.30	3.06	7.36

3.2 实验验证

笔者利用滚动轴承故障诊断综合实验台进行验证, 如图 6 所示。其主要由伺服电机、故障轴承、编码器、径向加载器和磁粉制动器等组成。编码器的线数为 5 000。滚动轴承主要参数如表 2 所示。为模拟滚动轴承内外圈故障, 采用线切割的方式在轴承内外圈加工一条宽为 0.5 mm 的凹槽, 滚动轴承故

障示意图如图 7 所示。

轴承外圈理论故障特征阶次的计算式为

$$f_{out} = \frac{n}{2} (1 - \frac{d}{D} \cos \alpha) f_r \tag{12}$$

轴承内圈理论故障特征阶次的计算式为

$$f_{in} = \frac{n}{2} (1 + \frac{d}{D} \cos \alpha) f_r \tag{13}$$

将表 2 数据代入式(12)和(13),计算得到轴承内外圈故障理论特征阶次 f_{out} 为 5.23 阶次, f_{in} 为 7.7 阶次,转频 f_r 为 1 阶次。

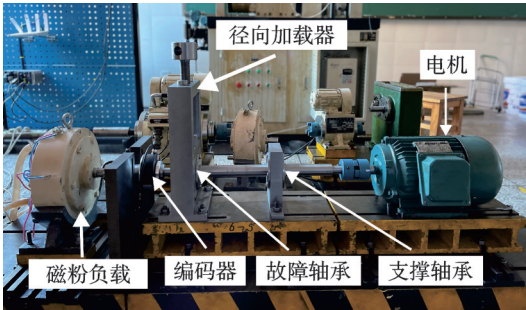


图 6 滚动轴承故障诊断综合试验台
Fig.6 Comprehensive test bench for fault diagnosis of rolling bearings

表 2 滚动轴承主要参数

Tab.2 Main parameters of rolling bearing	
参数	数值
节圆直径 D/mm	46
滚动体直径 d/mm	9
滚动体个数 n	13
接触角 $\alpha/(\text{^\circ})$	0

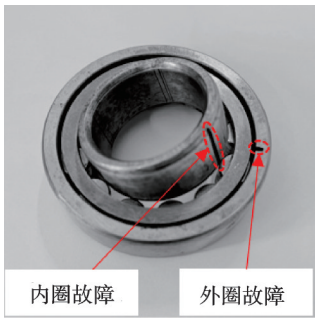


图 7 滚动轴承故障示意图
Fig.7 Schematic diagram of rolling bearing fault

轴承外圈故障 IAS 信号及包络谱如图 8 所示。

采用 SAM 和 SAM+快速峭度图对轴承外圈故障 IAS 信号进行处理,图 9 为轴承外圈故障 IAS 信号处理结果。可知,2 种方法均仅能看到前 2 阶故障特征阶次谱线,其余故障特征谱线均淹没在背景噪声中,无法进行有效辨识。

采用笔者所提出方法计算每个修正信号的

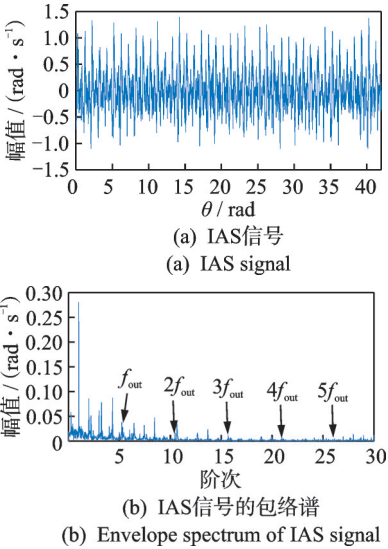


图 8 轴承外圈故障 IAS 信号及包络谱
Fig.8 IAS signal and envelope spectrum of bearing outer race fault

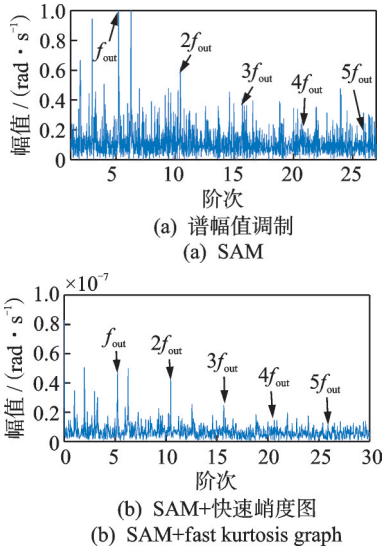


图 9 轴承外圈故障 IAS 信号处理结果
Fig.9 Processing results of bearing outer race fault IAS signal

FDER,并将 FDER 的均值作为阈值,轴承外圈故障 IAS 信号的 FDER 指标与阈值如图 10 所示。

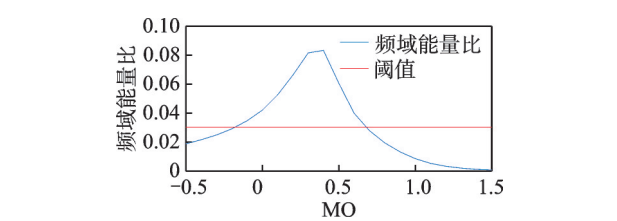


图 10 轴承外圈故障 IAS 信号的 FDER 指标与阈值
Fig.10 FDER index and threshold for IAS signals of bearing outer race fault

包络谱结合生成加权平方包络谱,轴承外圈故障 IAS 信号 WSAM 结果如图 11 所示。

对比图 9 和图 11 可以发现,WSAM 清晰地显示了前 5 阶滚动轴承外圈故障特征阶次。

采用 3 种方法处理轴承外圈故障 IAS 信号所需时间如表 3 所示,WSAM 计算时间仅比 SAM 增加了 0.72 s,并未大量增加计算时间,显示出本研究方法提取轴承外圈故障特征的有效性和优势。

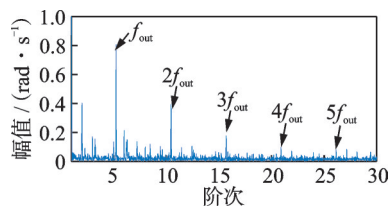


图 11 轴承外圈故障 IAS 信号 WSAM 结果

Fig.11 WSAM result of IAS signal of bearing outer race fault

表 3 采用 3 种方法处理轴承外圈故障 IAS 信号所需时间
Tab.3 The computational time required for processing the IAS signal of bearing outer ring faults using 3 different methods

方法	SAM	WSAM	SAM+快速峭度图
t/s	3.33	4.05	8.12

轴承内圈故障 IAS 信号及包络谱如图 12 所示。采用 SAM 和 SAM+快速峭度图对轴承内圈故障状态下 IAS 信号进行处理,图 13 为轴承内圈故障 IAS 信号处理结果。由图 13(a)可知,前 2 阶故障特征谱线被噪声谱线淹没,不易轻易分辨。由图 13(b)可知,该方法虽然能够分辨故障特征阶次谱线,但受其他谱线干扰较大。

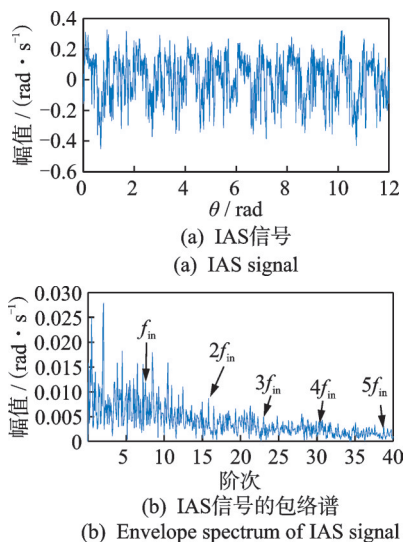


图 12 轴承内圈故障 IAS 信号及包络谱

Fig.12 IAS signal and envelope spectrum of bearing inner race fault

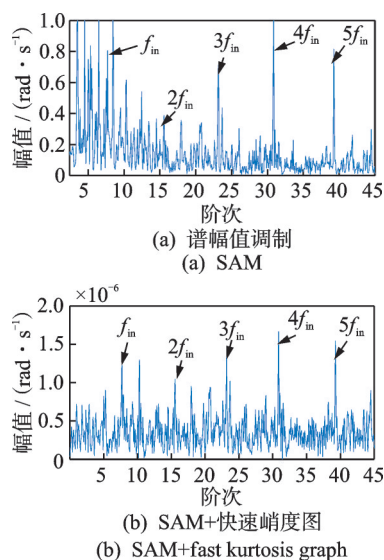


图 13 轴承内圈故障 IAS 信号处理结果

Fig.13 Processing results of bearing inner race fault IAS signal

采用本研究方法计算每个修正信号的 FDER, 并取 FDER 的均值作为阈值,轴承内圈故障 IAS 信号的 FDER 指标与阈值如图 14 所示。

对于每个修正信号的 FDER 指标,保留大于等于阈值的值,将小于阈值的值设为 0,从而得到经过阈值处理后的 FDER。将基于 FDER 的权重函数与平方包络谱相结合生成加权平方包络谱,图 15 为轴承内圈故障 IAS 信号 WSAM 结果。

对比图 13 和图 15 可以发现,WSAM 清晰地显示了前 5 阶滚动轴承内圈故障特征阶次。

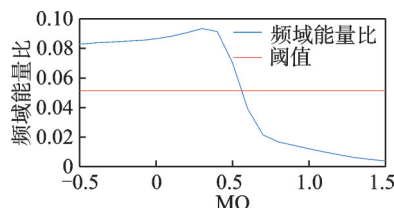


图 14 轴承内圈故障 IAS 信号的 FDER 指标与阈值

Fig.14 FDER index and threshold for IAS signals of bearing inner race fault

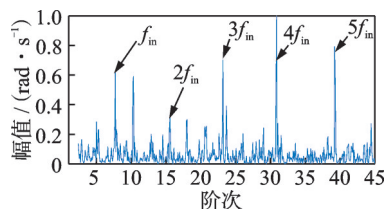


图 15 轴承内圈故障 IAS 信号 WSAM 结果

Fig.15 WSAM result of the IAS signal of bearing inner race fault

采用 3 种方法处理轴承内圈故障 IAS 信号所需的计算时间如表 4 所示,WSAM 计算时间仅比

SAM多0.48 s,并未大量增加计算时间,证明了所提方法提取轴承故障特征的有效性。

表 4 采用 3 种方法处理轴承内圈故障 IAS 信号所需的计算时间

Tab.4 The computational time required for processing the IAS signal of bearing inner race faults using 3 different methods

方法	SAM	WSAM	SAM+快速峭度图
t/s	1.54	2.02	4.65

4 结束语

本研究方法适合于振动传感器安装受限情况下的滚动轴承故障检测,构建的FDER表征了每个修正信号的故障信息丰富度。实验结果表明,该方法能够有效进行滚动轴承故障 IAS 信号特征提取,具有潜在应用前景。

参 考 文 献

[1] 樊红卫,严杨,张旭辉,等.滚动轴承优选 WPE 与 ANVTPSO-BPNN 故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2023, 43(3): 593-602.
FAN Hongwei, YAN Yang, ZHANG Xuhui, et al. Bridge-train-passenger coupling vibration and riding comfort analysis of urban track line[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2023, 43(3): 593-602. (in Chinese)

[2] 官源林,刘贵林,于春雨,等.基于 CNN 与 BLS 的滚动轴承故障诊断方法[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(5):1017-1022.
GUAN Yuanlin, LIU Gunlin, YU Chunyu, et al. Fault diagnosis method of rolling bearing based on CNN and BLS[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(5): 1017-1022. (in Chinese)

[3] 王晓昆,王航,邓强,等.基于 1.5 维谱 WHNR 优化 CVMD 的滚动轴承特征增强方法[J]. 振动、测试与诊断, 2025, 45(1):80-87.
WANG Xiaokun, WANG Hang, DENG Qiang, et al. Feature enhancement method of rolling bearing by CVMD optimization based on 1.5-dimensional spectral weighted harmonic-noise ratio[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2025, 45(1): 80-87. (in Chinese)

[4] 陈鑫,郭瑜,徐万通,等.基于自适应多周期微分均值的轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断, 2024, 44(6): 1098-1105.
CHEN Xin, GUO Yu, XU Wantong, et al. Bearing fault diagnosis based on adaptive multi-period differential mean[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2024, 44(6): 1098-1105.(in Chinese)

[5] BERTONI R, ANDRÉ H. Proposition of a bearing diagnosis method applied to IAS and vibration signals;

the bearing frequency estimation method [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 187: 109891.

[6] CHEN X, GUO Y, NA J. Instantaneous-angular-speed-based synchronous averaging tool for bearing outer race fault diagnosis[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2023, 70(6): 6250-6260.

[7] ANTONI J. Fast computation of the kurtogram for the detection of transient faults[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(1): 108-124.

[8] ANTONI J. The infogram: entropic evidence of the signature of repetitive transients [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 74: 73-94.

[9] MOSHREFZADEH A, FASANA A. The autogram: an effective approach for selecting the optimal demodulation band in rolling element bearings diagnosis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 105: 294-318.

[10] MOSHREFZADEH A, FASANA A, ANTONI J. The spectral amplitude modulation: a nonlinear filtering process for diagnosis of rolling element bearings[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 132: 253-276.

[11] 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 Yunxue, XU Chuannuo, CHENG Xuezheng, et al. Bearing fault diagnosis method based on improved fast kurtosis graph[J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(15): 118-128. (in Chinese)

[12] WANG B X, DING C C. Transient feature identification from internal encoder signal for fault detection of planetary gearboxes under variable speed conditions[J]. Measurement, 2021, 171: 108761.

[13] LI B, ZHANG X N, WU T T. Measurement of instantaneous angular displacement fluctuation and its applications on gearbox fault detection[J]. ISA Transactions, 2018, 74: 245-260.

[14] 陈丙炎,谷丰收,张卫华,等.基于多带加权包络谱的轴箱轴承故障诊断[J]. 西南交通大学学报, 2024, 59(1): 201-210.
CHEN Bingyan, GU Fengshou, ZHANG Weihua, et al. Axle-box bearing fault diagnosis based on multiband weighted envelope spectrum[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2024, 59(1): 201-210. (in Chinese)



第一作者简介:张珈源,男,1998 年 4 月生,硕士。主要研究方向为旋转机械故障特征提取。
E-mail:v783549533@163.com

通信作者简介:郭瑜,男,1971 年 12 月生,博士、教授、博士生导师。主要研究方向为旋转机械故障诊断。
E-mail:kmgary@163.com