

DOI: 10.13382/j.jemi.B2508461

尺度形态滤波的风电机组齿轮故障特征提取方法*

李卓睿^{1,2} 陈 杨^{1,2} 马 军^{1,2}

(1. 昆明理工大学信息工程与自动化学院 昆明 650500; 2. 云南省智能控制与应用重点实验室 昆明 650500)

摘要: 风电机组齿轮因长期处于多噪声、高转速工况下运行, 振动信号呈现非线性特性, 致形态学滤波中单尺度滤波方法难以准确有效提取故障特征的问题, 融合复合故障特征指标选取的最优结构元素 (structuring element, SE) 尺度, 提出一种自适应多尺度组合差分积分形态滤波 (adaptive multi-scale composite differentiation product morphological filter, AMCDPMF) 的齿轮故障特征提取方法。首先, 引入 3 种形态学差分算子, 构造多尺度组合差分积分滤波器 (multi-scale composite differentiation product morphological filter, MCDPMF); 其次, 引用复合故障特征指标自适应选择多尺度滤波信号的最优 SE 尺度; 最后, 融合 MCDPMF 和最优 SE 尺度, 计算每个尺度的权重系数, 构造 AMCDPMF 滤波器实现自适应提取信号特征。结果表明, AMCDPMF 能够有效的提取齿轮仿真和实验信号故障特征, 相较于单尺度和 3 种经典多尺度滤波器, AMCDPMF 故障能量比 (energy ratio, ER) 和改进的信噪比 (improvement in signal-to-noise ratio, ISNR) 分别提高了 5.15%、3.5 dB, 提取齿轮故障特征能力更佳, 有效提升风电机组运行的可靠性, 推动可再生能源的高效利用。

关键词: 风电机组; 齿轮; 故障特征提取; 自适应多尺度形态滤波; SE 尺度

中图分类号: TH165.3; TN911.7 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.99

Extraction for wind turbine based on scale morphological filtering

Li Zhuorui^{1,2} Chen Yang^{1,2} Ma Jun^{1,2}

(1. Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650500, China;

2. Yunnan Key Laboratory of Intelligent Control and Application, Kunming 650500, China)

Abstract: The gears of wind turbines operate under multiple noise and high-speed conditions for a long time, and the vibration signals exhibit nonlinear characteristics, which makes it difficult for single scale filtering methods in morphological filtering to accurately and effectively extract fault features, a method for gear fault feature extraction using the adaptive multi-scale composite differentiation product morphological filter (AMCDPMF) is proposed. Firstly, three morphological differential operators are introduced to construct the multi-scale composite differentiation product morphological filter (MCDPMF). Secondly, an adaptive selection of the optimal structural element (SE) scale for multi-scale filtering signals is achieved using a composite fault feature index. Subsequently, by integrating the MCDPMF with the optimal SE scale, the AMCDPMF filter is formulated to enable adaptive filtering, thereby effectively extracting fault features from simulated and experimental signals of gear dynamic models. Finally, through comparative analysis with single-scale filters and three classical multi-scale filters, The energy ratio (ER) and improvement in signal-to-noise ratio (ISNR) of AMCDPMF have increased by 5.15% and 3.5 dB, respectively. The ability to extract gear fault features is better, effectively improving the reliability of wind turbine operation and promoting the efficient utilization of renewable energy.

Keywords: wind turbines; gear; fault feature extraction; adaptive multi-scale morphological filtering; SE scale

收稿日期: 2025-06-15 Received Date: 2025-06-15

* 基金项目: 国家自然科学基金 (62563018)、云南省基础研究计划项目 (202401AW070014, 202401BN070001-007)、云南省智能控制与应用重点实验室开放基金 (2025ICA06)、校人培基金 (KKZ3202503076) 项目资助

0 引言

环境污染问题日益严重,清洁能源逐渐成为关注焦点。风能凭借其清洁、可再生、高效的特点,逐渐成为重要的能源替代选择,而齿轮作为风电机组传动系统的主要组成部分,起着动力传递的关键作用^[1]。然而,齿轮处于恶劣的运行环境,长期运行容易诱发故障^[2],同时,其振动信号通常呈现非平稳和非线性的特征,信号特征受到高斯噪声和无关谐波的淹没,使得齿轮故障特征的难以直接检测。因此,抑制齿轮振动信号的噪声并增强故障特征是齿轮故障诊断的关键。

基于形态学滤波的故障特征提取方法具有计算简单、降噪效果好等优点^[3],已广泛应用于旋转机械故障监测和诊断等领域。但也有学者关注到,形态学滤波的膨胀、腐蚀、开和闭4种基本算子仅能提取单向脉冲,无法同时有效地提取双向脉冲^[4]。为此,Nikolaou等^[5]首次将四种算子组合作为故障诊断新的形态学滤波器。胡爱军等^[6]提出了一种开闭闭式组合形态学滤波器,对旋转机械的振动信号进行降噪。Lyu等^[7]提出了一种平均组合差分形态滤波方法,提取滚动轴承故障特征。Yu等^[8]提出了一种增强型差分形态滤波器,检测滚动轴承的故障特征。上述单尺度滤波器在提取故障特征方面做了大量研究工作,并取得了良好的应用效果。然而,单尺度滤波器提取故障特征时缺乏完整性,难以同时保留信号细节和消除噪声,因此,学者们提出了多尺度形态学滤波器^[9]。Bai等^[10]和Guo等^[11]先将振动信号分解成多个尺度下的滤波信号,通过加权重构方法计算各个尺度滤波的系数,再将系数和各个尺度下的滤波结果相乘,得到多尺度滤波器,进而提取故障特征。而韩笑乐等^[12]和Yu等^[13]利用选择性加权方法对不同尺度的滤波结果进行自适应组合得到多尺度滤波器,提取振动信号故障特征。

上述基于形态学滤波的滤波方法显著增强了故障特征提取能力,但现有的结构元素尺度选择方法依赖于先验知识选取尺度范围,会导致滤波时间长且无法获得最佳滤波效果^[14]。因此,寻找形态滤波算子SE的最佳尺度对于提高故障特征提取性能是必要和有价值的。赵思雨等^[15]和杨滨等^[16]分别利用特征频率强度系数和冲击自相关度来选取最优结构元素(structuring element, SE)尺度并融合至滤波器中来提取故障特征。上述仅研究单尺度滤波方法,为改进其故障特征提取能力的不足,Guo等^[17]利用集时域和频域于一体的综合故障特征指标来确定最优SE尺度,基于最优尺度迭代各个尺度的滤波结果来提取故障特征。

综上,在解决因形态学滤波方法中的单尺度滤波问

题上,往往利用最优SE尺度的单尺度滤波方法或者基于人为经验的多尺度滤波方法进行故障特征提取。因此,结合最优SE尺度和多尺度滤波方法的优点,提出了一种用于齿轮故障特征提取的自适应多尺度组合差分形态滤波方法(adaptive multi-scale composite differentiation product morphological filter, AMCDPMF)。所提方法通过齿轮仿真信号和实验信号的验证,并与单尺度滤波器和3种经典多尺度滤波器相比较,证明所提方法在提取齿轮故障特征方面的有效性和卓越性。

1 形态学滤波

1.1 数学模型

膨胀算子和侵蚀算子作为数学形态学滤波的两个最基本算子,其作用是实现信号的单边滤波,定义如下:假设一维离散信号 $f(n)$ 定义域范围为 $F=(0,1,2,\dots,N-1)$,SE尺度的离散函数 $g(m)$ 定义域范围为 $G=(0,1,2,\dots,M-1)$ ($N<M$)。膨胀算子和侵蚀算子如式(1)和(2)所示:

$$(f \oplus g)(n) = \max\{f(n-m) + g(m)\} \quad (1)$$

$$(f \ominus g)(n) = \min\{f(n-m) - g(m)\} \quad (2)$$

式中: $\max$ 和 $\min$ 分别表示取最小值和最大值的运算符; $\oplus$ 表示膨胀算子,其滤波效果为加宽信号的峰值来平滑正脉冲,提高信号的谷值来抑制负脉冲; $\ominus$ 表示腐蚀算子,其作用与膨胀算子相反。开算子和闭算子是基于膨胀算子和腐蚀算子构造的级联算子,实现单一信号脉冲的滤波,开算子和闭算子如式(3)和(4)所示。

$$(f \circ g)(n) = (f \oplus g \ominus g)(n) \quad (3)$$

$$(f \cdot g)(n) = (f \ominus g \oplus g)(n) \quad (4)$$

式中: $\circ$ 表示开算子,对信号先膨胀后腐蚀,其滤波效果是抑制信号正脉冲,平滑信号负脉冲; $\cdot$ 表示闭算子,对信号先腐蚀后膨胀,其滤波效果与开算子相反。上述4种基本算子仅起到变量滤波的作用,不能有效提取振动信号中的周期性脉冲特征。为此学者们综合4种基本算子的滤波性能,提出了等一系列新型组合滤波算子:

形态差分算子(DIF)^[11]:

$$DIF(f(n)) = (f \cdot g)(n) - (f \circ g)(n) \quad (5)$$

增强差分算子(EDMF)^[12]:

$$EDMF(f(n)) = \frac{F_{CDE-OED}(f(n)) + F_{CDE-EOD}(f(n))}{2} \quad (6)$$

形态梯度算子(CDMF)^[13]:

$$CDMF(f(n)) = \frac{F_{CD-EO} + F_{DC-EO} + F_{DC-OE} + F_{CD-OE}}{2} \quad (7)$$

1.2 CDPMF 算子的构建

为了增强从信号中同时提取正脉冲和负脉冲的能力,韩笑乐等^[12]提出 3 个新的滤波算子 (F_{CDE} 、 F_{EOD} 和 F_{OED}), 并成功应用于滚动轴承故障特征提取。

首先,将膨胀算子与闭算子进行级联操作,来提取正脉冲信号而抑制负脉冲信号,再与腐蚀算子级联,来修正负脉冲信号, F_{CDE} 如式(8)所示。

$$F_{CDE}(f(n)) = (f \cdot g \oplus g \ominus g)(n) \quad (8)$$

其次,将腐蚀算子与开算子进行级联操作,来提取负脉冲而抑制正脉冲,再与膨胀算子级联对正脉冲进行校正, F_{EOD} 和 F_{OED} 如式(9)、(10)所示。

$$F_{EOD}(f(n)) = (f \ominus g \circ g \oplus g)(n) \quad (9)$$

$$F_{OED}(f(n)) = (f \circ g \ominus g \oplus g)(n) \quad (10)$$

最后,将 F_{CDE} 、 F_{EOD} 和 F_{OED} 作差得到差分运算符,使得滤波器能够同时提取正脉冲和负脉冲分量, $F_{CDE-OED}$ 和 $F_{CDE-EOD}$ 如式(11)、(12)所示。

$$F_{CDE-OED}(f(n)) = \frac{F_{CDE}(f(n)) - F_{OED}(f(n))}{2} \quad (11)$$

$$F_{CDE-EOD}(f(n)) = \frac{F_{CDE}(f(n)) - F_{EOD}(f(n))}{2} \quad (12)$$

同时,受文献[17]的启发,为提高滤波器在现场复杂振动信号上的处理性能,提出了一种组合差分积滤波算子(composite differentiation product morphological filter, CDPMF)如式(13)所示。

$$CDPMF = F_{CDE-OED} \times F_{CDE-EOD} \quad (13)$$

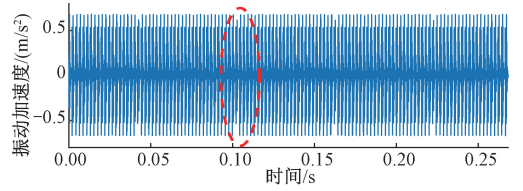
为了验证 CDPMF 滤波算子的故障提取能力,基于第 3 节中齿轮动力学模型的振动信号进行了对比实验,其中 f_g 表示齿轮故障特征频率, $2f_g \sim 12f_g$ 表示故障特征频率的倍频,齿轮仿真信号时域图和 3 种滤波算子滤波后频谱图如图 1 所示。从图 1(a)可知,振动加速度信号处于无噪声和各种干扰分量影响,受到滤波器非线性特性的影响,频谱图在故障特征频率前会有幅值比故障特征频率高的部分,但不影响齿轮故障特征提取能力。使用 CDPMF 滤波后,从图 1(b)可以观察到,频谱图故障特征频率 f_g 及 $3f_g \sim 12f_g$ 在包络谱中清晰呈现,图 1(c)和 (d)可以看到,使用 $F_{CDE-OED}$ 和 $F_{CDE-EOD}$ 滤波后,两种滤波算子在无干扰的振动信号中提取效果远不如 CDPMF 滤波算子。

1.3 多尺度形态滤波器

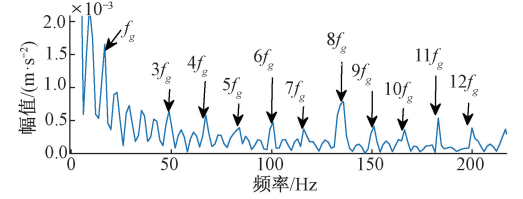
风电机组齿轮实际运行过程中,振动信号呈现非线性特性,采用多尺度形态滤波对振动信号做滤波处理,能更准确的提取故障特征。

令 λg 表示尺度 λ 的结构元素, λg 是单位结构元素 g 经过 $\lambda - 1$ 次自身膨胀所得如式(14)所示。

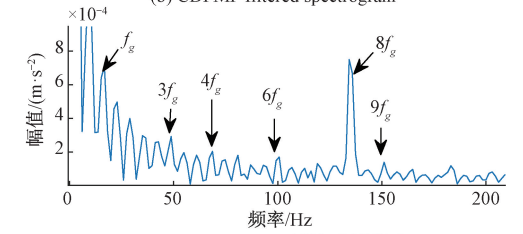
$$\lambda g = \underbrace{g \oplus g \oplus \cdots \oplus g}_{\lambda-1} \quad (14)$$



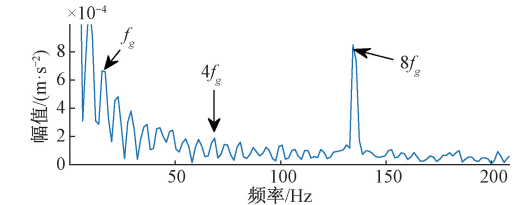
(a) 仿真信号时域图
(a) Time domain diagram of simulated signal



(b) CDPMF 滤波后频谱图
(b) CDPMF filtered spectrogram



(c) FCDE-OED 滤波后频谱图
(c) Frequency spectrum after FCDE-OED filtering



(d) FCDE-EOD 滤波后频谱图
(d) FCDE-EOD filtered spectrogram

图 1 齿轮仿真信号时域图和 3 种滤波算子滤波后频谱图

Fig. 1 Time domain diagram of gear simulation signal and frequency spectrum after filtering with three filtering operators

式中: $\lambda = 1, 2, \dots, \lambda_{\max}$, 因此, F_{CDE} 、 F_{EOD} 和 F_{OED} 经过膨胀后得到 $F_{CDE(\lambda)}$ 、 $F_{EOD(\lambda)}$ 和 $F_{OED(\lambda)}$ 如式(15)~(17)所示。

$$F_{CDE}(f(n)) = (f \cdot \lambda g \oplus \lambda g \ominus \lambda g)(n) \quad (15)$$

$$F_{EOD}(f(n)) = (f \ominus \lambda g \circ \lambda g \oplus \lambda g)(n) \quad (16)$$

$$F_{OED}(f(n)) = (f \circ \lambda g \ominus \lambda g \oplus \lambda g)(n) \quad (17)$$

CDPMF 在尺度 λ 下的定义如式(18)所示。

$$MCDPMF_{(\lambda)} = F_{CDE-OED(\lambda)} \times F_{CDE-EOD(\lambda)} \quad (18)$$

2 自适应多尺度形态学滤波

2.1 结构元素 SE

除了形态学算子之外,SE 的选择也对形态学滤波器的滤波效果产生重要影响。常用的 SE 形状主要包括三角形、椭圆形和扁平形,由于 SE 形状对滤波结果的影响

较小,且随着形状的复杂程度增加,计算时间也相应增长^[18]。因此,针对一维的齿轮振动信号选择了高度为零的扁平形 SE。扁平形 SE 长度与尺度的关系如表 1 所示。

表 1 扁平形 SE 长度与尺度的关系

Table 1 Relationship between flat SE length and scale

尺度 λ	长度
1	[0,0,0]
2	[0,0,0,0]
3	[0,0,0,0,0]
n	[0,0,0,...,0]

扁平型 SE 的尺度 λ 和长度 L 满足数学表达式为 $L = \lambda + 2$,传统方法对 SE 尺度 λ 的取值范围为 $[1, \lfloor f_s/f_g \rfloor - 2]$ 。 f_s 表示采样频率, f_g 表示齿轮故障特征频率。由于齿轮信号采样频率为 12.8 kHz,基于先验知识计算 SE 尺度 λ 最大值为 766,严重降低了滤波器的滤波效率。为了提高滤波器的计算速度^[19],参考文献^[19]的取值方法并综合考虑齿轮故障特征,计算得 SE 尺度 λ 的取值范围为 $[1, 20]$ 。

2.2 SE 尺度寻优指标

目前,针对最优 SE 尺度的选择问题,学者们提出了多种寻优的评价指标,其中最大相关峭度 (maximum correlated kurtosis, MCK) 是利用解卷积来有效地检测故障特征,朱江艳等^[20]利用最大相关峭度 MCK 和平方包络谱熵 (square envelope spectrum entropy, SESE) 构成的复合故障特征指标作为最优 SE 尺度的目标函数,其指标值越小,SE 尺度则越优。因此,选择复合故障特征指标作为评价指标来选取最优 SE 尺度,其定义如式 (19) 所示。

$$Rem = SESE \times |\lg MCK| \quad (19)$$

最大相关峭度 MCK 如式 (20) 所示。

$$MCK_M(T_s) = \max_f \frac{\sum_{n=1}^N \left(\prod_{m=0}^M y_{n-mT_s} \right)^2}{\left(\sum_{n=1}^N y_n^2 \right)^{M+1}} \quad (20)$$

式中: M 表示位移数; $T_s = f_s/T$ 表示迭代周期的采样; T 表示采样周期; f_s 表示采样频率;

平方包络谱熵 SESE 如式 (21) 所示。

$$SESE = - \sum_{i=1}^{kz} PFZ(i) \lg PFZ(i) \quad (21)$$

式中: $PFZ(i) = \frac{F_{-z}(i)}{\sum_{i=1}^{kz} F_{-z}(i)}$, $F_{-z}(i)$ 为信号的平方包络谱, kz 为 $F_{-z}(i)$ 的长度。

2.3 自适应重构多尺度滤波信号

不同 SE 尺度对振动信号的滤波能力不同,引入粒子

群算法对 $[1, \lambda_{\max}]$ 的各个尺度的权重系数进行归一化分配,赋予滤波能力强的 SE 尺度更大的权重系数,进而提高故障特征提取能力,归一化权重系数定义如式 (22) 所示。

$$\omega_\lambda = \frac{e_\lambda}{\sum_{\lambda=1}^{\lambda_{\max}} e_\lambda} \quad (22)$$

式中: ω_λ 表示在 SE 的第 λ 尺度的权重系数; $\lambda_{\max}$ 表示 SE 的最优 λ 尺度; e_λ 表示在 SE 的第 λ 尺度对信号滤波的结果定义如式 (23) 所示。

$$e_\lambda = \sum_{n=0}^{N-1} |MCDPO(f(n)_{\lambda_g})| \quad (23)$$

最后,将各尺度的 ω_λ 与 e_λ 相乘,再加权各个尺度下的滤波结果,得到自适应多尺度组合差分积分形态滤波 (AMCDPMF),其定义如式 (24) 所示。

$$AMCDPO = \sum_{\lambda=1}^{\lambda_{\max}} (\omega_\lambda \times MCDPO(f(n)_{\lambda_g})) \quad (24)$$

本文所提的 AMCDPMF 用于齿轮故障特征提取,具体工作流程如图 2 所示。

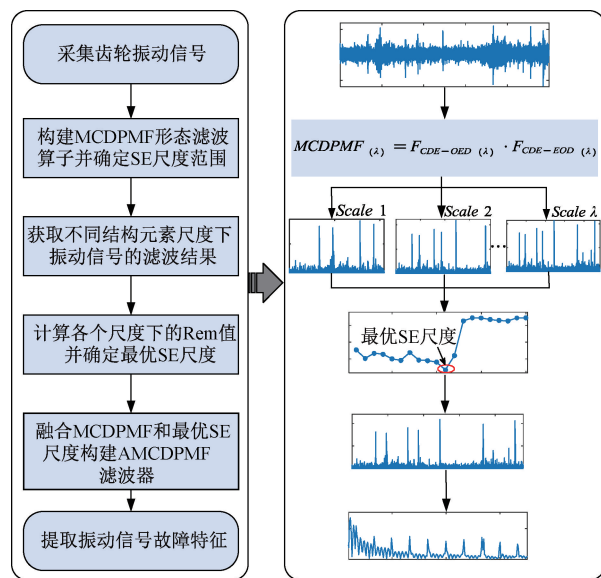


图 2 AMCDPMF 方法流程

Fig. 2 Workflow diagram of AMCDPMF method

3 齿轮仿真信号分析

3.1 齿轮动力学模型仿真信号

基于故障机理的动力学模型弥补了基于调制的模型不考虑工况条件和齿轮啮合机理等因素的不足。考虑时变啮合刚度、齿侧间隙、齿间啮合阻尼、静态传递误差和齿间滑动摩擦力等因素,建立如图 3 所示的 6 自由度齿轮动力学模型^[21]。采用龙格-库塔法求解齿轮系统的动力学微分方程,得到了齿轮系统的振动响应,计算步长为 1×10^{-6} 。

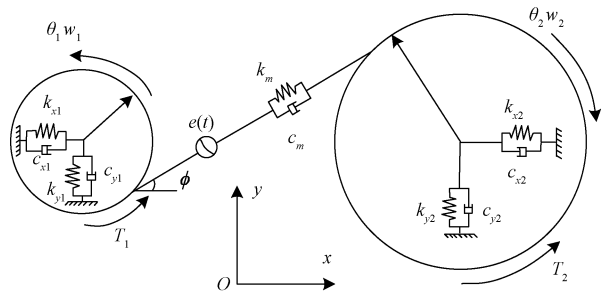


图 3 6 自由度齿轮动力学模型

Fig. 3 The dynamic model of gear 6-DOF

基于笛卡尔坐标系,其中 k_{x1} 、 k_{x2} 、 k_{y1} 、 k_{y2} 分别表示 X 、 Y 方向的支撑刚度, c_{x1} 、 c_{x2} 、 c_{y1} 、 c_{y2} 分别表示 X 、 Y 方向的支撑阻尼, w_1 、 w_2 表示齿轮转速, T_1 、 T_2 表示扭矩,1代表主动轮、2代表从动轮。 k_m 代表时变啮合刚度、 c_m 代表啮合阻尼、 $e(t)$ 代表静态传递误差,具体参数如表 2 所示。

每个齿轮均有 x 和 y 方向的平移自由度及绕轴旋转的扭转自由度,动力学方程表示如下:

$$\begin{cases} m_1 \ddot{x}_1 + c_{x1} \dot{x}_1 + k_{x1} x_1 - F_f \cos \phi = 0 \\ m_2 \ddot{x}_2 + c_{x2} \dot{x}_2 + k_{x2} x_2 - F_f \sin \phi = 0 \\ m_1 \ddot{y}_1 + c_{y1} \dot{y}_1 + k_{y1} y_1 - F_m \cos \phi = 0 \\ m_2 \ddot{y}_2 + c_{y2} \dot{y}_2 + k_{y2} y_2 - F_m \sin \phi = 0 \\ I_1 \ddot{\theta}_1 - R_{b1} F_m - M_1 = T_1 \\ I_2 \ddot{\theta}_2 - R_{b2} F_m - M_2 = T_2 \end{cases} \quad (25)$$

式中: R_{b1} 、 R_{b2} 表示基圆半径; F_f 表示摩擦力; F_m 表示动态啮合力; M_1 、 M_2 表示摩擦力矩^[22]。

表 2 齿轮系统参数

Table 2 Gear system parameters

参数	主动轮	从动轮
齿数	$Z_1 = 27$	$Z_2 = 73$
模数/mm	$m = 2$	$m = 2$
齿宽/mm	$W = 20$	$W = 20$
压力角/(°)	$\alpha_0 = 20$	$\alpha_0 = 20$
质量惯性/(kg·m ²)	$I_1 = 0.000\ 17$	$I_1 = 0.007\ 2$
x 、 y 方向支撑刚度/(N·m ⁻¹)	$k_{x1} = k_{x2} = 1 \times 10^7$	$k_{y1} = k_{y2} = 1 \times 10^7$
x 、 y 方向支撑阻尼/(N·m ⁻¹)	$c_{x1} = c_{x2} = 1 \times 10^3$	$c_{y1} = c_{y2} = 1 \times 10^3$
摩擦系数	$\mu = 0.06$	$\mu = 0.06$

3.2 仿真信号分析

仿真信号来自齿轮动力学模型所输出的振动加速度数据,主动轮转速为 1 000 r/min,采样频率为 12.8 kHz,采样时间为 1 s,齿轮理论啮合频率 f_m 为 450 Hz,故障特征频率 f_g 为 16.7 Hz,仿真剥落齿轮如图 4 所示,剥落宽度 w_s 为 8 mm、长度 l_s 为 0.4 mm、深度 h_s 为 1 mm,具体齿轮参数如表 2 所示。

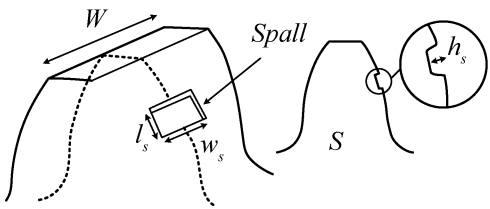


图 4 齿轮剥落示意图

Fig. 4 Schematic diagram of gear peeling

剥落状态下仿真信号波形和频域波形如图 5 所示。仿真信号为没有谐波分量和噪声的干扰的齿轮振动信号,从图 5(a)上看,可以直接观察到齿轮故障信号的周期性脉冲。从图 5(b)上看,啮合频率 f_m 及其倍频呈现清晰,但是齿轮故障频率 f_g 及其倍频(即 $2f_g$ 、 $3f_g$ 、 $4f_g$ 、 $5f_g$ 、 $6f_g$ 和 $7f_g$)无法观察到。

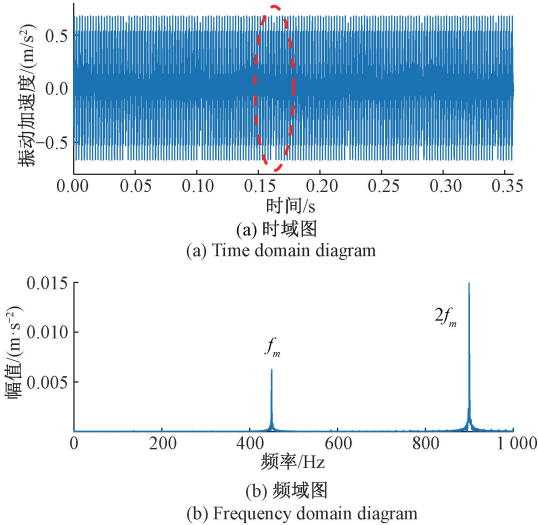


图 5 剥落状态下仿真时域波形和频域波形

Fig. 5 Simulation time and frequency-domain waveform under peeling state

为了验证所提的 AMCDPMF 方法在齿轮故障特征提取方面的精确性,将 AMCDPMF 与单尺度 CDPMF 对齿轮仿真信号的滤波效果进行了比较。

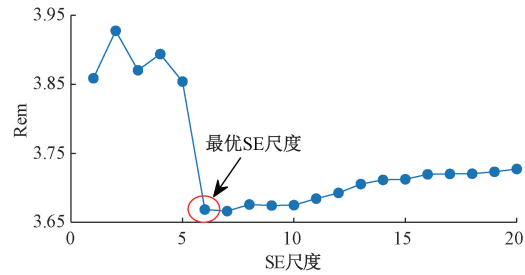


图 6 SE 尺度与 Rem 的关系曲线

Fig. 6 Relationship curve between the scale of SE and Rem

首先,基于第2节,SE尺度 λ 的取值范围为 $[1, 20]$;其次,计算各个尺度下齿轮信号的滤波结果的Rem值,齿轮仿真信号的SE尺度 λ 与Rem的关系曲线如图6所示,由图6可知,当SE尺度 λ 取值为 $1 \sim 7$ 时,Rem值有升有降,最终以降低的趋势发展,当SE尺度 $\lambda > 7$ 时,Rem值缓缓上升,基于最小值原则确定SE的最优尺度 $\lambda_{\max} = 7$;最后,基于最优尺度 $\lambda_{\max} = 7$;最后,基于 $[1, \lambda_{\max}]$ 的各个SE尺度的滤波能力归一化权重系数,并加权求和各个尺度的滤波结果。

仿真信号滤波后的时域及频谱波形如图7所示,从图7(b)呈现的结果观察到,故障特征频率 f_g (16.7 Hz)及其倍频(即33.4、50.1、66.8、100.2、116.9等)被很清晰的提取出来。

CDPMF滤波算子的SE尺度选择多个尺度滤波结果的最优SE尺度 $\lambda = 7$,滤波后的时域及频谱波形如图8所示。观察到图8(b)中,故障频率 f_g (16.7 Hz)及3~5倍故障频率被有效地提取,但是2倍故障频率无法有效提取出来,且相比AMCDPMF滤波提取出的故障频率效果不佳。

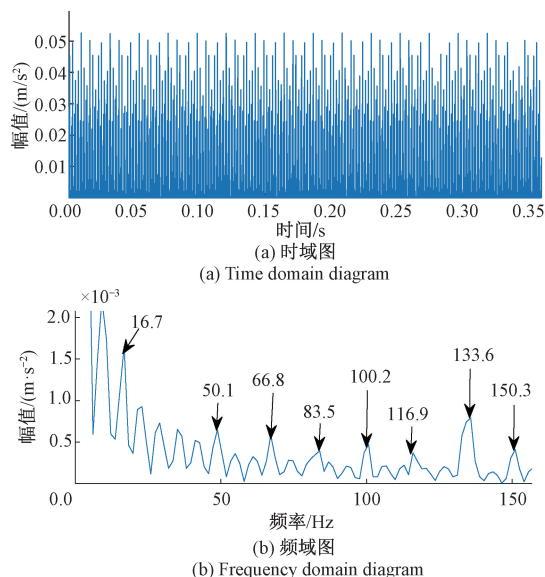


图8 CDPMF滤波后时域和频域波形
Fig. 8 Time and frequency domain waveform after CDPMF filtering

4.1 齿轮实验信号

实验室的风电机组故障模拟实验平台如图9所示,包含驱动电机、平行齿轮箱套件和加速度传感器等设备。其中研究对象是平行齿轮箱,齿轮故障类型为小齿轮剥落,小齿轮为主动轮,剥落宽度 w_s 为8 mm、长度 l_s 为0.4 mm、深度 h_s 为1 mm。主动轮转速为1 000 r/min,采样频率为12.8 kHz,采样点数为12 800,理论啮合频率 f_m 为450 Hz,故障频率 f_g 为16.7 Hz,具体齿轮参数如表2所示。图9实验平台在受控条件下生成包含典型动态激励(如变转速、变负载)的齿轮故障振动信号,以验证所提故障特征提取算法的有效性。平台所模拟的非平稳动态特性与风电机组齿轮箱的运行挑战在机理上具有一致性,为本方法的初步验证提供了可靠的实验基础。

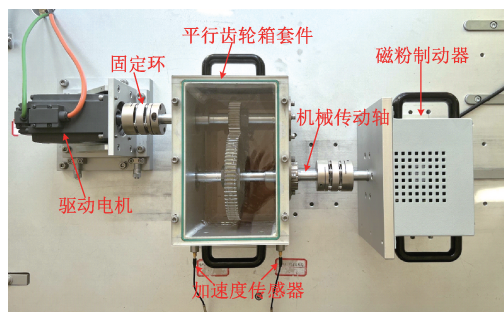


图9 机械故障模拟实验平台

Fig. 9 Mechanical fault simulation experimental platform

4 齿轮实验信号分析

为验证AMCDPMF在齿轮故障信号中降噪和故障特征提取的能力,本实验采用自主搭建的实验平台采集振动加速度信号,并将单尺度方法CDPMF和3种典型多尺度差分滤波方法(AMDIF^[11]、AEDMF^[12]和AMCDMF^[13])与所提方法进行了比较。

剥落状态下实验信号时域和频域波形如图10所示。从图10(a)可以观察到脉冲特征被淹没在各种干扰分量

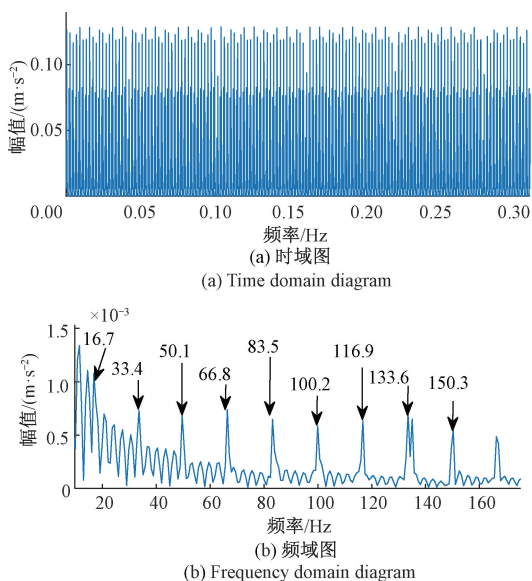


图7 AMCDPMF滤波后时域和频域波形
Fig. 7 Time domain and frequency domain waveform after AMCDPMF filtering

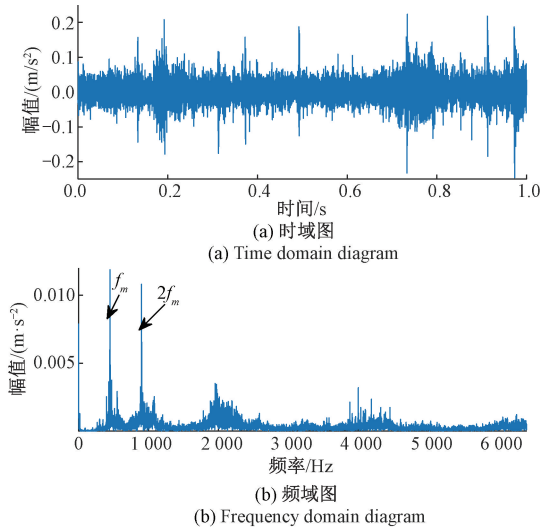


图 10 剥落状态下实验时域波形和频域波形
Fig. 10 Experimental time-domain waveform and frequency-domain waveform under peeling state

和噪声中,无法观察到齿轮的周期性脉冲,从图 10(b) 看出,啮合频率 f_m 很清晰的呈现于频域图中,而无法有效检测出故障频率 f_g 及其倍频,无法判断齿轮是否有故障。

首先,第 3.2 节计算不同 SE 尺度滤波结果的 Rem 值并绘制成自适应关系曲线如图 11 所示,根据最小值原则确定最优 SE 尺度 $\lambda_{\max}=11$,并加权累加各个尺度滤波结果得到 AMCDPMF 滤波后的时域及频谱波形如图 12 所示。从图 12(b)可以清晰看到,采用 AMCDPMF 对含有噪声的齿轮振动信号进行滤波,大多数各种干扰分量和噪声已被有效消除且有效的提取出故障频率 f_g (16.4 Hz),受实际工况的影响,与理论计算的故障频率 f_g (16.7 Hz)有 1.79%的误差,在误差允许范围内,可以证明所提取的故障频率是有效的。此外,33.6、50、66.4、83.6、100、116.4 和 133.6 Hz 对应 2~8 倍故障频率也被有效地提取。

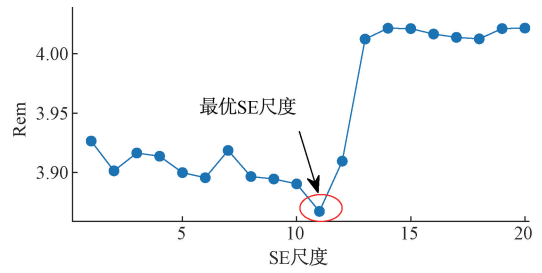


图 11 SE 尺度与 Rem 的关系曲线
Fig. 11 Relationship curve between the scale of SE and Rem

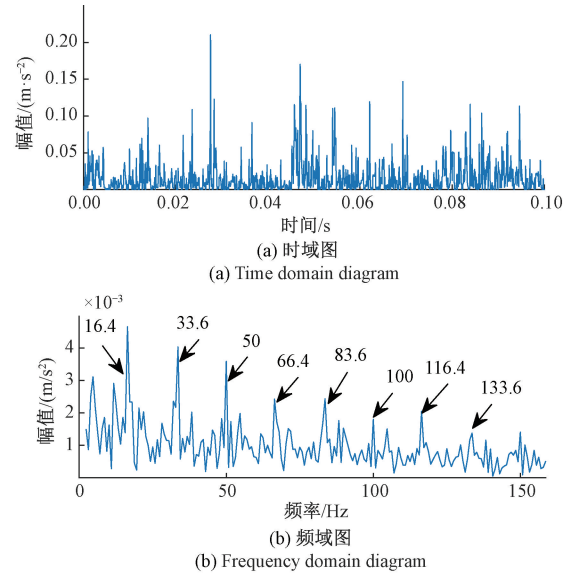


图 12 AMCDPMF 滤波后时域和频域波形
Fig. 12 Time and frequency domain waveforms after AMCDPMF filtering

4.2 对比实验分析

为验证 AMCDPMF 故障特征提取性能的优越性,选取单尺度 CDPMF 和 3 种典型多尺度差分滤波方法 (AMDIF、AEDMF 和 AMGMF) 作对比。

CDPMF 基于最优 SE 尺度 $\lambda=11$ 处理齿轮信号,滤波后的时域及频谱波形如图 13 所示。图 13(b)中,故障频率 f_g 及 2~5 倍频被有效地提取,但 5 倍故障频率后提取性能表现不够完整。

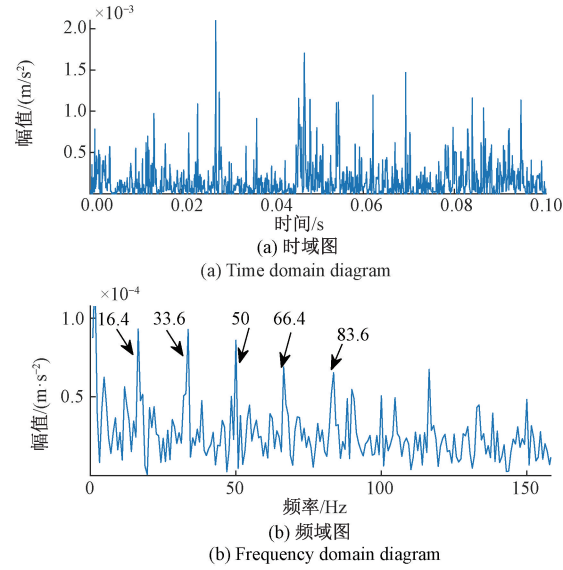


图 13 CDPMF 滤波后时域波形和频域波形
Fig. 13 Time and frequency domain waveform after CDPMF filtering

3 种经典多尺度差分滤波计算方法与 AMCDPMF 相同,AMDIF、AEDMF 和 AMCDMF 滤波后的时域及频谱波形分别如图 14~16 所示。从图 14(b)~16(b)可以观察到故障频率 f_g 及 $2f_g \sim 5f_g$ 被有效地提取,相较于 AMCDPMF,干扰噪声及 $5f_g$ 倍频之后干扰频率明显高于故障频率的幅度,周期性脉冲也不清晰。

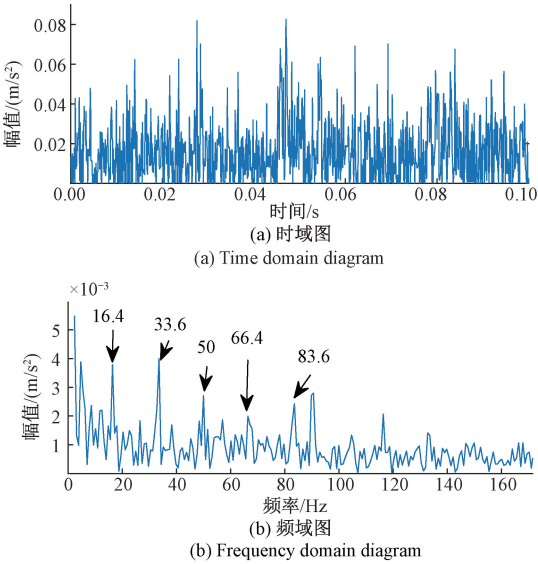


图 14 AMDIF 滤波后时域波形和频域波形
Fig. 14 Time and frequency domain waveform after AMDIF filtering

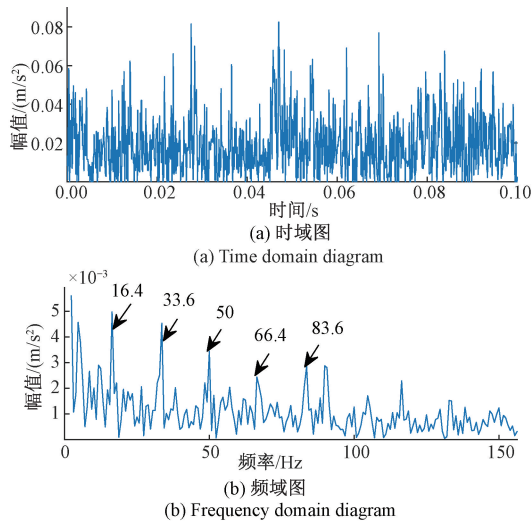


图 15 AEDMF 滤波后时域波形和频域波形
Fig. 15 Time and frequency domain waveform after AEDMF filtering

为了更进一步验证所提方法的有效性,引入故障能量比(ER)作为评判指标^[13],通过故障频率在其各自频谱中的能量比例来评价上述故障特征提取方法的处理效

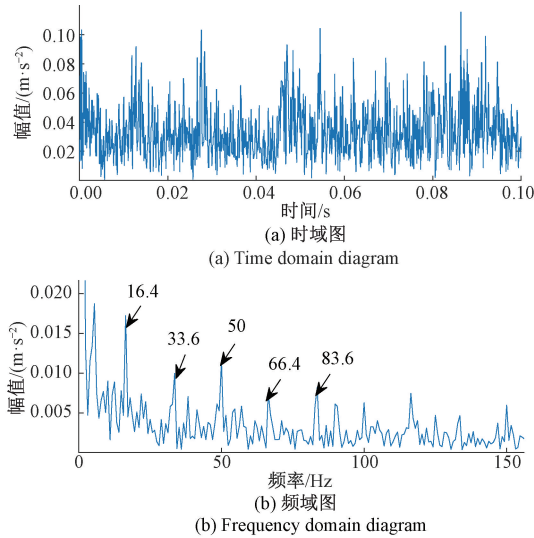


图 16 AMGMF 滤波后时域波形和频域波形
Fig. 16 Time and frequency domain waveform after AMGMF filtering

果,能量比定义如式(26)所示:

$$ER = \frac{E_1 + E_2 + \cdots + E_n}{E} \tag{26}$$

式中: $E_1+E_2+\cdots+E_n$ 表示故障频率以及相应谐波的总能量, E 表示信号在频带(0~200 Hz)中的总能量。故障特征提取能力随着 ER 值的增大而增大,ER 越大,方法越好。

同时,为了多维度评估降噪效果,引入改进的信噪比(improvement in signal-to-noise ratio, ISNR)作为另一个量化指标。ISNR 反映了滤波器对背景噪声的抑制能力,其值越大,表明降噪效果越显著。

表 3 为 5 种方法对振动信号滤波后的 ER 值与 ISNR 值。5 种形态滤波方法(AMCDPMF、CDPMF、AMDIF、AEDMF 和 AMCDMF)对振动信号的故障特征提取均有效,但从表 3 中的 ER 值和 ISNR 值可以直观看到,AMCDPMF 滤波后的 ER 值为 11.3%,ISNR 值为 8.7 dB,相较于其他 4 种方法在两个指标上均显著更优。

$$ISNR = 10\lg \frac{Var(x_{original})}{Var(x_{original} - x_{filtered})} \tag{27}$$

表 3 5 种方法的 ER 值和 ISNR 比较
Table 3 Comparison of ER values and ISNR of five methods

指标	AMCDPMF	CDPMF	AWMDIF	AEDMF	AMCDMF
ER/%	11.3	6.15	4.14	5.94	4.81
ISNR/dB	8.7	5.2	3.1	4.8	3.5

上述对比实验从可视化图(图 12~16)和量化数据(表 3)上验证了 AMCDPMF 的优越性。其实际效果体现

在两个方面:首先,从频域图(图 12(b))可知,AMCDPMF 能提取出更高阶的故障倍频(如 7、8 倍频),对早期微弱故障具有更高的检测灵敏度,能为风电机组的预测性维护提供更早的预警;其次,从时域图(图 12(a))可知,AMCDPMF 滤波后的信号周期性冲击序列非常清晰,有助于诊断人员通过时域波形进行初步判断,与频域分析结论相互印证,提升了故障诊断的可靠性和效率。

5 结 论

针对风电机组齿轮因长期处于多噪声、高转速工况下运行,振动信号呈现非线性特性,现有单尺度滤波方法难以准确有效提取故障特征的问题,联合多尺度组合差分滤波滤波器 MCDPMF 与最优 SE 尺度,提出了一种 AMCDPMF 方法,实现齿轮故障特征提取,为风电机组中齿轮的实时、智能化故障诊断提供了有效的解决方案,并得到以下结论:将多尺度形态滤波与最优 SE 尺度二者自适应融合,可凸显齿轮箱中的故障特征;相较于单尺度 CDPMF 和 3 种经典差分滤波方法(AMDIF、AEDMF 和 AMGFM),从时域和频域的直观对比,ER 和 ISNR 等多个量化指标相比,AMCDPMF 滤波方法故障特征提取能力更强,能有效提取更高阶的故障倍频并呈现清晰的时域冲击波形,具有显著的工程应用价值。

参考文献

- [1] 严荣芯,崔权维,周建星,等.考虑失效相关的风电齿轮传动系统动态可靠性研究[J].太阳能学报,2024,45(8):477-485.
YAN MO X, CUI Q W, ZHOU J X, et al. Research on dynamic reliability of wind power gear transmission system considering failure correlation[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2024, 45(8):477-485.
- [2] 张书瑶,王梓齐,刘长良.基于改进集成 KNN 回归算法的风电机组齿轮箱状态监测[J].动力工程学报,2023,43(6):759-767.
ZHANG SH Y, WANG Z Q, LIU CH L. Condition monitoring of wind turbine gearbox based on improved integrated KNN regression algorithm [J]. Journal of Power Engineering, 2023, 43(6):759-767.
- [3] ZHOU H, YANG J, XIANG H, et al. An adaptive morphological filtering and feature enhancement method for spindle motor bearing fault diagnosis [J]. Applied Acoustics, 2023, 209: 109400.
- [4] GUO J, ZHEN D, LI H, 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.
- [5] NIKOLAOU N, ANTONIADIS I. Application of morphological operators as envelope extractors for impulsive-type periodic signals [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(6): 1147-1162.
- [6] 胡爱军,唐贵基,安连锁.基于数学形态学的旋转机械振动信号降噪方法[J].机械工程学报,2006,42(4):127-130.
HU AI J, TANG G J, AN L S. De-noising technique for vibration signals of rotating machinery based on mathematical morphology filter [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2006, 42(4): 127-130.
- [7] LYU J, YU J. Average combination difference morphological filters for fault feature extraction of bearing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 100: 827-845.
- [8] YU J, HU T, LIU H. A new morphological filter for fault feature extraction of vibration signals [J]. IEEE Access, 2019, 7: 53743-53753.
- [9] YAO R, GUO C, DENG W, et al. A novel mathematical morphology spectrum entropy based on scale-adaptive techniques [J]. ISA transactions, 2022, 126: 691-702.
- [10] BAI J, YAO J, YANG Z, et al. Transient electromagnetic weak signal extraction method based on multi-scale combined difference product morphological filtering [J]. IEEE Access, 2022, 10: 22140-22149.
- [11] GUO J, SHI ZH, LI H, et al. Transient impulses enhancement based on adaptive multi-scale improved differential filter and its application in rotating machines fault diagnosis [J]. ISA Transactions, 2022, 120: 271-292.
- [12] 韩笑乐,胡天中,余建波.基于自适应加权多尺度组合形态滤波的轴承故障特征提取研究[J].振动与冲击,2020,39(1):245-252.
HAN X L, HU T ZH, YU J B. Research on bearing fault feature extraction based on adaptive weighted multi-scale combined morphological filtering [J]. Vibration and Shock, 2020, 39(1): 245-252.
- [13] YU J, XIAO C, HU T, et al. Selective weighted multi-scale morphological filter for fault feature extraction of rolling bearings [J]. ISA Transactions, 2023, 132: 544-556.
- [14] CHEN B Y, SONG D, ZHANG W, et al. A performance enhanced time-varying morphological filtering method for bearing fault diagnosis [J]. Measurement, 2021, 176: 109163.
- [15] 赵思雨,陈长征,罗国庆,等.基于增强组合差分形态滤波器的大型风力机轴承故障诊断[J].太阳能学报,2021,42(7):424-430.
ZHAO S Y, CHEN CH ZH, LUO Y Q, et al. Enhanced

- combined differential morphology filter based bearing fault diagnosis for large wind turbine [J]. Journal of Solar Energy, 2021, 42(7): 424-430.
- [16] 杨滨, 和丹, 祝丽莉, 等. 基于 DIA 的最优尺度形态滤波器及其在轴承故障诊断中应用 [J]. 噪声与振动控制, 2023, 43(5): 181-187.
YANG B, HE D, ZHU L L, et al. DIA-based optimal scale morphological filter and its application in bearing fault diagnosis [J]. Noise and Vibration Control, 2023, 43(5): 181-187.
- [17] GUO J, HE Q, ZHEN D, et al. An iterative morphological difference product wavelet for weak fault feature extraction in rolling bearing fault diagnosis [J]. Structural Health Monitoring, 2023, 22(1): 296-318.
- [18] LI Y, LIANG X, ZUO J. A new strategy of using a time-varying structure element for mathematical morphological filtering [J]. Measurement, 2017, 106: 53-65.
- [19] DUAN R, LIAO Y, WANG S. Adaptive morphological analysis method and its application for bearing fault diagnosis [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2021, 70: 1-10.
- [20] 朱江艳, 马军, 杨创艳, 等. 基于 FastICA-BAS-MCKD 的滚动轴承复合故障特征提取方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(8): 107-117.
ZHU J Y, MA J, YANG CH Y, et al. FastICA-BAS-MCKD-based feature extraction method for rolling bearing composite faults [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(8): 107-117.
- [21] YI Y, HUANG K, XIONG Y S, et al. Nonlinear

dynamic modelling and analysis for a spur gear system with time-varying pressure angle and gear backlash [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 132: 18-34.

- [22] XIA H, MENG F, ZHANG X, et al. Nonlinear dynamics analysis of gear system considering time-varying meshing stiffness and backlash with fractal characteristics [J]. Nonlinear Dynamics, 2023: 1-27.

作者简介



李卓睿, 2024 年于昆明理工大学获得工学博士学位, 现为昆明理工大学硕士生导师, 讲师, 主要研究方向为旋转机械故障诊断。

E-mail: lzhuorui@kust.edu.cn

Li Zhuorui received her Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2024. Now she is a lecturer and M. Sc. supervisor at Kunming University of Science and Technology. Her main research interest includes rotating machinery fault diagnosis.



马军(通信作者), 2016 年于昆明理工大学获得工学博士学位, 现为昆明理工大学博士生导师, 教授, 主要研究方向为机械设备健康管理。

E-mail: mjun@kmust.edu.cn

Ma Jun (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Kunming University of Science and Technology in 2016. Now he is a professor and Ph. D. supervisor at Kunming University of Science and Technology. His main research interest includes health management of mechanical equipment.