

复杂工况下磨齿机主轴运行模态的分析方法

李国龙^{1*} 赵晓亮¹ 王 玉¹ 陶一杰²

1. 重庆大学高端装备机械传动全国重点实验室, 重庆, 40044

2. 东风汽车集团有限公司研发总院, 武汉, 430058

摘要: 针对磨齿机主轴服役状态下振动形式复杂、模态特征难以有效识别的问题, 提出一种基于自适应噪声完备集合经验模态分解与相关性分析的方法。采用有限元模态分析方法定义频带范围, 采用小波阈值分级法保留模态特征信息。采用倒频谱法编辑信号, 以识别并剔除转子产生的谐波响应。不同降噪方法与二自由度算例的验证结果表明, 所提方法处理后的模态识别误差减小至1.3%, 极点稳定时的拟合阶次降低76.7%, 可准确识别服役状态下机床旋转部件的模态特征。

关键词: 工作模态分析; 自适应噪声完备集合经验模态分解; 小波阈值分级准则; 倒频谱编辑; 磨齿机; 参数识别

中图分类号: TH133.2

DOI:10.3969/j.issn.1004-132X.2026.01.006

开放科学(资源服务)标识码(OSID):



Operation Modal Analysis Method of Gear Grinding Machine Spindle Operations under Complex Working Conditions

LI Guolong^{1*} ZHAO Xiaoliang¹ WANG Yu¹ TAO Yijie²

1. State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University, Chongqing, 400044

2. Research & Development Institute, Dongfeng Motor Corporation, Wuhan, 430058

Abstract: Aiming at the problems that the spindle vibrations in grinding machines were complex and the modal characteristics were difficult to effectively identified under the service states. Based on adaptive noise complete ensemble empirical mode decomposition and correlation analysis, a method was proposed. The finite element modal analysis was used to define the frequency band range, and the wavelet threshold classification method was used to retain the modal feature information. In order to identify and eliminate the harmonic response generated by rotor, a method was used in signal cepstrum editing. Different noise reduction methods and 2-DOF examples show that the modal identification errors are reduced to 1.3% after processing by the proposed method, the fitting order is reduced 76.7% as the poles are stable, and the modal characteristics of the rotating parts are accurately identified for the machine tool in service.

Key words: operational modal analysis; complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise; wavelet threshold grading criterion; cepstrum editing; grinding machine; parameter identification

0 引言

磨齿加工的齿轮表面质量由砂轮的磨削轨迹、砂轮与齿轮的相对运动决定。磨齿机工作时, 发生振动的主轴带动砂轮一起振动, 从而在被加工齿轮表面留下波纹, 恶化齿轮表面光洁度, 影响齿轮服役性能, 因此分析磨齿机主轴振动信号对提高机床加工性能和磨齿加工精度具有重要意义。

振动与机床的动力学特性相关^[1], 机床振动

信号包含的结构特征主要为固有频率、阻尼比和振型。磨齿机主轴在服役状态下的载荷与静态不同^[2-3], 且输入激振力难以测量。为解决服役中机械模态的识别问题, 仅需输出响应信号即可实现参数识别的工作模态分析法应运而生^[4]。根据结构动力学理论, 系统在平稳随机激励下的结构响应频谱峰全部源于结构共振。磨齿机工作时, 系统激励包含多个谐频分量, 采集的主轴振动信号既有各部件相互作用产生的随机振动噪声, 也有转动部件产生的周期性谐波。在缺少激励信息的情况下, 工作模态分析识别出的虚假模态参数往往占据主导, 致使模态识别需要更多拟合。

众多学者针对随机与周期性谐波激励的模态

收稿日期: 2024-06-28 修回日期: 2025-12-25

基金项目: 国家自然科学基金(52275475); 重庆英才计划(cstc2022ycjh-bgzxm0060)

识别问题进行了大量研究。殷红等^[5]结合变分模态分解(variational mode decomposition, VMD)与随机子空间识别(stochastic subspace identification, SSI)来识别模态参数,优化VMD分层效率,并结合奇异值分解方法降噪,模态识别的精度较高。魏博文等^[6]结合改进小波阈值与经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)预处理振动信号,结合Hilbert-Huang变换与随机减量技术识别滤波降噪后信号的模态参数,并将其用于高拱坝泄流的模态识别。蔡改贫等^[7]将自适应噪声的完备集合经验模态分解(complete EEMD with adaptive noise, CEEMDAN)与小波阈值法结合,以降噪处理球磨机筒体结构的实测信号。MODAK等^[8-10]采用随机减量技术去除实测信号中的谐频分量,但该方法需人工调整激励响应,因此实际应用较少。夏遵平等^[11]针对旋转机械结构模态和谐频模态中谱峭度幅值的差异,使用谱峭度识别工具剔除谐频分量,并通过实测信号进行了验证。秦潮^[12]基于切削激励的周期性谐频特征,提出倒谱编辑法来剔除周期谐波成分,并将该方法用于铣床切削振动数据的处理。陈伟等^[13]在多谐波激励影响下,采用倒谱编辑法处理转子结构模态识别的谐频与结构模态重叠问题,并利用实测的航空发动机信号验证了所提方法的有效性。

上述研究对简单激励下的信号预处理具有良好效果。蜗杆砂轮磨齿机的振动信号包含复杂的噪声信号和周期性谐波信号,难以识别关键模态参数、监控磨齿机加工状态及工件表面质量,因此本文提出一种适用于混合激励的磨齿机模态参数识别方法。蜗杆砂轮磨齿机的主轴振动特性识别实例验证了所提方法的适用性。

1 CEEMDAN-小波阈值分级与倒频谱编辑

1.1 CEEMDAN原理

磨齿机实测信号的前处理通常采用EMD,但EMD会产生模态混叠和端点效应^[14],影响降噪效果。集合经验模态分解(ensemble empirical mode decomposition, EEMD)能减少模态混叠,但处理后的信号包含噪声。CEEMDAN在EMD中加入白噪声,并将所得IMF分量与前次分解分量求平均,解决了模态重叠与残余噪声问题。CEEMDAN算法具体步骤如下:

1)根据初始信号 $x(t)$ 的中高频分量(含噪分

量)的标准差,确定添加白噪声的标准差 σ 和EMD分解次数(白噪声次数) N ^[15]。

2)在 $x(t)$ 中添加 N 次均值为0、标准差为 σ 的高斯白噪声,获得待分解信号 $x_i(t)$ ($i=1,2,\dots,N$)。通过EMD获得 $x_i(t)$ 的 N 个IMF分量并求其均值,得到第一个模态函数分量

$$IMF_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IMF(x_i(t)) \quad (1)$$

在第一阶段,计算第一阶余量残差

$$r_1(t) = x(t) - IMF_1 \quad (2)$$

3)以一阶残差为初始数据,构造新的噪声序列:

$$r_0(t) = r_1(t) + \sigma_1 v_1(t) \quad (3)$$

式中: σ_1 为噪声系数; $v_1(t)$ 为添加的白噪声。

重复步骤2),通过EMD处理新的噪声序列,依次得到 $IMF_2, IMF_2, \dots, IMF_k$,最终得到第 k 阶余量残差

$$r_k(t) = r_{k-1}(t) - IMF_k \quad (4)$$

对 $r_k(t)$ 添加白噪声并构造新的噪声序列 $r_k(t) + \sigma_k v_k(t)$ 。重复步骤2),则第 $k+1$ 阶模态分量为

$$IMF_{k+1} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_k(t) + \sigma_k v_k(t)) \quad (5)$$

4)若 $r_k(t)$ 的极值点数小于2,则分解结束,反之,则重复步骤3)直至极值点数小于2。最后的分解结果为

$$x(t) = \sum_{k=1}^K IMF_k + r_k \quad (6)$$

1.2 相关性重构及小波阈值分级理论

CEEMDAN得到的IMF分量中,噪声为主导分量时,相关系数较小;反之,相关系数较大。根据实验分析所得的相关系数为

$$C_i = \frac{\sum_{k=1}^n (IMF_i(k) - \overline{IMF})(x(k) - \bar{x})}{\sqrt{\sum_{k=1}^n (IMF_i(k) - \overline{IMF})^2 \sum_{k=1}^n (x(k) - \bar{x})^2}} \quad (7)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n x(k) \quad \overline{IMF} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n IMF_i(k)$$

式中: $IMF_i(k)$ 为 IMF_i 的第 k 个元素, $k=1,2,\dots,n$; $x(k)$ 为原始信号 x 的第 k 个元素; n 为信号序列长度。

剔除相关性低的噪声信号后,重构其余信号。重构信号 $x_k(t)$ 的模态信息与部分高频噪声分量混合,因此采用小波阈值进行二次分级降噪,即在去除噪声的同时保留频率范围内的模态信息。小波分解时,不同尺度的小波系数对应的频率范围不同,因此根据尺度对小波系数进行分段处理,并对各频段分别设置阈值以实现分级降噪。阈值处理通常采用软阈值或硬阈值函数,其中,软阈值可获得平滑的重构信号,硬阈值有助于

保持突变特征。对不同频段的小波系数施加适应性阈值可有效抑制噪声并保留信号中有意义的模态结构。

本文的降噪方法具体如下：首先通过 CEEM-DAN 得到初始信号的各本征分量，并采用相关性分析法筛选重构分量；然后由频率范围确定小波分解层次；最后通过小波阈值分级过滤小波系数剔除识别的虚假模态。

1.3 倒频谱编辑

含转子结构工作时会产生谐波激励，这导致难以区分谱频模态和结构模态，故通过倒频谱编辑法识别并消除谐波对结构响应的影响。倒频谱包含复倒谱和实倒谱^[16]。实倒谱在实数域处理且计算难度低、准确度较高，因此文中的倒频谱编辑采用实倒谱。

输入振动信号 $x(t)$ 的倒频谱为

$$C = \mathcal{F}^{-1}\{\ln(\text{FFT}(x(t)))\} = \mathcal{F}^{-1}\{\ln(A(f) + \theta(f))\} \quad (8)$$

实倒谱为

$$C_r = \mathcal{F}^{-1}\{\ln(A(f))\} \quad (9)$$

式中： $A(f)$ 、 $\theta(f)$ 分别为快速傅里叶变换 (FFT) 所得的幅值与相位； \mathcal{F}^{-1} 表示傅里叶逆变换。

倒频谱编辑的具体程序如图 1 所示。基频及其倍频在倒谱中表现为周期性幅值，因此使用窗函数将其过滤。矩形窗通过梳状孔过滤周期性谐波，可保留初始信号的模态特征，因此采用周期矩形窗

$$W(\chi) = \begin{cases} 1 & kT + \Delta T \geq \chi \geq kT - \Delta T \\ 0 & (k+1)T - \Delta T \geq \chi \geq (k+1)T + \Delta T \end{cases} \quad (10)$$

$$k=1, 2, \dots$$

式中： T 为倒频谱中基频出现的周期； ΔT 为滤波宽度。

来编辑实倒谱。

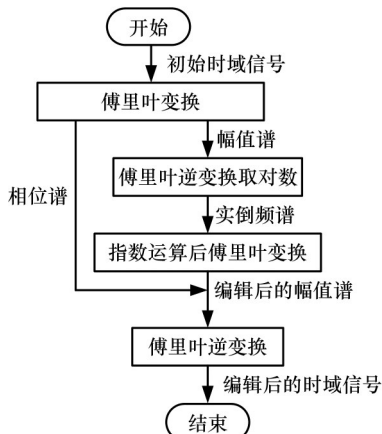


图 1 倒频谱编辑程序

Fig.1 Cepstrum editing process

2 随机子空间法模态识别

随机子空间法过计算实测响应信号的空间矩阵进行模态识别。多自由度黏性阻尼系统的微分方程为

$$M\ddot{x} + C\dot{x} + Kx = F \quad (11)$$

式中： M 为质量矩阵； C 为阻尼矩阵； K 为刚度矩阵； \ddot{x} 为加速度； \dot{x} 为速度； x 为位移； F 为外部作用力向量。

通过状态空间变换将式 (11) 转化为一阶微分方程并将位移、速度等变量定义为状态向量：

$$z = [x^T \quad \dot{x}^T]^T \quad (12)$$

基于复模态理论构造状态 k 的空间模型：

$$\begin{cases} z_{k+1} = Az_k + w_k \\ y_k = Cz_k + v_k \end{cases} \quad (13)$$

式中： A 、 C 分别为状态矩阵和输出矩阵； z_k 为状态点位； y_k 为 z_k 对应的输出； w_k 为输入的随机激励； v_k 为测量误差，假定为白噪声。

确定 A 、 C 后，即可将求解状态空间模型类比简化为求解式 (13) 的特征值。对 A 进行特征值分解，得

$$A = \psi \Lambda \psi^{-1} \quad (14)$$

$$\Lambda = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n) \quad (15)$$

式中： ψ 为特征矩阵。

系统结构的固有频率 ω_i 和阻尼比 ζ_i 分别为

$$\begin{cases} \omega_i = \frac{|\lambda_{a,i}|}{2\pi} \\ \zeta_i = \frac{\text{Re}(\lambda_{a,i})}{|\lambda_{a,i}|} \end{cases} \quad (16)$$

连续时间系统的第 i 个极点 $\lambda_{a,i}$ 与离散时间特征值 λ_i 的关系为

$$\lambda_{a,i} = f_s \ln \lambda_i \quad (17)$$

式中： f_s 为采样频率。

随机子空间算法有两种计算形式：数据驱动 (SSI-DATA) 和协方差驱动 (SSI-COV)。数据驱动的操作性更强、识别精度更高，因此本文采用数据驱动的随机子空间算法识别结构的模态参数。

对于自由度较多的机械设备，通常借助稳定图识别可靠的模态参数。计算前无法预先确定合适的模型阶次，一般设定较大的最大阶次，从低阶开始，逐步提高阶次并反复进行极点拟合，以覆盖感兴趣频带内的所有可能模态。模型阶次过大会引入虚假模态，阶次过小难以完整识别真实模态，因此需要借助稳定图区分真实模态和虚假模态。真实模态在不同阶次下都会重复出现，其固有频率和阻尼比随阶次变化较小；虚假模态对阶次十分敏感，其参数在相邻阶次之间波动较大。因此，

将相邻两阶中的固有频率和阻尼比的变化小于给定阈值的极点定义为稳定极点,并绘制在稳定图中。随着模型阶次的增加,稳定极点在频率轴上呈带状分布,而由数值噪声产生的不稳定极点在频带内散乱分布。本文采用如下判据:

$$\frac{\omega_i - \omega_{i+1}}{\omega_i} < 1\%$$

$$\frac{\zeta_i - \zeta_{i+1}}{\zeta_i} < 5\%$$

式中: ω_i 为*i*阶固有频率; ζ_i 为第*i*阶阻尼比。来定量判断极点是否稳定。图2为磨齿机主轴模态参数的识别程序图。

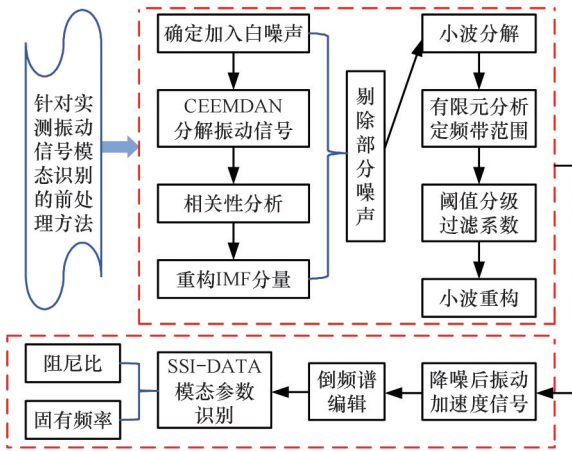


图2 磨齿机主轴模态参数识别流程图

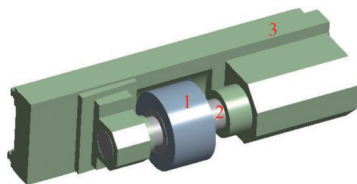
Fig.2 Process of modal parameter identification for a gear grinding machine spindle

3 工程实例

3.1 模态特征频带划分

3.1.1 有限元仿真

主轴右端连接电机,中部安装砂轮,左端通过刀具轴的刀杆支架固定。传感器安装在主轴左端。采用有限元分析方法确定测点位置,以有限元所得固有频率范围划分小波阈值分级频带。装配状态下,磨齿机主轴(B轴)两端固定,有限元分析仅考虑转速影响,建立的模型如图3所示。



1. 砂轮 2. 主轴 3. 位移轴

图3 主轴有限元模型

Fig.3 Spindle finite element model

利用有限元仿真计算该模型的模态,前三阶模态的固有频率如表1所示,相应振型如图4所示,主轴左端及中部为主要变形区域。

表1 前三阶固有频率和振型

Tab.1 The first three natural frequencies and vibration modes

阶次	频率/Hz	振型
1	97.264	主轴中部摆动
2	178.522	主轴沿X轴负晃动
3	221.521	主轴左端沿X轴负晃动,变形明显

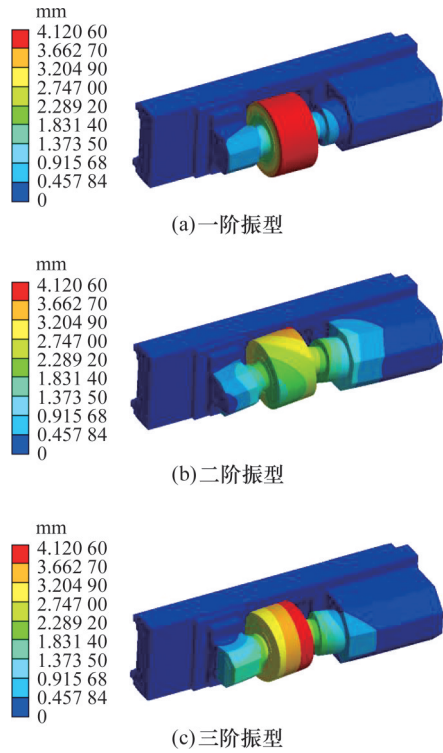


图4 主轴模态前三阶振型图

Fig.4 The first three order formation diagram of the spindle mode

3.1.2 实验模态验证

为验证有限元划分的频率范围可靠性,进行实验模态分析。静止状态下,以力锤对磨齿机主轴施加激励,通过力传感器采集力和振动加速度的信号。在测点附近以力锤从X、Y、Z向敲击,每个方向重复敲击5次。磨齿机主轴前3阶的模态参数如表2所示,固有频率与有限元仿真结果一致。

表2 磨齿机主轴的前三阶模态参数

Tab.2 The first three order modal parameters of gear grinding machine spindle

阶次	频率/Hz	阻尼比/%
1	96.178	1.02
2	179.633	0.45
3	225.873	0.64

3.2 工作模态效果分析

实验仪器包括YS7232H蜗杆砂轮磨齿机、三向加速度传感器、振动采集卡、振动采集箱、基于LabVIEW开发的磨齿振动信号采集系统。磨齿

机主轴转速为 1376 r/min, 轴向进给速度为 80 mm/min, 径向进给量为 0.16 mm, 采样频率为 1024 Hz, 测试采集时间为 60s。采集的初始信号如图 5 所示。

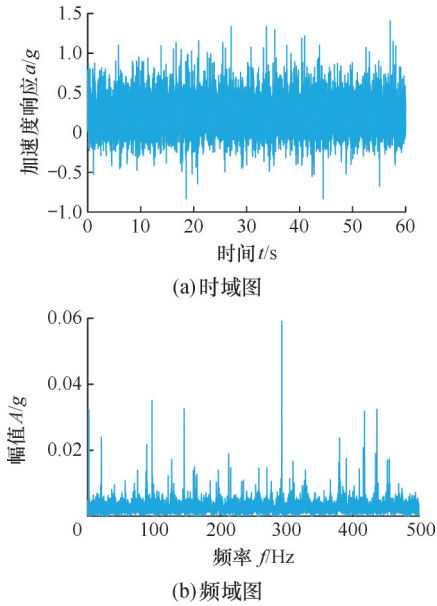


图 5 振动信号的时域和频域图

Fig.5 Time and frequency domain diagram of initial vibration signal

3.2.1 CEEMDAN-小波阈值分级处理

以 EMD 处理后的高频 IMF 分量为标准, 将其等视为噪声分量, 求解可得步骤 2) 添加噪声的标准差 σ 为 0.138, 加入白噪声的次数 N 为 191, CEEMDAN 得到的 14 个 IMF 模态分量如图 6 所示, 相关性分析结果如表 3 所示。参考已有研究及实验, 相关系数 C 的分界值取 0.3^[17]。模态分量 IMF_4 的相关系数接近 0.3, 故对 $IMF_1 \sim IMF_3$ 和 $IMF_1 \sim IMF_4$ 的重构信号与初始信号做相关性分析, $IMF_1 \sim IMF_3$ 和 $IMF_1 \sim IMF_4$ 对应的相关系数分别为 0.9127 和 0.8212, 由此可得 IMF_4 中的噪声为主导分量。剔除 $C < 0.3$ 的 IMF 分量后, 重构其余分量, 得到初次降噪后的振动加速度信号。

小波分解时, U_o 为高频系数, Y_o 为低频近似系数, o 为分解后系数的个数。通常情况下, 高频信号中的噪声占主导, 低频信号的随机噪声和固有特征(分别存于 U_o 和 Y_o) 占主导。根据有限元模态分析结果划分的频率范围 60~260 Hz, 采用 4 层 db4 小波分解, 对应的 5 组小波系数为 $d_1 \sim d_4$ 和 a_4 。相比于软阈值, 硬阈值能保留信号的局部特征。虽然硬阈值的不连续会在阈值附近产生噪声, 但对模态识别影响较小。

以硬阈值函数滤掉 cd_1 和 ca_4 级小波系数, 重构其余级别的小波系数, 得到降噪后的振动信

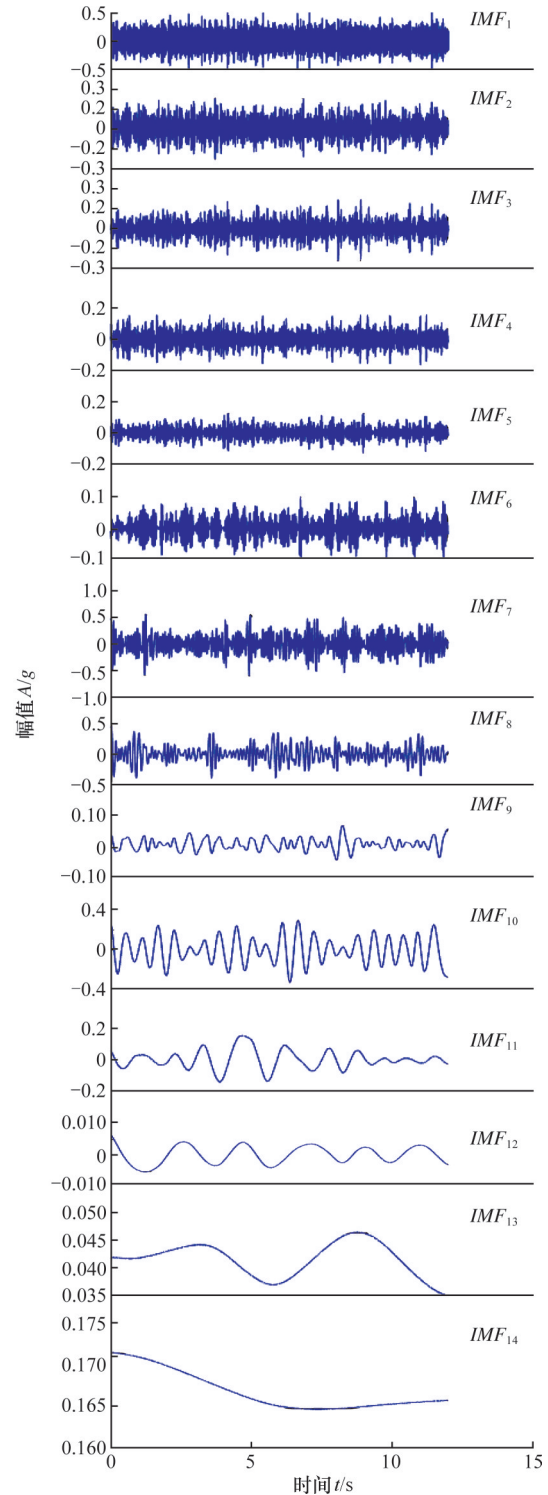


图 6 振动信号 CEEMDAN 分解结果

Fig.6 Vibration signal CEEMDAN decomposition results

号。如图 7 所示, 降噪前, 信号存在许多毛刺; 降噪后, 频带外(0~60 Hz、260~512 Hz)的毛刺消除, 识别出的部分虚假模态分量(定义为随机谐频模态)被剔除。

为进一步说明振动噪声对模态特征的影响, 分别采用传统小波阈值法、未分级 CEEMDAN - 小波阈值法、本文提出的分级小波阈值方法对同

表3 IMF分量的相关系数

Tab.3 The correlation coefficient of IMF components

分量	相关系数 C	分量	相关系数 C
IMF_1	0.7344	IMF_8	0.0684
IMF_2	0.4428	IMF_9	0.1225
IMF_3	0.3946	IMF_{10}	0.0958
IMF_4	0.2811	IMF_{11}	0.0239
IMF_5	0.1914	IMF_{12}	0.0129
IMF_6	0.1781	IMF_{13}	0.0059
IMF_7	0.1006	IMF_{14}	0.0085

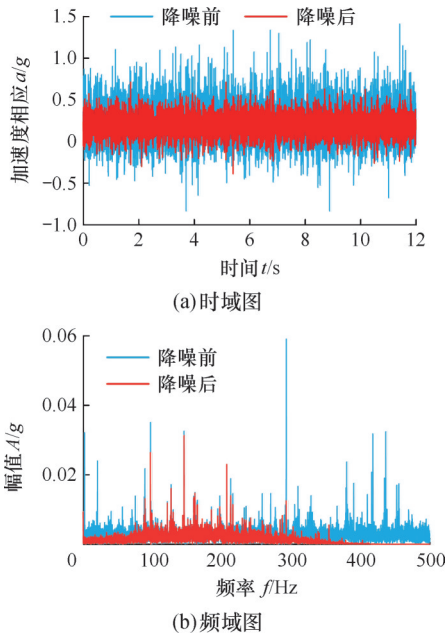


图7 分级降噪前后的信号

Fig.7 Signals before and after hierarchical noise reduction

一原始信号进行处理,结果如图8所示。传统小波阈值法采用同一阈值,对频率100 Hz以上的小波系数抑制过强,高频模态峰大部分被滤除,仅保留了0~100 Hz的低频成分;未分级CEEMDAN-小波阈值法同样以单一阈值对各尺度系数进行处理,导致关键频带内的部分模态特征被明显削弱,甚至被噪声淹没。本文方法先按频带对小波系数进行分级,再分别设定阈值,仅抑制目标频带外的随机噪声,在有效降低噪声背景的同时,较完整地

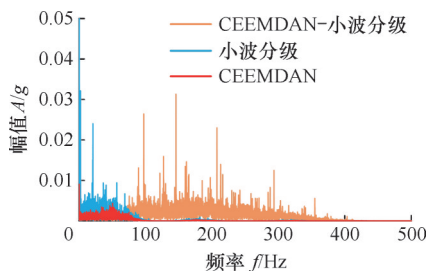


图8 不同降噪处理的信号频域图

Fig.8 Signal frequency domain diagram of different noise reduction processing

保留了关键频带内的模态特征。

3.2.2 倒频谱编辑

3.2.2.1 仿真验证

设计二自由度系统验证倒频谱编辑方法的有效性,系统的模态参数如表4所示,质量矩阵 M 、阻尼矩阵 C 和刚度矩阵 K 分别为

$$M = \begin{bmatrix} 1 & 0 \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \text{kg}$$

$$C = \begin{bmatrix} 13.53 & 9.02 \\ 9.02 & 22.55 \end{bmatrix} \text{N} \cdot \text{s/m}$$

$$K = \begin{bmatrix} 80000 & -28000 \\ -28000 & 56000 \end{bmatrix} \text{N/m}$$

表4 仿真系统的二阶模态参数

Tab.4 Second-order modal parameters of the simulation system

参数	一阶	二阶
固有频率/Hz	30.835	49.932
阻尼比/%	1.0	2.0

对系统中的2个质量块添加正态分布的噪声(方差为 $0.1 \text{ m}^2/\text{s}^4$),第一个质量块加入基频30 Hz的1~4倍谐波激励,第二个质量块加入基频20 Hz的1~5倍谐波激励。系统的采样频率为1024 Hz,采样时间为50 s。图9所示为第二个质量块位移的方向自功率谱,其中,30.84 Hz、29.49 Hz处的共振峰对应系统的第一阶固有频率 ω_1 、第二阶固有频率 ω_2 。周期性峰值 $m_1 \sim m_5$ 和 $r_1 \sim r_4$ 为添加的两组谐波激励。第一阶固有频率30.84 Hz和第一组谐波的基频30 Hz接近,容易造成模态识别困难。

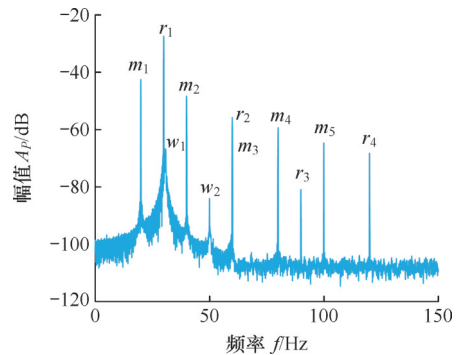


图9 谐频干扰下的自功率谱

Fig.9 Self-power spectrum under harmonic interference

对仿真系统信号进行倒频谱编辑处理,得其幅值谱和相位谱,取对数后逆傅里叶变换的实倒谱如图10所示,设置窗函数滤波函数(红色曲线)周期 T 为 $1/30 \text{ s}$ 和 $1/20 \text{ s}$,窗函数滤波宽度设置为周期的10%。

分析自功率谱发现,谐频特征峰值布满频带,模态识别的虚假模态30 Hz与真实模态30.88 Hz

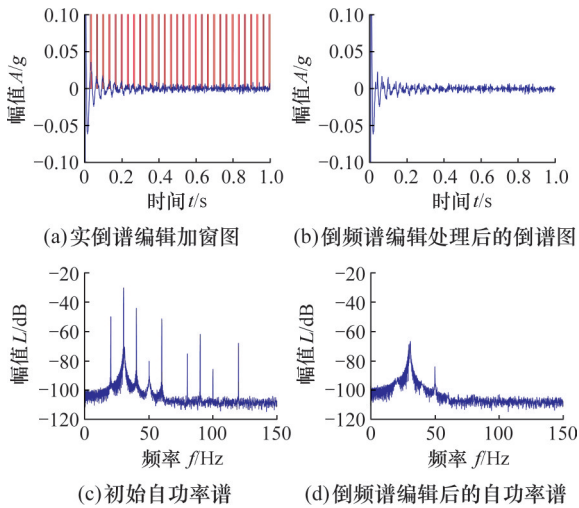


图 10 倒频谱编辑前后的仿真系统信号

Fig.10 Simulation system signals before and after cepstrum editing

极为接近,手动去除虚假模态参数时易产生较大误差,且难以辨识阻尼比。对倒谱编辑处理后的信号采用 SSI-DATA 法识别模态参数并绘制稳定图(图 11),稳定极点以蓝色圆圈表示,绿色五角星表示不稳定极点。随着模态阶次增大,稳定极点逐渐排列成一条规则的直线,不稳定的极点较为分散,以该判定原则通过稳定图进行模态分析。倒谱编辑后,自功率谱中的周期谐波被剔除,虚假模态被过滤,残余峰值对识别效果影响不大。

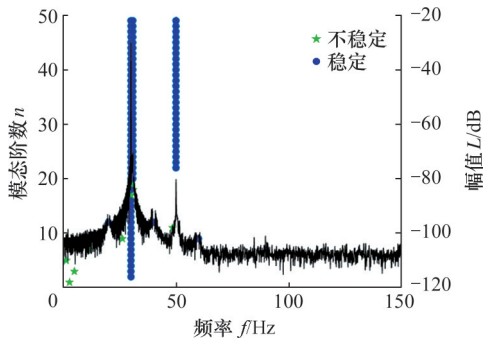


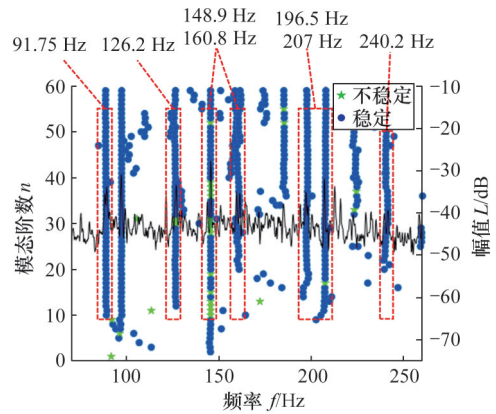
图 11 SSI-DATA 模态识别稳定图

Fig.11 SSI-DATA modal identification stability diagram

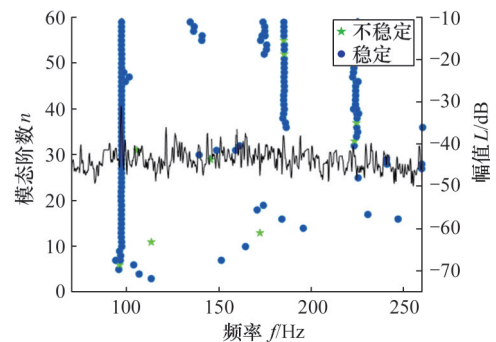
3.2.2.2 实测信号验证

转速不变时,在转速及其倍数处出现谐频,主轴转速 1376 r/min 的转频为 22.93 Hz。以本文方法识别磨齿机主轴结构的模态参数,采用 SSI-DATA 法识别倒频谱编辑前后的模态参数并绘制稳定图(图 12)。图 12a 所示为峰值附近频率内识别出的虚假模态(与主轴转频及倍频重叠);倒频谱编辑处理后,虚假模态被剔除,如图 12b 所示。

使用 SSI-DATA 法对初始信号(信号 A)、仅降噪信号(信号 B)、降噪-倒频谱后信号(信号 C)



(a) 倒频谱编辑处理前



(b) 倒频谱编辑处理后

图 12 模态识别稳定图

Fig.12 Modal identification steady state diagram

进行模态参数识别。由表 5 可知,本文方法识别快、准确性高。本文方法可剔除虚假分量,通过 SSI-DATA 法识别真实模态时,稳定图的稳定极点拟合阶次低、识别效率高。

表 5 稳定图中的稳定极点起点阶次

Tab.5 The start order for stable poles in the stable graph

	信号 A	信号 B	信号 C
1 阶	133	58	31
2 阶	128	52	28
3 阶	120	55	24
识别速度	慢	中	快
识别准确性	低	低	高

注:1~3 阶为稳定图的前三阶模态连续稳定极点起点对应的阶

3.2.3 模态识别结果对比分析

采用固有时间尺度分解(intrinsic time-scale decomposition, ITD)^[18]识别初始信号、仅降噪信号和降噪-倒频谱信号,识别的前 3 阶模态参数如表 6 所示。不同预处理方法下识别出的模态参数与静止状态下的实验模态参数如表 7 所示。

初始信号与仅降噪信号的最小相对误差为 4.86%,最大相对误差为 52.31%;降噪+去谐波处理后,固有频率最大相对误差为 1.31%,阻尼比最大相对误差降至 21.6%。

表6 不同预处理信号识别的固有频率与阻尼比

Tab.6 The natural frequency and damping ratio identified by different pre-processing signals

	固有频率/Hz			阻尼比		
	1阶	2阶	3阶	1阶	2阶	3阶
直接识别	45.86	132.01	196.51	2.51	0.12	0.21
仅降噪识别	91.51	160.82	240.22	0.81	0.40	0.58
降噪-倒频谱	97.46	178.83	227.01	4.13	0.02	0.04

表7 不同预处理信号识别出的模态参数与实验模态参数的相对误差

Tab.7 Relative errors between modal parameters from differently processed signals and experimental results %

	固有频率/Hz			阻尼比		
	1阶	2阶	3阶	1阶	2阶	3阶
直接识别	52.31	26.52	13.00	4.13	0.02	0.04
仅降噪识别	4.86	10.48	6.34	2.51	0.12	0.21
降噪-倒频谱	1.31	0.46	0.68	0.81	0.40	0.58

识别未处理信号时,随机噪声和周期性谐波影响下的识别误差达52%;幅值较大的虚假谐频(45.86 Hz)在非关注区域的频率范围外占据主导,导致难以识别主轴的模态参数。本文方法滤掉频率范围外的随机噪声产生的谐频分量,识别的固有频率均在范围内。以倒频谱编辑剔除频带内电机转动产生的周期谐频分量后,识别的模态参数与实验模态参数的相对误差降至1.3%。

4 结论

1)CEEMDAN-小波阈值分级滤波法处理的振动信号保留了信号的模态特征,剔除了频率范围外的噪声引起的谐波响应,减少了谐频模态分量。

2)倒频谱编辑可剔除周期性激励引起的强谐频分量。二自由度系统和磨齿机实测振动信号验证了倒频谱编辑的可靠性。

3)磨齿机主轴振动信号实验结果表明本文方法的去谐频效率高、识别误差小,通过随机子空间法绘制稳定图时,极点稳定时的拟合阶次降低76.7%;以Ibrahim时域模态参数识别法直接识别固有频率时,最大误差降低至1.3%。

参考文献:

- [1] HUNG J P, LAI Y L, LUO T L, et al. Analysis of the Machining Stability of a Milling Machine Considering the Effect of Machine Frame Structure and Spindle Bearings: Experimental and Finite Element Approaches[J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2013, 68(9): 2393-2405.
- [2] ZHANG Xiao Jian, XIONG Cai hua, DING Ye, et al. Milling Stability Analysis with Simultaneously Considering

the Structural Mode Coupling Effect and Regenerative Effect[J]. International Journal of Machine Tools and Manufacturing, 2012, 53(1): 127-140.

- [3] LAW M, PHANI A S, ALTINTAS Y. Position-dependent Multibody Dynamic Modeling of Machine Tools Based on Improved Reduced Order Models[J]. Journal of Manufacturing Science and Engineering, 2013, 135(2): 021008.
- [4] 张济淳, 宋汉文. 环境激励下基于相关函数的脉冲响应函数重构[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 220-227. ZHANG Jichun, SONG Hanwen. Reconstruction of Impulse Response Function Based on Correlation Function under Ambient Excitation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(10): 220-227.
- [5] 殷红, 董康立, 彭珍瑞. 基于VMD-SSI的结构模态参数识别[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 81-91. YIN Hong, DONG Kangli, PENG Zhenrui. Structural Modal Parameter Identification Based on VMD-SSI[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(10): 81-91.
- [6] 魏博文, 钟紫蒙, 李火坤. 基于HHT-RDT算法的高拱坝泄流结构工作模态识别方法[J]. 振动与冲击, 2020, 39(10): 106-113. WEI Bowen, ZHONG Zimeng, LI Huokun. Working Modal Identification Method for High Arch Dam Discharge Structure Based on HHT-RDT Algorithm[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(10): 106-113.
- [7] 蔡改贫, 赵小涛, 胡显能, 等. CEEMDAN-小波阈值联合的球磨机筒体振动信号去噪方法研究[J]. 机械科学与技术, 2020, 39(7): 1077-1085. CAI Gaipin, ZHAO Xiaotao, HU Xianneng, et al. Denoising Method of Vibration Signal of Ball Mill based on CEEMDAN-wavelet Threshold Combination[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2020, 39(7): 1077-1085.
- [8] MODAK S V, RAWAL C, KUNDRA T K. Harmonics Elimination Algorithm for Operational Modal Analysis Using Random Decrement Technique [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(4): 922-944.
- [9] MODAK S V. Influence of a Harmonic in the Response on Randomdec Signature[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(7): 2673-2682.
- [10] MODAK S V. Separation of Structural Modes and Harmonic Frequencies in Operational Modal Analysis Using Random Decrement [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2013, 41(1/2): 366-379. [LinkOut]
- [11] 夏遵平, 王彤. 基于谱峭度的谐波模态检测方法[J]. 工程力学, 2013, 30(12): 255-258. XIA Zunping, WANG Tong. Detection of Harmonic Modes with Spectral Kurtosis[J]. Engineering Mechanics, 2013, 30(12): 255-258.
- [12] 秦潮. 周期切削激励下的数控机床模态参数辨识方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2018. QIN Chao. Research on Modal Parameter Identification Method of NC Machine Tool under Periodic Cutting Excitation [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2018.
- [13] 陈伟, 顾晓华, 张永强. 倒频谱编辑法在含转子结构运行模态参数辨识中的应用[J]. 振动与冲击, 2023, 42(18): 268-275. CHEN Wei, GU Xiaohua, ZHANG Yongqiang. Cepstrum Editing Method Used in Operational Modal Analysis of Rotor Structures [J]. Journal of Vibration and Shock, 2023, 42(18): 268-275.

- [14] RILLING G, FLANDRIN P. One or Two Frequencies? The Empirical Mode Decomposition Answers [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(1): 85-95.
- [15] 王玉静, 康守强, 张云, 等. 基于集合经验模态分解敏感固有模态函数选择算法的滚动轴承状态识别方法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(3): 595-600.
WANG Yujing, KANG Shouqiang, ZHANG Yun, et al. Condition Recognition Method of Rolling Bearing Based on Ensemble Empirical Mode Decomposition Sensitive Intrinsic Mode Function Selection Algorithm [J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014, 36(3): 595-600.
- [16] 李军, 李青. 基于CEEMDAN-排列熵和泄漏积分ESN的中期电力负荷预测研究[J]. 电机与控制学报, 2015, 19(8): 70-80.
LI Jun, LI Qing. Medium Term Electricity Load Forecasting Based on CEEMDAN-permutation Entropy and ESN with Leaky Integrator Neurons [J]. Electric Machines and Control, 2015, 19(8): 70-80.
- [17] 樊超阳, 李朝锋, 杨苏辉, 等. CEEMDAN联合小波阈值算法在水下激光雷达中抑制散射杂波的应用[J]. 物理学报, 2023, 72(22): 106-113.
FAN Chaoyang, LI Chaofeng, YANG Suhui, et al. Application of CEEMDAN Combined Wavelet Threshold De-noising Algorithm to Suppressing Scattering Cluster in Underwater Lidar [J]. Acta Physica Sinica, 2023, 72(22): 106-113.
- [18] 杨佑发, 李帅, 李海龙. 环境激励下结构模态参数识别的改进ITD法[J]. 振动与冲击, 2014, 33(1): 194-199.
YANG Youfa, LI Shuai, LI Hailong. Improved ITD Method for Structural Modal Parameter Identification under Ambient Excitation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(1): 194-199.
- (编辑 张 洋)
-
- 作者简介:** 李国龙^{*}(通信作者), 男, 1968年生, 教授、博士研究生导师。研究方向为智能制造技术与系统、复杂零件数字化制造系统与装备、精密/超精密加工技术。发表论文144篇。E-mail: glli@cqu.edu.cn.
- 本文引用格式:** 李国龙, 赵晓亮, 王玉, 等. 复杂工况下磨齿机主轴运行模态的分析方法[J]. 中国机械工程, 2026, 37(1): 51-59.
LI Guolong, ZHAO Xiaoliang, WANG Yu, et al. Operation Modal Analysis Method of Gear Grinding Machine Spindle Operations under Complex Working Conditions [J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(1): 51-59.
-
- (上接第50页)
- [14] 蔡运迪, 唐文献, 黄秋芸, 等. 水冷盘式制动器热疲劳失效有限元分析[J]. 中国机械工程, 2012, 23(22): 2726-2731.
CAI Yundi, TANG Wenxian, HUANG Qiuyun, et al. Finite Element Analysis (FEM) on Thermal Fatigue Failure of Water-cooling Disc Brake [J]. China Mechanical Engineering, 2012, 23(22): 2726-2731.
- [15] GANESH K C, DHANASEKARAN K, SARAVANAN P, et al. Failure Analysis of Multi Plate Wet-clutch Used in Off-highway Transmission [J]. Engineering Failure Analysis, 2021, 127: 105534.
- [16] WANG Shaohua, HUANG Huanming, SHI Dehua, et al. Hybrid Propagation Modeling Based Clutch Fault Diagnosis of Multi-mode Electromechanical Transmission System Using Particle Filter [J]. Measurement, 2025, 243: 116385.
- [17] STOLARSKI T A. A System for Wear Prediction in Lubricated Sliding Contacts [J]. Lubrication Science, 1996, 8(4): 315-351.
- [18] KOGUT L, ETSION I. A Finite Element Based Elastic-plastic Model for the Contact of Rough Surfaces [J]. Tribology Transactions, 2003, 46(3): 383-390.
- [19] ZHANG Xin, ZHANG Lei, YANG Zhi, et al. Tracing the Evolution of Contact Area during the Running-in Process of AgCu-MoS₂ Composite [J]. Tribology International, 2022, 174: 107739.
- [20] CHEN Jiaqi, HE Yulin, CHENG Yingchao, et al. A Multiple Kernel-based Kernel Density Estimator for Multimodal Probability Density Functions [J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2024, 132: 107979.
- [21] GUO Jinwei, YANG Li, ZHOU Yichun, et al. Reliability Assessment on Interfacial Failure of Thermal Barrier Coatings [J]. Acta Mechanica Sinica, 2016, 32(5): 915-924.
- [22] XIONG Cenbo, MA Biao, LI Heyan, et al. Experimental Study and Thermal Analysis on the Buckling of Friction Components in Multi-disc Clutch [J]. Journal of Thermal Stresses, 2015, 38(11): 1323-1343.
- [23] YU Liang, MA Biao, LI Heyan, et al. Numerical and Experimental Studies of a Wet Multidisc Clutch on Temperature and Stress Fields Excited by the Concentrated Load [J]. Tribology Transactions, 2019, 62(1): 8-21.
- [24] XIAO Y Q, LIU Z Y, ZHU W, et al. Reliability Assessment and Lifetime Prediction of TBCS on Gas Turbine Blades Considering Thermal Mismatch and Interfacial Oxidation [J]. Surface and Coatings Technology, 2021, 423: 127572.
- [25] WU Jianpeng, LI Pengpeng, GUO Liuyang, et al. Fuzzy Comprehensive Evaluation of Hydroviscous Drive Performance Degradation Based on Improved Game Theory Combination Weighting [J]. IEEE Sensors Journal, 2024, 24(15): 23575-23584.
- [26] 刘会永, 张松, 李剑峰, 等. 采用改进CNN-BiLSTM模型的刀具磨损状态监测[J]. 中国机械工程, 2022, 33(16): 1940-1947.
LIU Huiyong, ZHANG Song, LI Jianfeng, et al. Tool Wear Detection Based on Improved CNN-BiLSTM Model [J]. China Mechanical Engineering, 2022, 33(16): 1940-1947.
- (编辑 张 洋)
-
- 作者简介:** 吴健鹏^{*}(通信作者), 男, 1991年生, 副研究员。研究方向为车辆传动系统智能运维、数字孪生仿真建模方法。发表论文32篇。E-mail: 15811319103@163.com.
- 本文引用格式:** 吴健鹏, 丁奥, 马彪, 等. 基于宏微观摩擦接触模型的湿式摩擦元件温度场失效概率分析[J]. 中国机械工程, 2026, 37(1): 40-50.
WU Jianpeng, DING Ao, MA Biao, et al. Failure Probability Analysis of Temperature Field in Wet Friction Components Based on Macro-Micro Frictional Contact Model [J]. China Mechanical Engineering, 2026, 37(1): 40-50.