

DOI: 10.13382/j.jemi.B2003105

改进 CEEMDAN 算法的电机轴承振动信号降噪分析*

赵小惠 张梦洋 石杨斌 王凯峰 卫艳芳
(西安工程大学 机电工程学院 西安 710048)

摘 要:为提高传统自适应噪声完备经验模态分解算法(CEEMDAN)对电机轴承故障特征信号的精确提取率,降低重构信号失真,提出了一种改进自适应噪声完备经验模态分解算法。首先利用传统 CEEMDAN 对原始信号初步分解,获得若干特征分量(IMFs)和固有模态分量,将若干 IMFs 运用熵权法进行初步故障特征信号消噪和提取,对筛选后的 IMF 分量进行二次分解和二次筛选,获得典型故障敏感信号,再运用 SG(Savitzky-Golay)平滑滤波进行信号重构,最终实现电机轴承信号降噪。最后利用凯斯西储大学轴承数据进行改进算法性能分析,结果表明该方法对电机轴承信号能够有效的进行信号降噪,其信噪比相比于原始信号提高 2.2 dB。

关键词:改进 CEEMDAN 算法;电机轴承振动信号;信号降噪;熵权法;SG 平滑滤波

中图分类号: TP277;TN06 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4030

Noise reduction analysis of motor bearing vibration signal based on improved CEEMDAN algorithm

Zhao Xiaohui Zhang Mengyang Shi Yangbin Wang Kaifeng Wei Yanfang
(School of Mechanical and Electrical Engineering, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

Abstract:In order to improve the accurate extraction rate of the traditional complete ensemble empirical mode decomposition with Adaptive Noise (CEEMDAN) for motor bearing fault characteristic signals and reduce the distortion of the reconstructed signal, an improved CEEMDAN algorithm is proposed. The original signal is initially decomposed using traditional CEEMDAN to obtain several feature components (IMFs) and intrinsic modal components. Some IMFs are de-noised and extracted by entropy weight method. The filtered IMF components are secondary decomposed and secondary screened to obtain typical fault sensitive signals. Then the signal reconstruction is carried out by using SG (Savitzky-Golay) smoothing filter and the motor bearing signal is de-noised. Finally, the performance of the improved algorithm is analyzed by using the data of Case Western Reserve University. The results show that the method can effectively reduce the signal noise of the motor bearing signal, and its SNR is improved by 2.2 dB compared with the original signal.

Keywords: improved CEEMDAN algorithm; motor bearing vibration signal; signal noise reduction; entropy value method; SG smooth filtering

0 引 言

随着科技和经济的飞速发展,旋转机械在制造、能源、石化、冶金、电力、航天航空和国防军工等行业中得到广泛应用^[1]。电机轴承作为旋转机械的核心部件,其运行状态直接关系着整个加工设备的整体性能和安全。为

保障电机轴承运行时的高可靠性,保持快速、准确检测故障类型和严重程度具有重要意义^[2]。故此电机轴承故障诊断已成为故障诊断领域的重要研究内容。电机轴承在运行过程中会伴有摩擦,振动和冲击,振动信号呈现出非线性非平稳等特征^[3-4]。在多种噪声干扰之下,很难精确有效地提取电机轴承振动信号特征,不利于旋转设备的事前预防和事后维护。因此在精确提取电机轴承故障特

征信号前必须进行原始信号降噪处理,以此提高信噪比,从而突出故障特征信息,这也成为故障诊断的关键^[5]。

时域信号分析是故障诊断领域中最早的一种方法,可有效进行故障特征信号的提取,也是非线性信号分析中最常用的方法。小波变换法作为一种时域分析方法,通过获得有量纲特征参数和无量纲参数进行信号分析^[6]。但小波变换存在设置分解层数以及选取合适的母小波等问题,有较大的人为干预。经验模态分解法(empirical mode decomposition, EMD)也是应用与非线性信号分析中最多的分析算法,传统经验模态分解法在信号分解过程中易出现模态混叠和虚假固有模态分量等问题^[7]。针对此问题,在传统模态分解法的基础上,学者提出了集合经验模态分解法(ensemble empirical mode decomposition, EEMD),该方法将白噪声添加到输入信号中,在不同尺度上具有连续性,促使抗混分解,可有效避免了模态混叠现象^[8-10]。但 EEMD 针对每个电机轴承振动信号分解都是独立的,会造成不同的构造信号分解结果的数量可能不同,并没有从根本上解决模态混叠问题^[11]。随后出现的自适应白噪声完备经验模态分解(complete ensemble empirical mode decomposition with adaptive noise, CEEMDAN)是对此的改进,可有效克服模态混叠和端点效应问题,并且在信号分解过程中残余噪声信号较少^[12]。文献[13]提出改进 CEEMDAN 和 Teager 能量算子(TKEO)的诊断方法解决轴承故障识别问题。文献[14]将 CEEMDAN 和深度信念网络(DBN)相结合,解决超低速滚动轴承故障诊断问题,验证 CEEMDAN 具有较好的分解完备性和抗模态混叠性能。文献[15]针对滚动轴承振动信号易受到噪声干扰,且具有非线性和非平稳性等特征,结合 CEEMDAN 算法提出了一种基于排列熵的改进小波阈值降噪方法,表明该方法可有效减少噪声干扰并且能有效保留故障特征信号。

本文以电机轴承作为研究对象,综合运用熵权法和 SG(Savitzky-Golay)平滑滤波进行传统 CEEMDAN 算法改进,完成对原始信号消噪和故障特征信号提取。为验证改进算法的可行性和优越性,利用凯斯西储大学 SKF6205 轴承数据进行算法性能分析,结果表明改进算法可有效进行信号降噪,为今后信号降噪提供一种新的方法。

1 CEEMDAN 算法原理

CEEMDAN 是在传统 EEMD 算法的改进,通过在原始信号上添加有限方差约束的多组独立同分布自适应白噪声,提高对非线性信号的分解能力,减少重构误差^[16]。在 CEEMDAN 算法中,输入信号为 $x^i(t)$, 自适应添加噪声系数为 ε_k , $w^i(t)$ 为服从 $N(0,1)$ 分布的白噪声,将

$E_k()$ 定义为经过 EMD 分解所获得的第 k 阶 IMF 分量,将 IMF_k 定义为经过 CEEMDAN 算法分解所获得的第 k 阶 IMF 分量,信号分解步骤如下。

1) 对输入信号 $x^i(t) = x(t) + \varepsilon_0 w^i(t)$ 进行 EMD 信号分解,其中 $i = 1, 2, \dots, N$, N 为整个过程分解次数,那么分解所获得的第 1 阶 IMF 分量如下所示:

$$IMF_1(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N IMF_1^i(n) \quad (1)$$

2) 获得第 1 个 IMF 分量之后,计算唯一的残余信号分量如下所示:

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

3) 在进行 N 次分解过程中,每次都都对统一输入信号进行 EMD 算法分解,则第 2 阶 IMF 分量即可表示为:

$$IMF_2(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_1(r_1(n) + \varepsilon_1 E_1(w^i(n))) \quad (3)$$

4) 对剩下的每个分解阶段都采用步骤 3) 进行计算,同时借用第 k 个残余信号分量来获得 $k+1$ 阶模态分量,则第 k 个残余信号分量和 IMF 可表示为:

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

$$IMF_{k+1}(n) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N E_k(r_k(n) + \varepsilon_k E_k(w^i(n))) \quad (5)$$

5) 重复上述所有步骤,直至残余信号的极值点个数不超过两个为止。在算法分解结束之后,可获得 K 阶 IMF 分量,通过 IMF 最终残余信号可表示为:

$$r(n) = x(n) - \sum_{k=1}^K IMF_k \quad (6)$$

经过整体分解后最终原始信号可表示为:

$$x(n) = \sum_{k=1}^K IMF_k + r(n) \quad (7)$$

2 改进 CEEMDAN 算法

传统 CEEMDAN 算法的整体分解过程中会自适应添加白噪声,通过唯一的残余信号获得 IMF 分量,很大程度克服了模态混叠问题。但众学者在运用 CEEMDAN 算法时,会选择信息主导的 IMF 分量,进而舍弃噪声主导的 IMF 分量,造成 IMF_s 中的有效信息无法得到充分利用,影响整体信号降噪效果。本文综合运用熵权法和 SG 平滑滤波算法,从分解后固有模态分量充分利用的角度对 CEEMDAN 算法进行改进。熵权法在多属性决策方面具有卓越的性能,其通过计算指标熵权重确定多属性的权重^[17-18]。因此整个算法运用熵权法进行 IMF 分量筛选,筛选后再运用 SG 平滑滤波进行重构之前信号降噪。熵权法和 SG 平滑滤波基本算法原理参考文献[19-20],此处不再进行赘述。针对本文改进的 CEEMDAN 算法则先通过 CEEMDAN 算法进行原始信号分解,获得若干 IMF 分量。运用熵权法进行 IMF 分量的提取和分割,熵值越

大表明 IMF 信号相对于原始信号的混乱程度也大,导致最终的权值越小。通过熵权法进行 IMF 分量权值确定,选取权值较高的 IMF 分量之后对其进行第 2 次 CEEMDAN 算法分解,再次运用熵权法进行各个 IMF 权值计算,依次选取权重较大的 IMF 分量的同时对各个分量进行 SG 平滑滤波。最后,对两次 CEEMDAN 算法分解之后的 IMF 分量进行信号融合,以实现原始信号降噪。通过改进的 CEEMDAN 算法可以最大程度的提取 IMF 分量之中的特征信号,提高电机轴承信号信噪比。具体改进 CEEMDAN 算法步骤如下。

1) 原始输入信号为 $x^i(t)$, 将原始信号进行 CEEMDAN 算法分解,分解之后的各个 IMF 分量可以表示为 IMF_k 。其中 k 值代表第一次 CEEMDAN 算法分解所获得的 IMF 分量个数, $r_1(n)$ 代表第 1 次分解之后的残余信号分量。

2) 对所获得的 IMF 分量运用熵权法进行权重计算,具体的计算过程在熵权法原理中有所介绍,此处不再进行赘述。

3) 根据熵权法所获得的权重值进行判断和选取,选取权重较高的前 l 个 IMF 分量,其中 $1 \leq l < k$, 将整个通过第一次 CEEMDAN 算法获的权重较低 IMF 分量记为 IMF_i , 其中 $l \leq i \leq k$ 。

4) 在进行第 1 次 CEEMDAN 算法所获得的 IMF 分量进行权重筛选之后,保留后 l 个 IMF 分量。对前 l 个分量进行第 2 次 CEEMDAN 算法分解,分解所获得的 IMF 分量记为 IMF_j , 其中 $1 \leq j \leq l$ 。

5) 针对第 1 次选取的分量 IMF_j 进行第 2 次 CEEMDAN 算法进行分解,每个 IMF_j 分量分解所获得的 IMF 记为 IMF_{jm} , 残余信号记为 $r_2(n)$, 其中 $1 \leq m \leq k$ 。

6) 通过第 2 次 CEEMDAN 所获得的 IMF 分量再次运用熵权法进行权重计算,选取权重较大的前 p 个 IMF 分量,其中 $1 \leq p < k$, 将此 IMF 分量记为 IMF_{jmp} 。

7) 经过两次 CEEMDAN 算法分解之后,对整个降噪之后的信号进行重构和 SG 平滑滤波,则重构之后信号可表示为:

$$x(n) = \sum_{i=l}^k IMF_i + \sum_{j=1}^l \sum_{m=1}^k \sum_{p=1}^m IMF_{jmp} + r_1(n) + \sum_{j=1}^l r_2(n)$$

(8)

3 实验分析与结果

为验证上述改进 CEEMDAN 算法信号降噪的有效性和准确性,本文采用凯斯西储大学所提供的电机轴承故障诊断数据进行研究,整个实验平台如图 1 所示。该实验台包括一个 2 马力(1.5 kW)的电动机,一个扭矩传感器/译码器以及一个功率测试计。整体实验轴承支撑着

电动机转轴,驱动端轴承信号为 SKF6205,风扇端轴承型号为 SKF6203,轴承如图 2 所示。

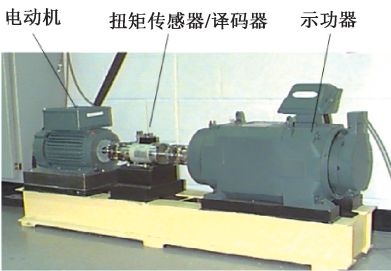


图 1 凯斯西储电机轴承实验平台

Fig. 1 Case West storage motor bearing experiment platform

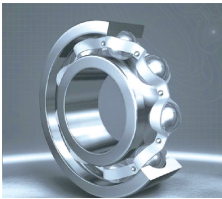


图 2 深沟球轴承

Fig. 2 Deep groove ball bearing

在驱动端和风扇端各放置加速度传感器用来监测电机故障轴承振动信号加速度,采样频率为 12 kHz。同时为模拟电机滚动轴承在使用过程中所受到的损伤,运用电火花加工单点损伤方式进行模拟,损伤点的直径分别为 0.177 8、0.355 6、0.533 4、1.016 mm。为保证实验的准确性和有效性,分别在轴承外圈 3 点钟、6 点钟、12 点钟 3 个不同的部位进行故障点的放置,保证数据采集的准确和有效性。具体轴承规格和轴承故障频率如表 1 和 2 所示。

表 1 实验电机轴承规格

Table 1 Experimental motor bearing specification

(mm)	
轴承规格	尺寸大小
内圈直径	25
外圈直径	52
厚度	15
滚动体直径	7.940 04
节径	39.039 8

表 2 实验电机轴承故障频率(转频 Hz 倍数)

Table 2 Experimental motor bearing failure frequency (multiple of running speed in Hz)

实验轴承故障位置	故障频率/Hz
内圈	5.415 2 5.332 99
外圈	3.584 8
保持架	0.398 28
滚动体	4.713 5

为验证改进 CEEMDAN 算法针对电机轴承振动信号降噪效果,选取转速为 1 779 r/min,滚动体个数为 9 个,

接触角为 0°,内圈故障深度为 0.279 4 cm,内圈故障直径为 0.035 cm,根据内圈故障频率计算式(9)可得故障频率为 162.185 2 Hz。

$$f_i = \frac{zN}{120} \left(1 + \frac{d \cos \alpha}{D} \right) \tag{9}$$

式中: z 为滚体数量; d 为滚动体直径; α 为接触角; D 为轴承节径; N 为工作转速。

为更好验证本算法的可行性和有效性,同时也为了数据更加具有代表性,在内圈故障数据中截选取 2 000 个样本,用来作为测试数据。在 MATLAB 软件中进行改进算法编写,其中设定噪声标准差为 0.2,最大迭代次数为 500,则具体原始信号 $x^i(t)$ 如图 3 所示。由于噪声和谐振干扰的影响,无法根据原始信号波形进行故障类型的判断。

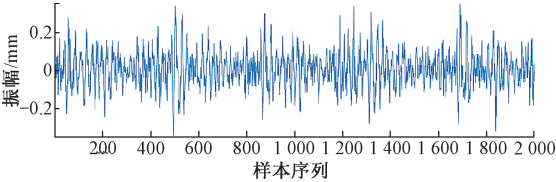


图 3 原始信号波形

Fig. 3 Waveform of original signal

那么在原始信号基础上进行第 1 次 CEEMDAN 算法分解,分解得到 11 个 IMF 分量和一个残余信号分量。每一个 IMF 分量代表原始信号中各频率分量,并按照从高频到低频的顺序依次排列,这些基本模式分量中蕴含原始信号特征。残余信号分量则是信号局部趋势的残余部分,代表着整体信号的趋势走向。运用熵权法对整个 IMF 分量进行权重计算,权重值越大则意味着对原始信号的影响程度越多。对获得的权重进行归一化处理,得到 IMF 分量和权重变化规律曲线,如图 4 所示。

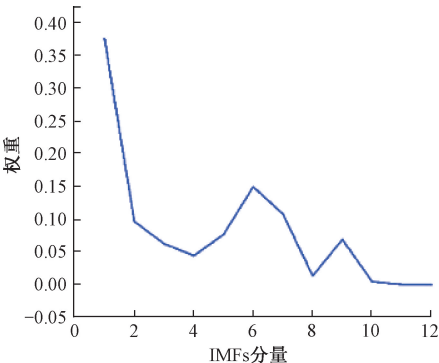


图 4 IMF_s 分量权重

Fig. 4 IMF_s weight of the first CEEMDAN algorithm decomposition

图 4 权重趋势可发现 IMF₁ ~ IMF₄ 的权重一直处于逐次递减趋势,但在 IMF₄ 之后出现权重数值波动,因此可得出 IMF₁ ~ IMF₄ 是噪声主导的高频分量,IMF₅ ~ IMF₁₁ 为信号主导分量,IMF₁₂ 为第 1 次分解所得的残余信号分量 $r_1(n)$ 。文献[21]指出用小波阈值进行原始信号降噪和舍弃 IMF₁ 和 IMF₂ 的 CEEMDAN 算法降噪会丢失众多有效特征信号,同时带来的降噪效果也不理想。为做到噪声主导分量中信号充分利用,则针对噪声主导的高频分量进行第 2 次 CEEMDAN 算法分解,再次提取故障特征信号。那么对于 IMF₁ ~ IMF₄ 进行第 2 次 CEEMDAN 算法分解,分解之后得到的第 2 次 IMF_s 各个分量权重如图 5 所示。

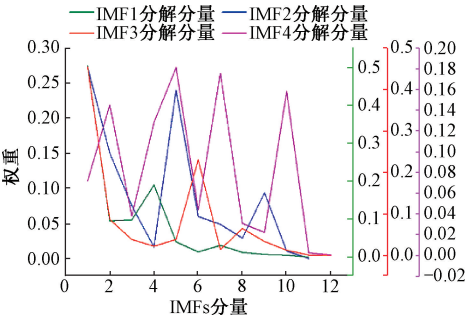


图 5 第 2 次 CEEMDAN 算法分解 IMF_s 权重

Fig. 5 IMF_s weight of the second CEEMDAN algorithm decomposition

根据图 5 各 IMF 分量在分解之后权重变化趋势,进行噪声主导分量和信号主导分量选取。选取各 IMF_s 分量分解后信号主导分量与残余信号分量和第 1 次 CEEMDAN 分解后信号主导分量和残余信号进行信号重构。SG 平滑滤波作为时域中基于局域内多项式最小二乘法拟合的过滤方法,可以在消除噪声的同时保证信号形状不变,因此针对重构之后的信号进行 SG 平滑滤波,消除重构信号中残余噪声分量,则滤波之后信号如图 6 所示。

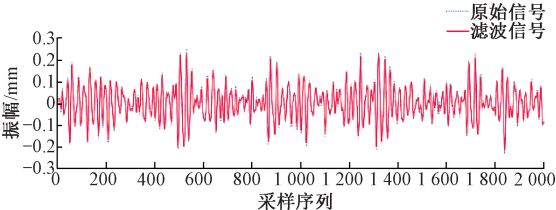


图 6 SG 平滑滤波后信号

Fig. 6 SG after smoothing filter signal

进行滤波降噪之后的信号明显呈现出周期性冲击,二者仅仅从图 6 不易看出变化。为了验证改进 CEEMDAN 算法对电机轴承故障振动信号降噪的可行性和有效性,将原始信号和降噪信号进行包络谱分析,用二者结果进行对比,结果如图 7 和 8 所示。根据图 7、8 可以看出,原始信号经过改进算法进行降噪之后,其包络谱

经过熵权法进行各阶段 IMF_s 分量权重计算之后,从

最大幅值所对应的频率值为 161.9 Hz, 与理论值 162.185 2 Hz 相差很小。同时包络谱也反应出降噪之后的信号的特征信号不易被其他频率成分所干扰, 可实现故障特征信号的有效提取和精确识别。

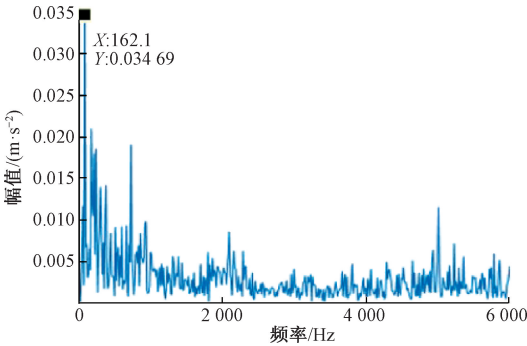


图 7 原始信号包络谱图

Fig. 7 Original signal envelope spectrum

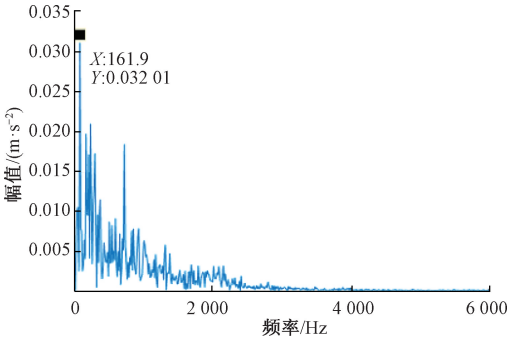


图 8 改进算法降噪后信号频谱图

Fig. 8 Signal spectrum after noise reduction

为进一步说明改进算法的降噪效果, 通过计算原始信号和降噪信号的信噪比, 得出改进算法可极大程度的提高信号信噪比, 从之前的 8.743 6 dB 提升到 10.987 5 dB, 具体数值如表 3 所示。

表 3 信号信噪比较

Table 3 Signal signal-to-noise ratio comparison (dB)

原始信号信噪比	降噪后信噪比
8.743 6	10.987 5

4 结 论

本文综合运用熵权法和 SG 平滑滤波提出了改进 CEEMDAN 算法进行电机轴承振动信号降噪。该方法两次运用 CEEMDAN 算法对原始信号进行分解, 并运用熵权法进行消噪和优选。考虑到 SG 平滑滤波具有良好的降噪特点, 对整体信号分解筛选后进行 SG 平滑滤波, 以此得到干净的模态分量进行信号重构。经凯斯西储大学所提供的电机轴承故障数据验证, 本文提出的方法可有

效的进行信号降噪, 使得信噪比提高 2.2 dB。

参考文献

[1] 石明江, 罗仁泽, 付元华. 小波和能量特征提取的旋转机械故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2015, 29(8): 1114-1120.
SHI J M, LUO R Z, FU Y H. Wavelet and energy feature extraction for rotating mechanical fault diagnosis [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2015, 29(8): 1114-1120.

[2] 雷亚国. 旋转机械智能故障诊断与剩余寿命预测(英文版)[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2017: 1-16.
LEI Y G. Intelligent Fault Diagnosis and Residual Life Prediction of Rotating Machinery [M]. Xi ' an: Xi ' an Jiaotong University Press, 2017: 1-16.

[3] BAI L L, HAN Z N, LI Y F, et al. A hybrid de-noising algorithm for the gear transmission system based on CEEMDAN-PE-TFPF[J]. Entropy, 2018, 20(5): 361.

[4] 史庆军, 郭晓振, 刘德胜. 基于特征量融合和支持向量机的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(10): 104-111.
SHI Q J, GUO X ZH, LIU D SH. Bearing fault diagnosis based on feature fusion and support vector machine [J]. Journal of Electronic Measurement and Instruments, 2019, 33(10): 104-111.

[5] 宋辉, 陈浩杰. 基于谱峭度 Morlet 小波变换法和经验模态分解的滚动轴承故障诊断研究[J]. 中国印刷与包装研究, 2012, 4(1): 35-39.
SONG H, CHEN H J. Study morlet fault diagnosis of rolling bearing based on spectral kurtosis and wavelet transform and empirical mode decomposition [J]. China Printing and Packaging Research, 2012, 4(1): 35-39.

[6] 赵柄锡, 冀大伟, 袁奇, 等. 采用时域与时频域联合特征空间的转子系统碰磨故障诊断[J]. 西安交通大学学报, 2020, 54(1): 75-84.
ZHAO B X, JI D W, YUAN Q, et al. Fault Diagnosis of rotor system with joint feature space of time-frequency and time-frequency [J]. Xi ' an Jiaotong University Press, 2020, 54(1): 75-84.

[7] 金妍. 基于 MCKD 和 CEEMDAN 样本熵的滚动轴承故障诊断[J]. 制造技术与机床, 2019(3): 118-123.
JIN Y. Rolling bearing fault diagnosis based on MCKD and CEEMDAN sample entropy [J]. Manufacturing Technology and Machine Tools, 2019(3): 118-123.

[8] WU Z H, HUANG N E. Ensemble empirical mode decomposition: A noise-assisted data analysis method [J]. Advance in Adaptive Data Analysis, 2009, 7(1): 1-11, 40-41.

[9] 张志宏. EEMD 混合加权算法及混沌降噪应用研

- 究[J]. 电子测量与仪器学报, 2019, 33(6): 149-156.
- ZHANG ZH H. Research on EEMD hybrid weighted algorithm and application of chaos noise reduction [J]. Journal of Electronic Measurement and Instruments, 2019, 33(6): 149-156.
- [10] 朱敏, 段志善, 郭宝良. EEMD 结合小波包的振动筛轴承信号降噪效果分析[J]. 机械设计与制造, 2020(5): 63-67.
- ZHU M, DUAN ZH SH, GUO B L. Analysis on noise reduction effect of vibration screen bearing signal combined with wavelet package [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2020(5): 63-67.
- [11] 周建民, 余加昌, 张龙, 等. 结合 CEEMDAN 和灰度关联分析方法的滚动轴承性能退化评估[J]. 华东交通大学学报, 2019, 36(5): 91-96.
- ZHOU J M, YU J CH, ZHANG L, et al. Performance degradation assessment of rolling bearings combined with CEEMDAN and grayscale association analysis methods [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2019, 36(5): 91-96.
- [12] 边杰, 陈亚农, 徐友良, 等. 基于 CEEMDAN 排列熵和 LS-SVM 的滚动轴承状态分类[J]. 北京工业大学学报, 2018, 44(10): 1267-1274.
- BIAN J, CHEN Y N, XU Y L, et al. Rolling bearing state classification based on CEEMDAN arrangement entropy and LS-SVM [J]. Journal of Beijing University of Technology, 2018, 44(10): 1267-1274.
- [13] 夏长风. 基于改进型 CEEMDAN-TKEO 滚动轴承故障诊断方法研究[J]. 机械传动, 2017, 41(9): 194-198.
- XIA CH F. Research on fault diagnosis method based on improved CEEMDAN-TKEO rolling bearing [J]. Mechanical Transmission, 2017, 41(9): 194-198.
- [14] 张鹏林, 徐桃萍, 马小东, 等. 基于 CEEMDAN-深度信念网络的超低速滚动轴承故障诊断[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2019(9): 77-80, 84.
- ZHANG P L, XU T P, MA X D, et al. Fault diagnosis of ultra-low-speed rolling bearings based on CEEMDAN-deep belief network [J]. Combination Machine Tools and Automated Processing Technology, 2019(09): 77-80, 84.
- [15] 石志伟, 张丽萍. 基于改进小波包阈值降噪的滚动轴承故障分析[J]. 计算机测量与控制, 2019, 27(5): 58-63.
- SHI ZH W, ZHANG L P. Rolling bearing fault analysis based on improved wavelet packet threshold noise reduction [J]. Computer Measurement and Control, 2019, 27(5): 58-63.
- [16] 胡瑞卿, 王彦春, 尹志恒, 等. 结合 CEEMDAN 和主成分分析的低信噪比微地震初至信号检测[J]. 石油地球物理勘探, 2019, 54(1): 45-53, 6.
- HU R Q, WANG Y CH, YIN ZH H, et al. Combined with CEEMDAN and principal component analysis for low signal-to-noise ratio microseismic initial-to-signal detection [J]. Petroleum Geophysical Exploration, 2019, 54(1): 45-53, 6.
- [17] 李红贤, 汤宝平, 韩延, 等. 基于增强熵权峭度图的滚动轴承最优频带解调的故障诊断[J]. 振动与冲击, 2019, 38(17): 24-31, 50.
- LI H X, TANG B P, HAN Y. Fault diagnosis of optimal frequency band demodulation for rolling bearing based on enhanced entropy weight kurtosis diagram [J]. Vibration and Shock, 2019, 38(17): 24-31, 50.
- [18] 程晓涵, 汪爱明, 花如祥, 等. 24 种特征指标对轴承状态识别的性能研究[J]. 振动、测试与诊断, 2016, 36(2): 351-358.
- CHENG X H, WANG AI M, HUA R X, et al. Studying on property of 24 characteristic indexes bearing state recognition [J]. Journal of Vibration Measurement and Diagnosis, 2016, 36(2): 351-358.
- [19] 包志强, 胡啸天, 赵媛媛, 等. 基于熵权法的 Stacking 算法[J]. 计算机工程与设计, 2019, 40(10): 2885-2890.
- BAO ZH Q, HU X T, ZHAO Y Y, et al. Stacking algorithm based on entropy weight method [J]. Computer Engineering and Design, 2019, 40(10): 2885-2890.
- [20] 杨红官, 朱坤顺, 朱晓君. 基于 Savitzky-Golay 滤波器的 MOSFET 阈值电压提取技术[J]. 电子学报, 2013, 41(11): 2242-2246.
- YANG H G, ZHU K SH, ZHU X J. MOSFET threshold voltage extraction technique based on Savitzky-Golay filter [J]. Journal of Electronics, 2013, 41(11): 2422-2246.
- [21] 周涛涛, 朱显明, 彭伟才, 等. 基于 CEEMD 和排列熵的故障数据小波阈值降噪方法[J]. 振动与冲击, 2015, 34(23): 207-211.
- ZHOU T T, ZHU X M, PENG W C. Wavelet threshold noise reduction method based on CEEMD and permutation entropy [J]. Vibration and Shock, 2015, 34(23): 207-211.

作者简介



赵小惠, 2003 年于西安交通大学获得博士学位, 现为西安工程大学教授, 教务处副处长, 主要研究方向为智能制造系统理论及应用。

E-mail: xhuizhao@xpu.edu.cn

Zhao Xiaohui received Ph. D. from Xi'an Jiaotong University in 2003. Now She is a professor at Xi'an Polytechnic University. Her main research interests include theory and application of intelligent manufacturing system.