

文章编号:1006-1355(2021)01-0077-05

基于经验模式分解和排列熵的轴承故障特征提取

王 涛¹, 胡定玉¹, 丁亚琦², 廖爱华¹, 师 蔚¹

(1. 上海工程技术大学 城市轨道交通学院, 上海 201620;

2. 上海地铁维护保障有限公司 车辆分公司, 上海 200235)

摘要:针对滚动轴承故障声信号故障诊断中共振解调滤波参数较难确定以及故障诊断困难的问题,提出一种基于经验模式分解和排列熵的改进滚动轴承故障诊断解调方法。该方法首先对滚动轴承声信号进行经验模式分解,将其分解为多个本征模态分量;然后计算各本征模态分量的排列熵值和相关系数,根据联合系数最大化原则对筛选出的分量进行信号重构;最后,利用快速谱峭度对重构信号进行滤波分析,将峭度值最大的频段进行平方包络提取特征频率。将该方法用于滚动轴承故障声信号的实际数据进行分析,结果表明该方法能够有效提取滚动轴承故障特征,并且相较于传统的包络解调具有更好的效果。

关键词:故障诊断;滚动轴承;经验模式分解;排列熵

中图分类号:TH133.3;T206

文献标志码:A

DOI编码:10.3969/j.issn.1006-1355.2021.01.015

Bearing Fault Feature Extraction Based on Empirical Mode Decomposition and Permutation Entropy

WANG Tao¹, HU Dingyu¹, DING Yaqi², LIAO Aihua¹, SHI Wei¹

(1. School of Urban Rail Transportation, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China;

2. Vehicle Branch, Shanghai Metro Maintenance and Guarantee Co., Ltd., Shanghai 200235, China)

Abstract: Aiming at the difficulty to determine the resonant demodulation filter parameters in traditional envelope demodulation for fault diagnosis of bearings, an improved fault diagnosis demodulation method for rolling bearings based on empirical mode decomposition (EMD) and permutation entropy (PE) is proposed. Firstly, the rolling bearing acoustic signal is decomposed into several eigenmode components by EMD. Then, the permutation entropy and correlation coefficient of each eigenmode component are calculated, and the filtered components are reconstructed according to the maximization principle of joint coefficient. Finally, the fast spectral kurtosis is used to filter the reconstructed signal, and the square envelope of the frequency band with the largest kurtosis value is used to extract the characteristic frequency. This method is used to analyze the actual data of rolling bearing fault acoustic signals. The results show that this method can effectively extract the fault characteristics of rolling bearings, and has a better effect than the traditional envelope demodulation.

Key words: fault diagnosis; rolling bearing; empirical mode decomposition; permutation entropy

滚动轴承作为减少摩擦损失的精密元件,被广泛用于旋转机械中,但高速重载的环境导致轴承极易发生故障,影响列车的安全出行,因此对轴承的运行状况检测十分必要。当滚动轴承出现故障时,内外滚道与滚动部件之间发生碰撞,会产生一个强迫

短脉冲信号,通过对这些信号进行分析可以有效检测故障从而减少事故的发生。与传统的振动分析相比,采用声信号监测轴承的健康状况更加方便快捷,无需粘贴传感器,与检测对象相互独立,该方法对轴承早期故障的检测也有较好的效果。

传统的时域与频域分析方法难以有效分析轴承故障信号的时变特性,无法准确体现其故障特征。针对该类信号,通常采用小波分解^[1]和经验模式分解^[2]等时频分析方法。时频分析将时频两域结合起来,可以同时考虑到两个域的性能;在时频相平面上可以精确地定位出某一时刻出现了哪些频率分量。小波分解在分析信号之前设置一些参数(小波基函

收稿日期:2020-04-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(51605274);上海市地方院校能力建设资助项目(20030501000)

作者简介:王涛(1995-),男,浙江省宁波市人,硕士研究生,主要研究方向为旋转机械故障诊断。

通信作者:胡定玉(1987-),男,硕士生导师。

E-mail:dyhu1987@sues.edu.com

数),将信号分解成不同频率范围的子信号^[3-4],不同的小波基会产生不同的分解结果,最佳小波基的选择成为了较大的难题。经验模态分解(EMD)^[5]可以自适应地将信号分解为固有模态函数和残差,可以对不同的分量进行独立分析^[6]。

目前EMD已在滚动轴承故障诊断领域广泛应用,杨世锡等^[7]将经验模式分解和Hilbert变换引入旋转机械的故障诊断中,并与小波时频分析相比较,研究表明基于EMD的Hilbert变换具有更好的效果,但出现了一些虚假分量;张志刚等^[8]提出一种改进经验模态分解和谱峭度相结合的算法,剔除了分解过程中出现的虚假分量,但缺点是受噪声影响较大。

本文提出一种基于经验模式分解和排列熵的轴承故障分析的信号处理方法,为EMD分解后IMF分量的选择提供了新的方法。首先介绍相关基础理论,然后通过数值仿真与传统的包络分析进行比较,最后通过实验数据的分析验证该方法的有效性。

1 基础理论

1.1 经验模式分解算法

EMD是一种自适应时频信号处理方法,通过对复杂信号进行分解,获得一系列用于表征原始信号特性的IMF分量,筛选一些合适的本征模态分量实现对原始信号所包含的信息特征进行分析。分解出的IMF必须满足以下两个条件^[9-11]:(1)在所需分解的数据段中,极点数和过零点数的差值不能超过一个;(2)信号的任意时刻,由极大值点插值所构造的上包络线和极小值点构成的下包络线均值均为零。

EMD的实施步骤如下:

(1)找出原始信号所有的极大值点和极小值点,利用插值的方法分别对极大值点和极小值点进行连接来拟合原始信号的波形,形成上包络线和下包络线。

(2)计算上下包络线的平均值 m_1 ,求得:

$$h_1 = x(t) - m_1 \quad (1)$$

若 h_1 满足上述条件,则为信号的一个IMF分量,记为IMF₁,进入下一个循环。

(3)若 h_1 不满足条件,则用 h_1 替代初始数据 $x(t)$,重复步骤(a)、(b),得到 h_2 ,并判断 h_2 是否满足(b)的条件,若还是不满足条件,则继续循环迭代直到获得满足条件的IMF₁分量。

(4)将IMF₁分量从信号 $x(t)$ 中分离出来,得到新的循环信号:

$$R_1 = x(t) - \text{IMF}_1 \quad (2)$$

(5)将 R_1 作为原始信号,重复步骤(1)~(5),当 R_n

的极值点数小于2,则循环结束,得到 n 个IMF分量和残余分量 R_n ,信号 $x(t)$ 可表示为

$$x(t) = \sum_{i=1}^n \text{IMF}_i + R_n \quad (3)$$

在EMD的分解过程中,由于需要人为设置迭代次数和终止条件,因此会产生一些无关信息成分,即虚假分量。针对该问题,可以利用相关系数来识别虚假分量^[12]。

1.2 排列熵算法

排列熵作为描述复杂系统的算法,对突变的信号较为敏感。当滚动轴承系统发生故障时,声信号包含的冲击成分,会对排列熵值造成影响,因此可以利用排列熵对轴承进行早期故障诊断。

给定一个序列 $\{X(K), K=1,2,\dots,N\}$,对其进行相空间重构得:

$$Z = \begin{pmatrix} x(1) & x(1+\tau) & \cdots & x(1+(d-1)\tau) \\ x(2) & x(2+\tau) & \cdots & x(2+(d-1)\tau) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x(K) & x(K+\tau) & \cdots & x(K+(d-1)\tau) \end{pmatrix} \quad (4)$$

其中: d 为嵌入维数, τ 为延迟时间, k 为重构分量。对矩阵 Z 中的每一行序列进行升序排列:

$$x(t+R_1\tau) \leq x(t+R_2\tau) \leq \cdots \leq x(t+R_d\tau) \quad (5)$$

式中: t 表示索引的列数, R_1, R_2, \dots, R_d 为 $X(K)$ 中各元素所处的位置。定义 x_i^d 为重构后的任意一组序列, $0 \leq R_i \leq d!$,对于 d 维相空间映射有 $d!$ 种排列的可能性,计算每一种序列出现的可能性 P_1, P_2, \dots, P_i ,对于时间序列 $X(K)$ 的 i 种排列熵 $H_p(d)$:

$$H_p(d) = - \sum P_i \ln(P_i) \quad (6)$$

当 $P_i = 1/m!$ 时, $H_p(d)$ 就达到最大值 $\ln(m!)$,为了方便熵值的比较,往往会对排列熵值进行归一化处理:

$$H_p = H_p(d) / \ln(m!) \quad (7)$$

H_p 的值越小则表示该序列越有序,反之该序列的复杂程度越高。由于发生故障的轴承元件在运行过程中与其他元件发生周期性的冲击,相较于正常轴承信号,故障信号更加有序,排列熵值较小。因此可以用排列熵值的突变来判断轴承是否发生故障。

在计算排列熵时,插入维数 d 过小会导致重构信号状态量缺失,对冲击信号的敏感性将大大下降,算法失去有效性;插入维数过大会使得信号在相空间的重构过程中均匀化时间序列,因而一般维数选择为3~7,本文取5,时间延迟 $\tau = 1$ ^[13]。

EMD将信号分解为多个IMF分量,高频IMF分量中包含较多冲击成分,但包含大量噪声,低频IMF分量噪声成分较少,但可能是虚假分量。为筛选本征模态分量中包含信息量较大的真实分量进行信号

的重构,可以利用排列熵值和相关系数来作为筛选指标。排列熵值 H_p 与原始信号的有效成分呈反相关,相关系数 r 与原始信号的线性相关程度呈正相关。基于此本文提出联合系数 C_o 作为 IMF 分量的筛选指标,取联合系数最大的前两个本征模态分量进行信号的重构:

$$C_o = [(1 - H_p) + r] / 2 \quad (8)$$

1.3 快速谱峭度算法

谱峭度为能量归一化的 4 阶谱累积量,利用计算每根谱线的峭度值来反映瞬时冲击的大小,快速谱峭度(Fast-kurtogram)则以 STFT 作为窗口,根据快速谱峭度图选择最佳滤波参数。

在信号 $x(t)$ 的激励下系统响应 $y(t)$ Wold-cramer 分解的频域表达式为

$$y(t) = \int_{-\infty}^{\infty} e^{-j2\pi ft} H(t, f) dX(f) \quad (9)$$

其中: $H(t, f)$ 为 $y(t)$ 在频率 f 处的复包络信号。 $y(t)$ 的四阶谱累积量为

$$C_{4y}(f) = S_{4y}(f) - 2S_{2y}^2(f) \quad (f \neq 0) \quad (10)$$

式中: $S_{2ny}(f)$ 为 $2n$ 阶谱瞬时距,用以表示复包络信号的能量大小,定义为

$$S_{2ny}(f) = E \left\{ \left| H(t, f) dX(t) \right|^{2n} \right\} / df \quad (11)$$

式中, df 表示对频率 f 求导。谱峭度定义为

$$K_y(f) = \frac{C_{4y}(f)}{S_{2y}^2(f)} = \frac{S_{4y}(f)}{S_{2y}^2(f)} - 2, \quad (f \neq 0) \quad (12)$$

为减少运算时间,可以应用于实际的工程测量,采用塔式快速谱峭度对信号进行 2 倍频采样滤波迭代,将原信号进行 L 层滤波分解,每层滤波后的信号频段为 2^L 个,一般情况下 L 为整数。为了提高信号分解的精度,在 $L+1$ 层和 $L+2$ 层中插入 3×2^L 个滤波器,即 $L+1.6$ 层,如当 $L=0$ 时,第 1 层和第 2 层之间分解层数为 1.6 层时,表明该层将原始信号分解为 3 个信号频段。根据快速谱峭度图上峭度值的大小,即颜色最深的频段选取最佳滤波中心和滤波带宽,进行平方包络分析和故障提取。

2 EMD-PE 故障诊断方法流程

应用快速谱峭度算法诊断轴承故障虽然取得了一定的效果,但对信号进行预处理可以进一步提高诊断效果,本文将 EMD 和排列熵值相结合,提出一种基于声信号滚动轴承故障诊断的 EMD-PE 方法,可以有效降低噪声的干扰并确定合适的滤波器参数。该方法流程图如图 1 所示。具体过程如下。

(1) 对原始信号进行 EMD 分解,把非平稳、非线性的声信号分解为 8 个本征模态分量 $IMF_1, IMF_2, \dots, IMF_8$ 。

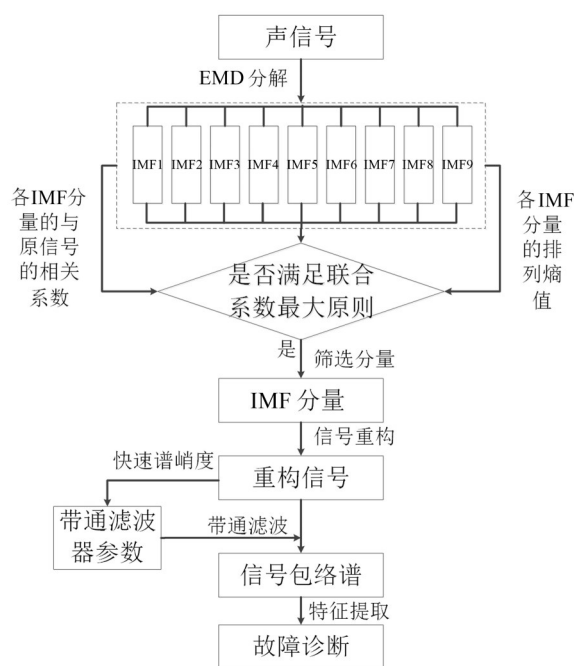


图 1 EMD-PE 诊断故障轴承流程图

(2) 计算各个本征模态分量的排列熵值 $H_{p1}, H_{p2}, \dots, H_{p8}$ ($0 < H_{pi} < 1$) 和相关系数 r_1, r_2, \dots, r_8 ($0 < r_i < 1$);

(3) 计算联合系数,根据联合系数最大原则,筛选系数值最大的前两个本征模态分量进行信号的重构。

(4) 对重构信号进行快速谱峭度分析,根据峭度最大化原则选择最佳滤波中心和滤波带宽。

(5) 将从中提取到的轴承特征频率与理论故障特征频率对比,进行故障诊断。

3 轴承故障信号仿真分析

为了证明该方法在滚动轴承故障诊断中的有效性,现对模拟的轴承故障仿真信号进行分析,设轴承发生单点局部故障,传声器接收到信号的信号数学模型为

$$\begin{cases} x(t) = s(t) + n(t) = \sum_i A s(t - T_i) + n(t) \\ s(t) = e^{-\xi t} \sin(2\pi f_s t) \end{cases} \quad (13)$$

其中: $x(t)$ 为轴承故障仿真信号, A 为冲击信号幅值, $s(t)$ 为脉冲冲击函数, T_i 为特征频率出现的周期, f_s 为轴承座、传感器系统的高频固有频率, ξ 为幅值衰减系数, $n(t)$ 为高斯白噪声信号。

设仿真参数 $A = 1$, 特征频率 $f_i = 1/T_i = 130$ Hz, 固有频率 $f_s = 5000$ Hz, 衰减系数 $\xi = 1000$, 采样频率 $F_s = 51200$ Hz, 采样点数 $N = 10240$ 。仿真脉冲信号如图 2(a) 所示, 对仿真信号添加高斯白噪声, SNR = 10, 如图 2(b) 所示。

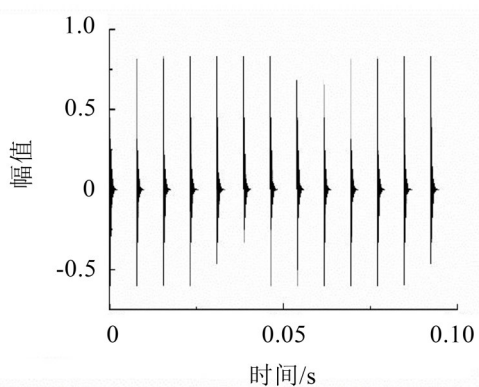
对含有高斯白噪声的仿真信号进行 EMD 分解,

对分解后的各个IMF分量进行排列熵值与相关系数的计算,并根据式(8)求得联合系数,如表1所示。根据联合系数最大化原则,筛选出两个最佳的IMF分量(IMF₆,IMF₇)进行信号的重组,图3显示的是重组信号进行快速谱峭度分析得到快速谱峭度图。由图3可以看出,分解层数为1.6,带宽为8 333.33 Hz,滤

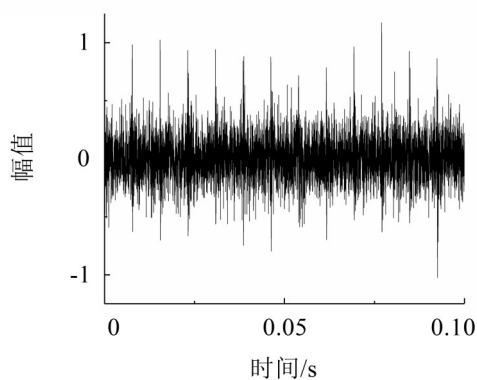
波中心为23 333.33 Hz时,谱峭度值达到最大。在滤波后的平方包络图中,准确检测出了130 Hz的特征频率及其倍频程如图4所示,这与预设的故障特征频率相符合,于是实现了故障的诊断,说明基于EMD和排列熵的快速谱峭度的轴承故障诊断是有效的。

表1 仿真数据

IMF序号	1	2	3	4	5	6	7
联合系数	0.35	0.35	0.42	0.40	0.42	0.43	0.44



(a) 轴承故障信号时域图



(b) 加噪信号

图2 仿真信号时域图

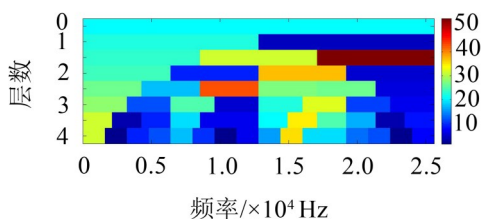


图3 仿真信号快速谱峭度图

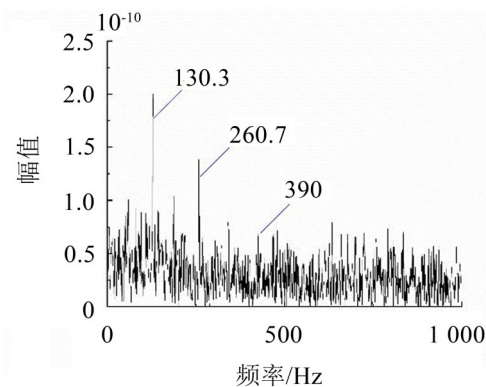


图4 基于EMD-PE算法的轴承故障仿真试验结果

4 实验分析

实验采用SKF公司生产的滚动轴承故障实验台,故障轴承型号为SKF6016深沟球轴承,内圈存在一条裂纹,深约1 mm,其他部位保持完好,表2为该轴承的参数。采样频率是51 200 Hz,采样时间为10 s,电机转速为404 r/min,转频为7 Hz,负载为5 N。

表2 滚动轴承参数

轴承参数	数值
轴承型号	SKF6016
轴承直径 <i>d</i> /mm	14
轴承节径 <i>D</i> /mm	102.5
滚动体个数 <i>z</i> /个	14
接触角 <i>α</i> /(°)	0
旋转频率 <i>f_n</i> /Hz	7

对于外圈固定,内圈转动的滚动轴承,其内圈故障的特征频率为

$$f_i = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \right) f_n Z \quad (14)$$

将轴承参数代入式(14)中可得轴承内圈故障特征频率为55.69 Hz。

声信号的希尔伯特包络变换的频谱图如图5所示,Hilbert频谱图中虽然可以得到故障频率,但却不够明显。

对信号进行EMD分解,得到12个本征模态分量,计算各个分量的排列熵值、相关系数以及联合系数,如表3所示,由于篇幅有限,这里只显示前8个IMF的计算结果,其中原始信号的排列熵值为0.77。

由表3可知IMF₄和IMF₅的联合系数*C_o*较大,原始信号中的突变特性成分较多,对IMF₄和IMF₅分量进行重组,得到的重组信号的排列熵值为0.29,相比于原始故障信号有用信息比例有所提高。

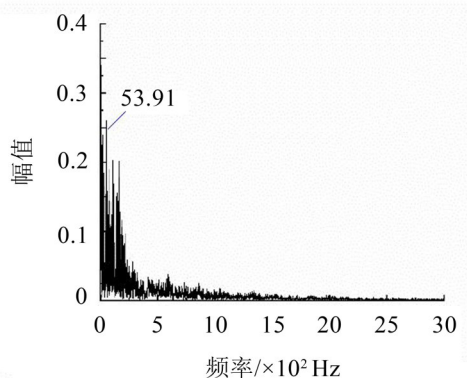
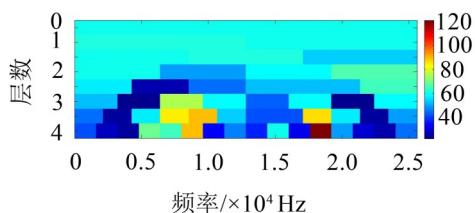


图5 转速为404 r/min时声信号的希尔伯特包络变换频谱图

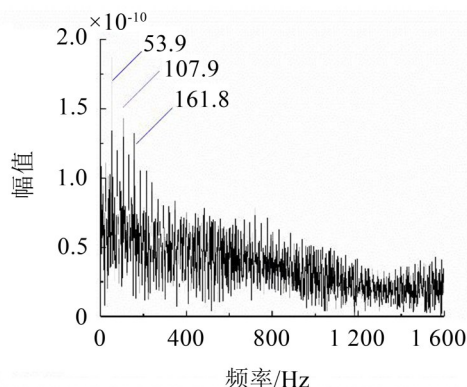
表3 各IMF分量排列熵值、相关系数及联合系数

IMF序号	1	2	3	4	5	6	7
排列熵值	0.92	0.67	0.48	0.32	0.25	0.21	0.18
相关系数	0.18	0.16	0.17	0.71	0.57	0.27	0.09
联合系数	0.13	0.25	0.35	0.70	0.59	0.53	0.46

对合成信号进行快速谱峭度分析得到快速谱峭度图和平方包络图,如图6(a)、图6(b)所示。选取分解层数为4,带通滤波器的滤波中心18 000 Hz,而滤波带宽为1 200 Hz,在此滤波范围内峭度值达到最大,对滤波后的信号进行平方包络分析可以得到较为明显的滚动轴承内圈故障频率53.93 Hz及其倍频,证明了本文方法的有效性。



(a) 重构信号的快速峭度谱图



(b) 重构信号平方包络谱图

图6 重构信号的快速峭度谱图和平方包络谱图

5 结 语

本文提出了一种基于经验模式分解和排列熵的轴承故障分析的信号处理方法,利用联合系数代替

了传统的峭度值,对IMF分量进行筛选重构。此外针对滤波参数较难确定的问题,谱峭度对声信号中瞬态冲击较为敏感,可以自动确定带通滤波器的参数。经验模式分解和排列熵相结合的滚动轴承故障诊断方法,能够有效提取出故障特征频率及其倍频。仿真及实验结果验证了该方法的有效性。

参考文献:

- [1] 朱艳萍,包文杰,涂晓彤,等. 改进的经验小波变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 噪声与振动控制,2018,38(1):199-203.
- [2] 刘鲲鹏,白云川,李泽华,等. 基于EMD的内燃机滚动轴承故障诊断[J]. 内燃机与配件,2018(6):54-55.
- [3] 于明月. 第二代小波变换在旋转机械故障诊断中的应用研究[D]. 南京:南京航空航天大学.
- [4] 邓飞跃,唐贵基. 基于时间-小波能量谱样本熵的滚动轴承智能诊断方法[J]. 振动与冲击,2017,36(9):28-34.
- [5] YU X, DONG F, DING E, et al. Rolling bearing fault diagnosis using modified LFDA and EMD with sensitive feature selection[J]. IEEE Access, 2018, 6(99): 3715-3730.
- [6] WANG YANXUE, HE ZHENGJIA, ZI YANYANG. A comparative study on the local mean decomposition and empirical mode decomposition and their applications to rotating machinery health diagnosis[J]. Journal of Vibration and Acoustics, 132(2): 021010.
- [7] 杨世锡,胡劲松,吴昭同,等. 旋转机械振动信号基于EMD的希尔伯特变换和小波变换时频分析比较[J]. 中国电机工程学报,2003,23(6).
- [8] 张志刚,石晓辉,施全,等. 基于改进EMD和谱峭度法滚动轴承故障特征提取[J]. 振动、测试与诊断,2013,33(3): 478-482.
- [9] ZHIRONG R, YU H. Research on rolling bearing fault diagnosis based on EMD and Hilbert envelope spectrum analysis[J]. The Magazine on Equipment Machinery, 2019.
- [10] WU D, SHENGJIE Z, HUIMIN Z, et al. A novel fault diagnosis method based on integrating empirical wavelet transform and fuzzy entropy for motor bearing[J]. IEEE Access, 2018: 1-1.
- [11] XIONG Q, XU Y, PENG Y, et al. Low-speed rolling bearing fault diagnosis based on EMD denoising and parameter estimate with alpha stable distribution[J]. Journal of Mechanical Science and Technology, 2017, 31(4): 1587-1601.
- [12] 李纪永,李舜酩,陈晓红,等. 含噪信号经验模式分解虚假分量识别方法[J]. 航空动力学报,2014,29(10):2486-2492.
- [13] 郑近德,程军圣,杨宇. 基于LCD和排列熵的滚动轴承故障诊断[J]. 振动、测试与诊断,2014,34(5):802-806.