

DOI: 10.7652/xjtuxb201706002

采用改进 HVD 与 Lempel-Ziv 复杂性测度的滚动轴承早期损伤程度评估方法

夏平^{1,2}, 徐华^{1,2,3}, 马再超², 雷默涵², 裴世源^{1,2}, 谯自健²

(1. 西安交通大学现代设计及转子轴承系统教育部重点实验室, 710049, 西安; 2. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 3. 新疆大学机械工程学院, 830046, 乌鲁木齐)

摘要: 针对滚动轴承早期故障特征微弱难以定量检测的问题,提出一种基于希尔伯特振动分解(HVD)和 Lempel-Ziv 复杂性测度(LZC)的滚动轴承内外圈损伤程度评估方法。该方法利用 HVD 将滚动轴承故障信号分解为幅值由大到小、不同瞬时频率的 HVD 初始分量,基于峭度分析从各 HVD 初始分量中选出最优分量并重构该故障信号,采用均值符号化方法计算重构信号的 LZC 指标。关于 HVD 的端点效应问题,采用镜像延拓方法对其进行改进,仿真分析的结果表明,镜像延拓有效地改进了其端点效应的问题,提高了故障信号的分解精度;在此基础上,将 HVD-LZC 方法应用于不同损伤程度的滚动轴承内外圈故障信号,结果表明该方法能够解除信号非线性、非平稳性干扰,快速提取信号的故障振动模式分量,给出内外圈各损伤状态的 HVD-LZC 特征区间;采用由遗传算法进行参数寻优的支持向量机(GA-SVM)方法对 3 种不同损伤状态的内外圈信号的 HVD-LZC 特征进行测试分析,结果表明 HVD-LZC 指标在区分轴承内外圈的不同损伤程度上具有优越性,从而为滚动轴承内外圈损伤程度的评估提供了一种有效方法。

关键词: 滚动轴承;损伤程度评估;希尔伯特振动分解;Lempel-Ziv 复杂性测度

中图分类号: TH133.33 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2017)06-0008-06

Assessment Method of Early Damage Severity for Rolling Bearing Based on the Improved HVD and Lempel-Ziv Index

XIA Ping^{1,2}, XU Hua^{1,2,3}, MA Zaichao², LEI Mohan², PEI Shiyuan^{1,2}, QIAO Zijian²

(1. Key Laboratory of Education Ministry for Modern Design and Rotor-Bearing System, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 2. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi 830046, China)

Abstract: A fault severity assessment method is proposed to solve the problem that early fault signals of rolling bearings are weak and difficult to be quantitatively measured, and the method uses Hilbert vibration decomposition (HVD) combined with Lempel-Ziv complexity (LZC). HVD is adopted to decompose fault signals of rolling bearings into initial HVD components ordered from large to small and with different instantaneous frequencies. The best initial HVD component is selected based on the kurtosis index analysis, and then the component is used to reconstruct the fault signals. The normalized LZC index of the reconstructed signals is calculated using the mean symbolic method. The mirror extension method is adopted to deal with endpoint

收稿日期: 2016-12-10。 作者简介: 夏平(1986—),女,博士生;徐华(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51575421)。

网络出版时间: 2017-03-28 网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20170328.1133.010.html>

effect of HVD. Simulation results show that the mirror extension method effectively improves the endpoint effect of HVD, and the decomposition accuracy is obviously increased. The HVD-LZC method is used to analyze fault signals of the inner and outer rings of rolling bearings with different level of defect severity, and the results show that the method eliminates the non-stationary and non-linear interferences. As a result, the main fault vibration modes are extracted and the HVD-LZC characteristic intervals for different damage state are estimated; The characteristics of HVD-LZC for three kinds of fault severities of rolling bearing are modeled using the GA-SVM based on RBF kernel. Experimental results show that the HVD-LZC method recognizes different levels of fault severity of the inner and outer rings of rolling bearings. Hence, this study provides an effective fault severity assessment method for rolling bearings.

Keywords: rolling bearing; damage severity assessment; Hilbert vibration decomposition; Lempel-Ziv complexity

滚动轴承是重要的工业基础部件,也是高端机械装备的核心部件,其性能直接影响着装备的速度、精度、寿命、承载能力以及长期工作稳定性等性能指标^[1],被广泛应用于各种旋转机械装备。当滚动轴承产生故障时,其信号往往表现出非线性、非平稳特征^[2],而传统的傅里叶变换和小波分析的基函数是固定的,难以解调并准确表示故障信号的实际波形以及频率分布。因此,为及时发现滚动轴承的早期微弱故障,预防重大事故的发生,需对滚动轴承的运行状态进行有效识别与评估。

针对信号的非线性、非平稳调制问题, Huang 等提出了经验模态分解(empirical mode decomposition, EMD)方法,并在机械装备故障诊断领域迅速应用^[3]。Yu 等将 EMD 和包络分析结合用于滚动轴承故障诊断^[4]。Zhu 等提出了基于 EMD 相关系数的滚动轴承早期损伤程度评估方法,该方法通过观察相关系数曲线的走势来判断轴承损伤状态的演变过程^[5]。然而,EMD 本身缺乏严格的数学理论,会产生欠包络、过包络、端点效应以及模态混叠等问题^[6]。作为非平稳振动信号处理的新方法,希尔伯特振动分解(Hilbert vibration decomposition, HVD)进一步由 Feldman 等于 2006 年提出^[7],并在其应用领域取得了较好的效果。例如,刘慧等将 HVD 用于电压闪变检测^[8]。朱可恒等将 HVD 与包络分析结合应用于滚动轴承的故障诊断^[9],但其没有进一步评估滚动轴承的损伤程度。与 EMD 相比, HVD 既能够分解窄带信号,保留其自适应分解的特性,又可避免其样条拟合的缺点,从而进一步提高了故障信号的分解精度。以上有关轴承故障模式提取的研究都取得了一定成果,但是在实际生产中对滚动轴承早期损伤程度的分析更为重要。复杂性测度为产

生某一符号序列所需最短程序的比特数,最初由 Kolmogorov 定义,并由 Lempel 和 Ziv 提出其算法^[10],称为 Lempel-Ziv 复杂性测度(Lempel-Ziv complexity, LZC),其在非线性科学领域的应用十分广泛^[11-14]。Yan 等最先提出了用 LZC 指标来识别滚动轴承外圈损伤程度的方法,并且分析了外圈故障振动信号与损伤程度间的非线性关系^[11]。然而,噪声的存在会使 LZC 值偏高,尤其在强噪声条件下 LZC 值接近于 1,从而导致故障程度评估难度加大^[12]。窦东阳等提出了一种基于 EMD 和 LZC 指标的滚动轴承内外圈损伤程度的评估方法,该方法能够有效消除噪声干扰,并将归一化的 LZC 指标用于轴承状态恶化的评估^[13]。此外,张超等提出了基于 LMD 和 LZC 指标的滚动轴承内外圈损伤程度的识别方法,同时还研究了轴承故障在不同转速下的 LZC 指标的分布规律^[14]。因此,若能将 HVD 与 LZC 联合使用,以 HVD 在对噪声解耦的基础上快速提取内外圈振动信号的故障振动模式为前提,则可以采用 LZC 这种非线性测度解决滚动轴承损伤程度评估难题。

基于以上分析,本研究以不同损伤程度的内外圈滚动轴承为研究对象,对基于 HVD 的滚动轴承故障振动模式提取和基于 LZC 的滚动轴承损伤程度评估的联合方法进行了探讨,以实现滚动轴承内外圈损伤程度的评估。

1 基本理论介绍

1.1 希尔伯特振动分解方法

HVD 可以将复杂的非稳态信号分解为幅值由大到小、不同频率的分量之和^[9]。信号 $x_i(t)$ 利用希尔伯特变换获得其解析信号 $z_i(t)$, 以该解析信号

$z_i(t)$ 估计出多分量信号中幅值最大分量的瞬时频率 $f_1(t)$; 不失一般性, 以估计出的瞬时频率 $f_1(t)$ 作为参考频率 $f_r(t)$, 通过低通滤波和同步检测求出相应的瞬时幅值 $a_r(t)$ 和相位 $\theta_r(t)$; 由此得到信号的最大分量 $x_1(t)$, 并用初始信号减去 $x_1(t)$, 即得

$$x_{i-1}(t) = x_i(t) - x_1(t) \quad (1)$$

将 $x_{i-1}(t)$ 作为新初始信号, 重复上述运算可依次得出其他分量。

1.2 Lempel-Ziv 复杂性测度

信号的符号化处理是 LZC 计算的前提, 目前最常用的是均值符号化处理方法, 此方法计算 LZC 的具体步骤详见参考文献[12]。所有二进制符号序列的复杂度随样本数增加而趋向于一个定值^[12], 因此可将独立、趋于稳定及归一化的 LZC 定义为

$$0 \leq c_i = c(n)/a(n) \leq 1 \quad (2)$$

$$\lim_{n \rightarrow \infty} c(n) = a(n) \quad (3)$$

式中: c_i 表示归一化的 LZC; $c(n)$ 表示某一给定的符号时间序列的复杂度; $a(n)$ 为随机符号时间序列的复杂度的渐进值。当 $n \geq 3\ 600$ 时, 计算所得到的 c_i 趋于稳定。

对于含有噪声 $e(n)$ 的信号 $s(n)$ 的时间序列

$$x(n) = s(n) + e(n) \quad (4)$$

在不同信噪比下, $x(n)$ 的 LZC 指标值不同, 当只含随机噪声 $e(n)$ 时值为 1, 而当只含周期信号时值为 0, 即 LZC 指标值随信噪比的降低而逐渐增大。

不同种类和不同损伤程度的滚动轴承故障, 其信号的波动规律及复杂程度不同, 因此从这个角度来看, LZC 指标可作为描述滚动轴承不同损伤状态的一种手段。

2 基于改进 HVD 和 Lempel-Ziv 复杂性测度的滚动轴承损伤程度评估方法

针对滚动轴承早期故障信号特点及 HVD 分解过程产生的端点效应问题, 提出了结合镜像延拓的 HVD-LZC 损伤程度评估方法, 并将其应用于不同损伤程度的滚动轴承内外圈滚道故障的评估。

2.1 轴承信号的故障振动模式提取

HVD 将信号分解为幅值由大到小、不同瞬时频率的分量和一个残余项。然而, 由 HVD 分解得到的初始分量仍存在一定程度的频率混叠现象, 因此其最优初始分量的选择旨在最大化保留轴承信号的故障振动模式。根据 HVD 分解算法的原理, 产生越早的分量其信噪比越高, 且蕴含着最有效的轴

承故障信息, 而对于后产生的分量则可能蕴含更多的随机噪声和虚假分量。去除这些无效分量, 就能得到表征轴承信号的故障振动模式的初始分量。

Kedadouche 等提出未损伤轴承信号的峭度值接近于 3, 而当峭度值大于 3 时即可判断此轴承已经产生损伤^[15]。因此, 本文基于峭度分析的轴承信号的故障振动模式提取过程如下:

步骤 1 信号经 HVD 分解后, 得到各初始分量, 计算各初始分量的峭度, 得到其峭度值;

步骤 2 对比各初始分量的峭度值, 找出峭度值符合轴承产生故障的分量备选;

步骤 3 综合分析并选出蕴含着最有效故障信息的最优初始分量。

2.2 基于镜像延拓的 HVD 方法

HVD 算法的希尔伯特变换与低通滤波过程均会由于频谱泄露而产生端点效应, 影响信号的分解精度。本研究采用镜像延拓方法来处理 HVD 的端点效应, 由于 HVD 不需要考虑信号极值点的信息, 故只需根据信号端点进行镜像延拓, 即以端点为对称中心, 把信号向左向右各镜像延拓适当的长度, 从而使端点效应始终保持在原信号之外。此处采用一次延拓、多次裁剪方式, 即每次在希尔伯特变换前对信号进行延拓, 在滤波后对信号进行裁剪, 裁剪的长度根据延拓数据长度和迭代次数而定。

仿真如下的幅值调制信号

$$x(t) = A(t) \sin(2\pi t), \quad A(t) = 1 + 0.5 \cos(\pi t) \quad (5)$$

对式(5)直接采用 HVD 进行分解的效果如图 1 所示, 其中 a_1 和 a_2 分别代表所分解出的前两个具有幅值最大分量的 HVD 初始分量。由图 1 可以看出, a_1 、 a_2 均产生了不同程度的端点效应, 并且 a_2 的失真现象更严重。对式(5)经镜像延拓后的分解效果如图 2 所示。由图 2 可以明显看出, a_1 和 a_2 均未产生端点效应, 改善效果较好。

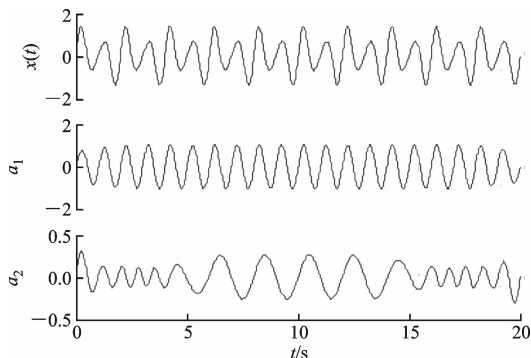


图 1 无延拓的 HVD 分解结果

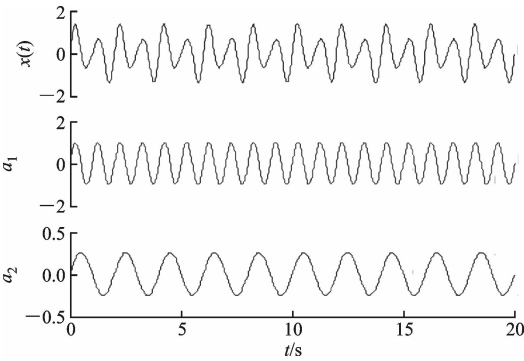


图 2 端点延拓后的 HVD 分解结果

2.3 滚动轴承的损伤程度评估流程

根据前文阐述的研究方法,归纳出滚动轴承损伤程度评估的具体步骤如下:

- 步骤 1 设置 HVD 初始参数,对轴承故障信号进行 HVD 分解,得到各初始分量;
- 步骤 2 计算各初始分量的峭度指标值,并对比其结果,综合选择出最优初始分量;
- 步骤 3 确定最优初始分量后,根据 1.2 节计算重构信号的归一化 LZC 指标;
- 步骤 4 根据最优初始分量重构信号的 LZC 指标值,以评估滚动轴承内外圈的损伤程度。

3 应用情况分析

根据滚动轴承损伤程度评估方法,对不同损伤程度的滚动轴承内外圈滚道故障的实验数据进行故障振动模式提取,划分其内外圈各损伤状态的 HVD-LZC 区间,并采用 GA-SVM 方法对内外圈各损伤状态的 HVD-LZC 指标进行特性分析。

3.1 滚动轴承故障模式分量提取

实验数据来自美国西储大学轴承研究中心^[16],该实验的滚动轴承实验台由电动机、扭矩传感器和功率测试计组成,实验采用加速度传感器测量轴承振动加速度。待检测的深沟球轴承 SKF6205 的内外圈滚道损伤直径分别为 0.177 8、0.355 6 和 0.533 4 mm。本研究选择采样频率为 48 kHz、轴承转速为 1 750 r/min、负荷为 1.47 kW 的驱动端轴承数据进行分析,经计算轴承的内、外故障特征频率分别为 157.9 和 104.6 Hz。以轴承外圈滚道损伤直径为 0.533 4 mm 的故障为例,此故障的时域信号及其包络谱如图 3 和图 4 所示。

由图 3 和图 4 可以看出,当轴承外圈产生损伤时的频谱相对简单,即以外圈故障特征频率和转动基频为主导,并且存在外圈故障特征频率的二倍频、

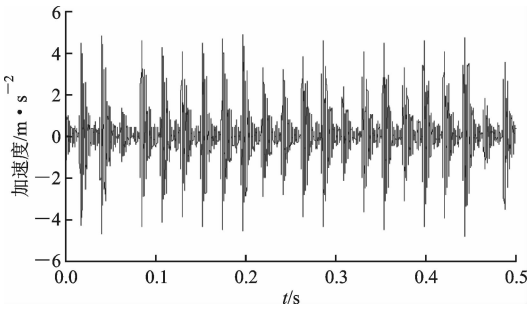


图 3 外圈故障振动时域信号

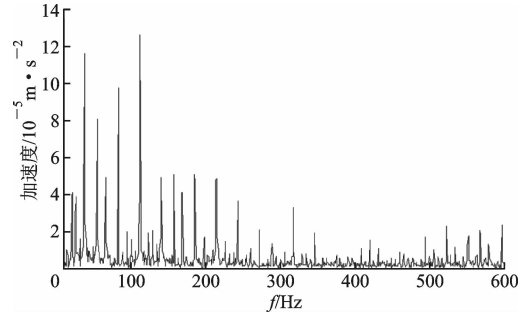


图 4 外圈故障信号的包络谱

三倍频等谐波频率。由图 4 可以看出,包络分析虽然有效,但其故障信号受到与转速有关的背景信号和其他噪声的影响较大,故需要对故障信号做进一步的分析研究。

首先对外圈故障信号进行 HVD 分解,得到该信号的各 HVD 初始分量,即幅值由大到小、不同频率的 HVD 初始分量依次被分解出来。将所得的各 HVD 初始分量经过包络分析发现,外圈故障特征频率在各 HVD 初始分量的包络谱中均有体现,无关分量则少有体现。尤其是初始分量 IMF1、IMF2 的包络谱主要以基频、外圈故障特征频率及其倍频为主,由此可以判定 IMF1 和 IMF2 是该信号最主要的故障振动模式分量。为了进一步确定信号的故障振动模式分量,计算各初始分量的峭度,得到 IMF1 和 IMF2 的峭度值分别为 4.8 和 4.5,符合轴承产生损伤的条件,且大于其他初始分量的峭度值。结合前述的分析结果,可以确定 IMF1 和 IMF2 是其最优初始分量,重构初始分量 IMF1 和 IMF2,并对重构信号进行后续的研究。

3.2 HVD-LZC 特征区间划分

现选取 3 种不同损伤程度的内外圈故障数据的样本各 10 组,根据轴承损伤程度估计流程,计算各损伤程度的轴承内外圈故障信号的 LZC 指标,为提高损伤程度估计的准确性,每组样本的长度取 20 000,其计算结果如图 5 和图 6 所示。

由图 5、图 6 可以看出,HVD-LZC 指标可以区

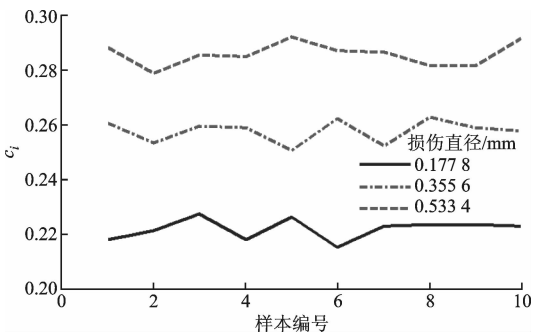


图 5 不同损伤程度的轴承外圈 HVD 重构信号的 LZC 对比

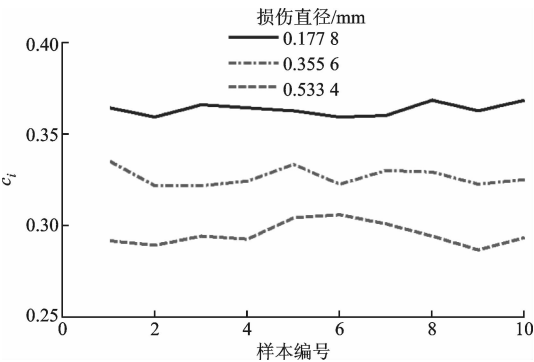


图 6 不同损伤程度的轴承内圈 HVD 重构信号的 LZC 对比

分出滚动轴承内外圈故障信号的 3 种损伤程度,并且内圈故障信号随着损伤区域的扩大,各指标值随之递减,而外圈故障信号的各指标值随着故障的恶化而递增。

进一步根据统计学的“ 3σ ”原则,即与均值越近,其取值概率越大,而且绝大部分的取值会落在区间 $(m-3\sigma, m+3\sigma)$ 内的原则^[12],划分出内外圈不同损伤程度的 LZC 指标的取值区间见表 1。

表 1 不同损伤程度的内外圈 HVD-LZC 特征区间划分

损伤直径 /mm	均值 m /mm	均方差 σ	特征区间 ($m-3\sigma, m+3\sigma$)
0.177 8	0.219 2	0.003 9	(0.207 5, 0.230 9)
外圈 0.355 6	0.257 7	0.004 3	(0.244 8, 0.270 6)
0.533 4	0.285 9	0.004 3	(0.256 5, 0.298 8)
0.177 8	0.362 4	0.003 7	(0.351 2, 0.373 6)
内圈 0.355 6	0.326 2	0.004 2	(0.313 6, 0.338 2)
0.533 4	0.295 0	0.005 4	(0.278 8, 0.311 2)

3.3 HVD-LZC 指标特性分析

支持向量机在小样本下表现出色,泛化能力强,其分类预测效果主要受参数选择的影响,因此结合遗传算法等参数寻优方法的支持向量机(GA-SVM)在实际应用中有着极佳的效果^[17]。

为进一步验证 HVD-LZC 指标对滚动轴承内外圈不同损伤程度评估的有效性,本研究借助 Matlab 软件下的 Libsvm 工具包,采用基于 RBF 内核的 GA-SVM 分别建立以有效值、HVD-LZC 为特征的输入,以轴承内外圈损伤状态为输出的分类数据模型;根据轴承内外圈的损伤程度实验数据,采用其中 60 组特征矢量及其标签(3 种损伤类型)作为训练样本集,30 组作为测试样本集。在使用 GA 方法进行参数寻优时,设定最大遗传终止代数 为 100,种群数量为 20,惩罚因子 C 和 RBF 核参数 g 的寻优范围均为 $0\sim100$,最终获得的最优惩罚因子 C 为 28.76,最优 RBF 核参数 g 为 1.176 4,并且 HVD-LZC 指标与有效值的对比结果见表 2、表 3。

表 2 轴承外圈不同特征指标的损伤评估结果对比

损伤直径 /mm	错分数		识别率/%	
	有效值	HVD-LZC	有效值	HVD-LZC
0.177 8	4	2	86.6	93.3
0.355 6	2	1	93.3	96.7
0.533 4	0	0	100.0	100.0

表 3 轴承内圈不同特征指标的损伤评估结果对比

损伤直径 /mm	错分数		识别率/%	
	有效值	HVD-LZC	有效值	HVD-LZC
0.177 8	2	1	93.3	96.7
0.355 6	8	3	73.3	90.0
0.533 4	1	4	96.7	86.7

由表 2 和表 3 可以看出,有效值对外圈损伤程度的评估效果较好,对内圈的识别效果较差,但对内外圈的识别效果都不及 HVD-LZC 指标;与有效值特征提取方法相比,HVD-LZC 指标在滚动轴承的状态评估中是更为典型的特征参数,可以更本质地反映故障信号与轴承内外圈损伤状态之间的关系,因此将 HVD-LZC 指标作为输入特征用于滚动轴承内外圈损伤程度评估的预测表现更为出色。

4 结 论

HVD 能够从非线性、非平稳的轴承故障信号中快速提取出故障振动模式分量,并且镜像延拓方法可有效改进其端点效应问题,提高故障信号的分解精度。基于 HVD-LZC 指标的滚动轴承损伤程度评估方法所划分的 3 种不同损伤程度的内外圈故障信号的特征区间具有较强的鲁棒性。通过 GA-SVM 对 HVD-LZC 指标进行测试分析,结果表明该

方法与传统的特征提取方法相比具有更好的识别效果,可作为滚动轴承损伤程度评估的有效手段。

综上,HVD具有解除滚动轴承故障信号非线性、非平稳性干扰的效果,并且可以得到具有轴承故障信息的信号分量,LZC对不同状态的内外圈故障信号的区分效果明显,即HVD-LZC方法能够快速评估出滚动轴承内外圈的损伤程度。

参考文献:

- [1] 王黎钦. 滚动轴承的极限设计 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2013: 1.
- [2] 马再超, 温广瑞, 张恒辉, 等. 离心式压缩机转子故障识别的 EEMD-PCA 方法研究 [J]. 振动与冲击, 2016, 35(4): 148-155.
MA Zaichao, WEN Guangrui, ZHANG Henghui, et al. EEMD-PCA method for rotor fault identification in a centrifugal compressor [J]. Vibration and Shock, 2016, 35(4): 148-155.
- [3] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R, et al. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for nonlinear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society: A Mathematical Physical and Engineering Science, 1998, 454: 903-995.
- [4] YU D J, CHENG J S, YANG Y. Application of EMD method and Hilbert spectrum to the fault diagnosis of roller bearings [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2005, 19(2): 259-270.
- [5] ZHU K H, SONG X G, XUE D X. Incipient fault diagnosis of roller bearings using empirical mode decomposition and correlation coefficient [J]. Journal of Vibroengineering, 2013, 15(2): 597-603.
- [6] RATO R T, ORTIGUEIRA M D, BATISTA A G. On the HHT, its problems, and some solutions [J]. Mechanical System and Signal Processing, 2008, 22: 1374-1394.
- [7] FELDMAN M. Time-varying vibration decomposition and analysis based on the Hilbert transform [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 295(3/4/5): 518-530.
- [8] 沈跃, 刘国海, 刘慧. 一种暂稳态电力谐波的 HVD 检测方法 [J]. 数据采集与处理, 2011, 26(1): 117-122.
SHEN Yue, LIU Guohai, LIU Hui. Transient and steady power harmonic analysis based on Hilbert vibration decomposition method [J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2011, 26(1): 117-122.
- [9] 朱可恒, 宋希庚, 薛冬新. 希尔伯特振动分解在滚动轴承故障诊断中应用 [J]. 振动与冲击, 2014, 33(14): 160-164.
ZHU Keheng, SONG Xigeng, XUE Dongxin. Roller bearing fault diagnosis using Hilbert vibration decomposition [J]. Vibration and Shock, 2014, 33(14): 160-164.
- [10] LEMPEL A, ZIV J. On the complexity of finite sequences [J]. IEEE Transactions on Information Theory, 1976, 22(1): 75-81.
- [11] YAN R, GAO R. Complexity as a measure for machine health evaluation [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2004, 53(4): 1327-1334.
- [12] 唐友福, 刘树林, 刘颖慧, 等. 基于非线性复杂测度的往复压缩机故障诊断 [J]. 机械工程学报, 2012, 48(3): 102-107.
TANG Youfu, LIU Shulin, LIU Yinghui, et al. Fault diagnosis based on nonlinear complexity measure for reciprocating compressor [J]. Chinese Journal of Mechanical Engineering, 2012, 48(3): 102-107.
- [13] 窦东阳, 赵英凯. 基于 EMD 和 Lempel-Ziv 指标的滚动轴承损伤程度识别研究 [J]. 振动与冲击, 2010, 29(3): 5-8.
DOU Dongyang, ZHAO Yingkai. Fault severity assessment for rolling element bearings on EMD and Lempel-Ziv index [J]. Vibration and Shock, 2010, 29(3): 5-8.
- [14] 张超, 陈建军. 基于 LMD 和 Lempel-Ziv 指标的滚动轴承故障损伤程度研究 [J]. 振动与冲击, 2012, 31(16): 77-82.
ZHANG Chao, CHEN Jianjun. Fault severity assessment for rolling element bearings based on LMD and Lempel-Ziv index [J]. Vibration and Shock, 2012, 31(16): 77-82.
- [15] KEDADOUCHE M, THOMAS M, TAHAN A. A comparative study between empirical wavelet transforms and empirical mode decomposition methods: application to bearing defect diagnosis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2016, 81: 88-107.
- [16] The case western reserve university bearing data center [EB/OL]. (2012-11-07)[2013-12-01]. http://cse-groups.case.edu/Bearing_Data_Center/pages/download-data-file.
- [17] HUANG C L, WANG C J. A GA-based feature selection and parameters optimization for support vector machines [J]. Expert Systems with Applications, 2006, 31(2): 231-240.

(编辑 武红江)