

◇ 研究报告 ◇

滚动轴承声信号特征提取和诊断试验研究

余永增[†]

(中国石油兰州石化公司设备维修公司 兰州 730060)

摘要 为解决振动检测方法不能有效识别低速旋转机械滚动轴承故障问题,利用声发射检测方法,建立了滚动轴承低速声发射信号采集试验装置,对模拟人工缺陷滚动轴承声发射信号进行了采集,进而对滚动轴承声发射信号进行总体平均经验模式分解,结合能量矩及相关系数法综合判断分解后各模态分量的真伪,据此提取出特征信号并做出其局部 Hilbert 边际谱,最后对滚动轴承各种故障模式进行诊断。试验结果表明该诊断方法能准确识别滚动轴承声发射信号故障频率,依据特征频率及幅值大小可对低速滚动轴承故障进行有效诊断。

关键词 滚动轴承,声发射,总体平均经验模式分解,能量矩,Hilbert 边际谱

中图分类号: TG115.28 文献标识码: A 文章编号: 1000-310X(2018)06-0889-06

DOI: 10.11684/j.issn.1000-310X.2018.06.009

Experimental research on feature extraction and diagnostics for acoustic emission signals of rolling bearings

YU Yongzeng

(Petro China Lanzhou Petrochemical Company, Equipment Maintenance Company, Lanzhou 730060, China)

Abstract The acoustic emission method was used to diagnose low-speed rotating mechanical rolling bearing which vibration detection method can not diagnose effectively. An acoustic emission signal acquisition test device with low speed for rolling bearing was established in advance. The acoustic emission signals of the simulated artificial failure bearings were acquired. These signals of rolling bearings were decomposed by ensemble empirical mode decomposition method. Then the reliability of every intrinsic mode function was determined by energy moments and correlation coefficients. Characteristic signals were extracted and made to local Hilbert marginal spectrum. Thus a variety of failure modes of bearing were diagnosed. The experimental results show that this method can accurately identify the fault frequency of the acoustic emission signal of the rolling bearing, and according to the characteristic frequency and amplitude can effectively diagnose the fault of the low-speed rolling bearing.

Key words Rolling bearings, Acoustic emission, Ensemble empirical mode decomposition, Energy moments, Hilbert marginal spectrum

2018-01-09 收稿; 2018-04-12 定稿

作者简介: 余永增 (1980-), 男, 甘肃天水人, 硕士, 研究方向: 旋转设备故障诊断与维修。

[†] 通讯作者 E-mail: yuyongzeng@sina.com

1 引言

声发射检测方法因能识别早期轴承故障和低速滚动轴承故障,成为继普遍的振动检测方法之后用于旋转设备故障诊断的一项新技术和新方法。该方法能预测轴承微观缺陷、故障初期及扩展期动态缺陷和一些转速、冲击水平低的轴承缺陷,已逐渐从实验室条件测试走向实际检测,应用于旋转设备运行故障诊断当中^[1-3]。但声发射信号是一类不可预知的非平稳的突发瞬时信号^[4],所采集到的声发射信号既包含了轴承故障源信息,也包含大量干扰无关信号,后续信号处理中去噪,提取源故障特征信号是该方法的难点和瓶颈,也是该方法研究的重点所在。

已有研究表明,小波变换并不会自适应地识别出信号的局部信息,而利用经验模式分解(Empirical mode decomposition, EMD)方法提取出的固有模态函数(Intrinsic mode function, IMF),包含并突出了原信号局部特征信息,与之相适应的Hilbert变换在信号分解、瞬时参数求取、刻画时频特征方面做了很大突破^[5]。但EMD方法亦有自身局限和问题,模态混淆、如何判断模式分量、端点效应、欠包络或过包络等问题,严重影响了其应用广度^[6]。总体平均经验模式分解(Ensemble empirical mode decomposition, EEMD)是EMD方法的改进,该方法利用白噪声具有频率均匀分布的统计特性,使加入白噪声后的信号在不同尺度上具有连续性,从而有效地解决了模态混淆问题^[6]。本文建立了滚动轴承低速声发射信号采集试验装置,对滚动轴承不同部位(滚动体、外圈)故障声发射信号进行了采集,将EEMD分解技术应用于滚动轴承声发射信号的处理中,结合能量矩和相关系数综合判断分解后模态分量的真伪,进而提取轴承故障信号特征,达到了低速转动设备滚动轴承故障诊断目标。

2 基于EEMD的Hilbert-Huang变换方法

2.1 改进的EEMD方法

在EMD方法中,信号极值点分布不均匀会导致模态混叠,从而影响其得到合理IMF的能力。Huang提出了通过加入噪声来对原信号进行辅助

分析的EEMD方法,即利用白噪声频谱的均匀分布特性,将信号加在遍布整个时频空间分布一致的白噪声背景上,这样,不同时间尺度的信号会自动分布到合适的参考尺度上,并且由于零均值噪声的特性,经过多次平均后,噪声将相互抵消,集成均值的结果就可作为最终结果^[6]。

EEMD方法的主要步骤如下:

(1) 给采集待分析信号 $x(t)$ 加上一组白噪声 $\omega(t)$ 来获得一个总体 $X(t)$:

$$X(t) = x(t) + \omega(t). \quad (1)$$

(2) 将总体 $X(t)$ 利用EMD方法进行分解,得到各IMF分量 c_j :

$$X(t) = \sum_{j=1}^n c_j + r_n. \quad (2)$$

(3) 再给 $x(t)$ 加入其他不同白噪声 $\omega_i(t)$,重复步骤(1)、步骤(2): $X_i(t) = x(t) + \omega_i(t)$,分解后得到每一个IMF分量组 c_{ij} :

$$X_i(t) = \sum_{j=1}^n c_{ij} + r_{in}. \quad (3)$$

(4) 取相应IMF均值作为最终的IMF组: $c_j = \sum_{i=1}^n c_{ij}/N$,其中, N 为总体个数。

此外,EEMD方法中需确定所加白噪声幅值 a 和集合平均次数 N ,依照文献^[6],白噪声的幅值为原始信号幅值标准差的0.2倍。根据统计理论,由白噪声引起的分解误差 e 为 a/\sqrt{N} ,可见,当 a 一定时, N 越大,分解误差 e 越小。计算得到 e 后, N 也随之得出。

2.2 Hilbert变换及边际谱

先将实信号 $x(t)$ 转变为复信号,变换复信号虚部即为原信号的Hilbert变换。对信号进行EEMD分解后,再对每个固有模态函数 $c_i(t)$ 作Hilbert变换并构造出解析信号,这样可求出瞬时频率,做出Hilbert谱,将Hilbert谱在原始信号长度积分,可求出信号的Hilbert边际谱。Hilbert谱反映出信号幅值在目标频率段上随时间和频率的变化关系,而Hilbert边际谱可描述出信号幅值在目标频率段上随频率的变化关系,Hilbert边际谱比Hilbert谱所表征的信号特征更具体。

3 基于能量矩和相关分析的IMF伪分量判别方法

EEMD分解虽然可避免EMD分解时出现的各模态分量频率相互交叉弊端,但分解后部分能量很小的模量与原信号出现背离,仍需进行甄别,可从分解后模量的能量矩、各分量与原信号的相关性两方面综合判断IMF分量是否能够代表原信号的特征。

3.1 基于能量矩的IMF伪分量判别方法

IMF能量的大小可直接反映原信号的频率分布范围,噪声信号和伪分量信号能量恰恰通常都很小或接近零。利用IMF能量矩代替IMF能量或能量熵组成特征向量,可达到甄别真伪的目标。能量矩是一种基于时间来计算IMF能量特征值的方法,因所采集声发射信号为离散信号,用式(4)来计算IMF能量矩^[5]:

$$E_i = \sum_{k=1}^n (k \cdot \Delta t) |c_i(k \cdot \Delta t)|^2. \quad (4)$$

IMF能量矩综合考虑到了IMF能量大小和随时间参数的分布规律,能更好地揭示能量的分布特征,有利于故障特征的提取。据此,最后构造特征向量并按式(5)进行归一化处理:

$$T = [E_1, E_2, E_3 \dots, E] / \sum_{i=1}^n E_i. \quad (5)$$

3.2 基于相关分析的IMF伪分量判别方法

依据文献[7],从各IMF分量与原信号之间的相关性来分析和判定其真伪。假定n个基本模式分量组成了原信号s,用式(6)表示:

$$s = \sum_{i=1}^n c_i. \quad (6)$$

对原信号进行EEMD分解,理论上会得出n个基本模式分量 c_i ,因分解过程的误差不可避免,分解后除得到n个基本模式分量 \bar{c}_i 外,还得到了m个伪分量 x_k , x_k 就是 c_i 和 \bar{c}_i 的差值,即

$$s = \sum_{i=1}^n \bar{c}_i + \sum_{k=1}^m x_k. \quad (7)$$

既有文献计算表明,分解后各IMF分量与原信号的相关性与各分量的自相关大致相同,而伪分量与原信号之间的相关性很小。据此判断出各IMF分量的真伪。评定各基本模式分量可靠性的指标选用分解后各分量与原信号的相关系数的大小来衡量。

4 滚动轴承故障的声发射信号特征提取

4.1 近声场声发射信号采集实验

传统的声发射检测均采用探头与被检测体的接触式测量,但Li等^[8]提出,对比滚动轴承声发射信号和振动信号的衰减,在离开轴承300 mm内,声发射信号可以捕捉采集到轴承故障特征。可见,测量故障声发射信号可在近声场利用非接触式方法进行,从而避免接触式测量时引入一些额外噪声,降低信噪比^[9]。

实验选取32217型圆锥滚子轴承,按图1所示建立了非接触式声发射检测试验装置。为模拟轴承不同部位故障,测试前轴承外圈和滚动体上分别预制出深1.0 mm、宽0.5 mm的长条形人工缺陷(图2)。试验时先用两个传感器(一个用于接触式检测,另一个用于非接触式检测)对不同故障轴承进行检测,验证和对比接触与非接触式检测方法的实验特性,以便确定非接触式检测的有效性。先对某一特定故障轴承进行60 r/min、90 r/min、120 r/min、160 r/min、200 r/min、240 r/min六种不同转速以及75 mm、100 mm、200 mm、300 mm、400 mm、500 mm六种不同测试距离下的声学接触式及非接触式检测实验,采集声发射信号数据,利用参量分析信号随转速、距离变化的衰减及有效性。发现六种转速均可获知声发射信号,但测试距离超过300 mm后,信号衰减很大。最终确定试验转速为160 r/min,测试距离为200 mm。依次分别测试无故障轴承、滚子故障轴承和外圈故障轴承声发射信号。具体试验条件及参数如表1所示。

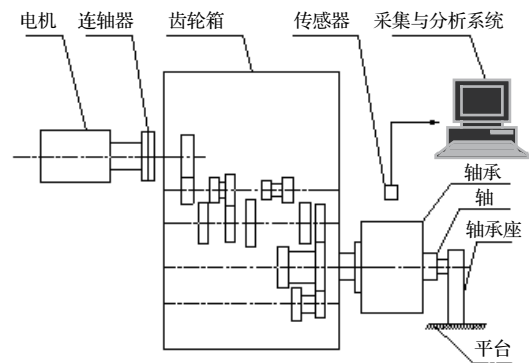


图1 轴承声发射检测装置图

Fig. 1 The diagram of rolling bearings acoustic emission test device

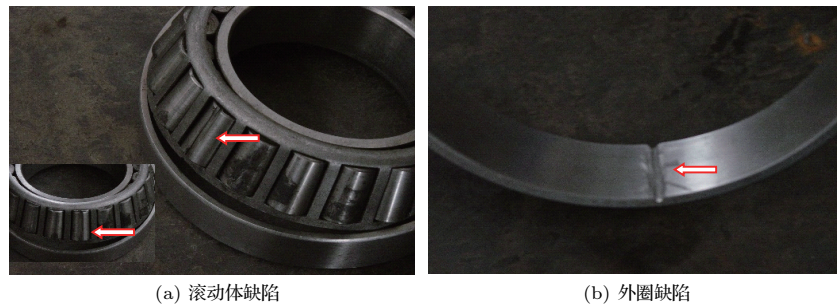


图2 轴承缺陷实物图

Fig. 2 The fig of the rolling bearings' physical defects

表1 轴承故障声发射信号采集试验参数

Table 1 Test parameters of rolling bearings AE signal acquisition

试验条件	采集卡	前置放大器/dB	传感器	采样频率/kHz	采样点数	转速/(r·min ⁻¹)	测试间距/mm
具体参数	美国PAC公司PCI-2 声发射信号采集卡	40	WD(宽频)型传感器	200	2048	160	200

4.2 轴承声发射信号特征提取及诊断方法

对该轴承在转速为160 r/min时轴承滚子故障部位、外圈故障部位的接触频率进行计算,分别为8.96 Hz、21.85 Hz。该接触频率很低,而所采集轴承声发射信号为高频信号,利用频谱分析手段很难获得,仅能换算成撞击数进行参量分析,具体参见文献[10]。图3分别为采集得到的无故障轴承、滚子故障轴承和外圈故障轴承声发射原始信号及其频谱图。

从图3可以看出,三种故障轴承信号幅值有差别,但从峰值频率看,几乎无法区分三种声发射信号,需要借助信号处理方法进行进一步的特征频率提取。

取分解误差 e 为0.01%,据此确定噪声信号幅值 a 和集合平均次数 N 。对所采集到的声发射信号

进行EEMD分解,得到若干IMF分量 c_1, c_2, \dots, c_n ;结合能量矩和相关系数综合判断IMF真伪,从真分量的频谱图中可以判断EEMD分解后是否依然存在模态混叠现象;在IMF真分量中筛选出感兴趣的特征分量 c_j, \dots, c_k ;最后求出感兴趣的IMF分量 c_j, \dots, c_k 的局部Hilbert边际谱 $e(f)$,最后从 $e(f)$ 中综合判断和确定故障的部位及类型。

按照上述方法,分别对无故障轴承、滚子故障轴承和外圈故障轴承三种故障模式轴承信号进行EEMD分解,得出12个模态分量,再计算出分解后各模态分量能量矩和自相关系数,发现后6个模态分量的能量矩和自相关系数非常小,可以忽略不计,直接判定为伪分量。将前6个模态分量的能量矩和自相关系数列于表2。

表2 分解后前6个模量的能量矩和自相关系数

Table 2 Correlation coefficients of the front 6 IMF

分解后模态分量		IMF1	IMF2	IMF3	IMF4	IMF5	IMF6
无故障轴承	能量矩	0.5328	0.0794	0.3327	0.0283	0.0060	0.0020
	自相关系数	1.0000	1.2005	0.6870	0.6202	0.4127	0.4443
滚子故障轴承	能量矩	0.5391	0.2631	0.1658	0.0268	0.0034	3.5665×10^{-4}
	自相关系数	1.0000	0.5525	0.3797	0.1275	0.0242	0.0073
外圈故障轴承	能量矩	0.5369	0.2103	0.2317	0.0143	0.0024	7.7280×10^{-4}
	自相关系数	1.0000	0.4061	1.3417	1.3546	0.1462	0.1187

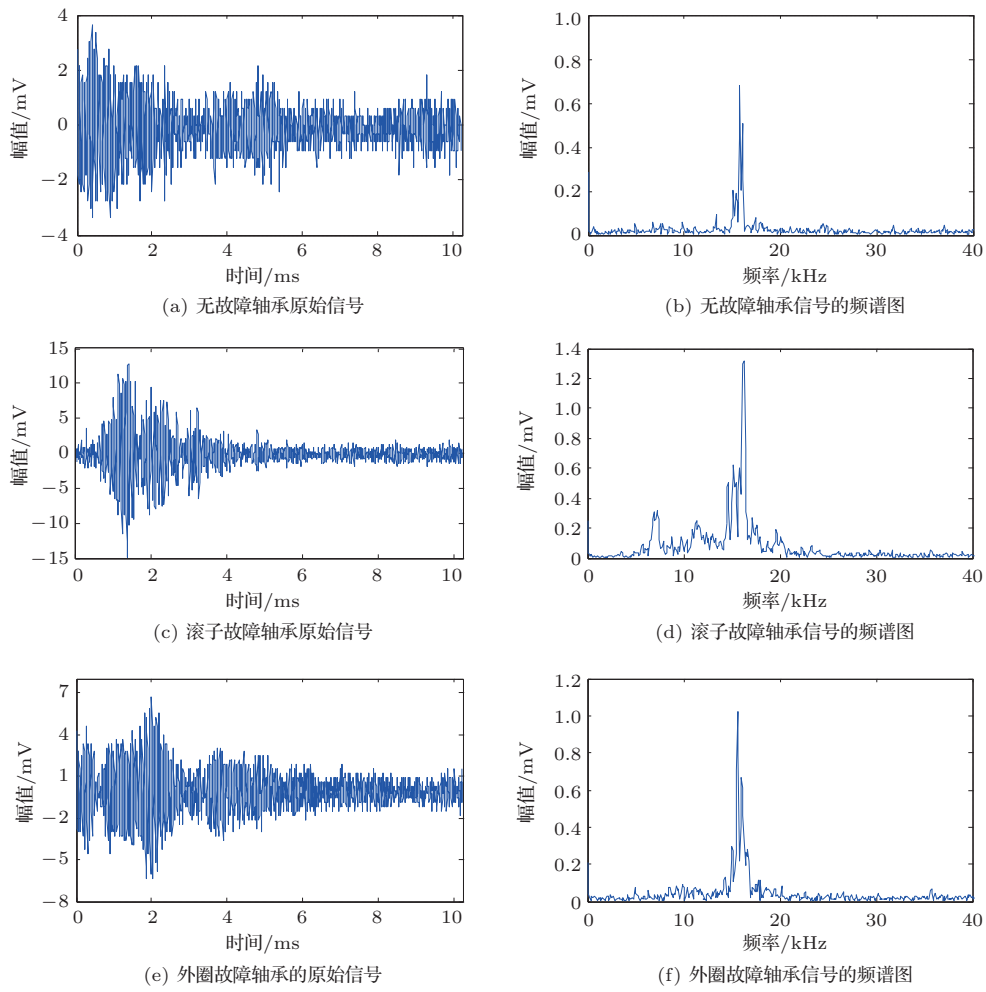


图3 三种故障状态轴承产生的声发射信号及其频谱图

Fig. 3 The original AE signals waveforms and their spectrograms of three types of failure bearings

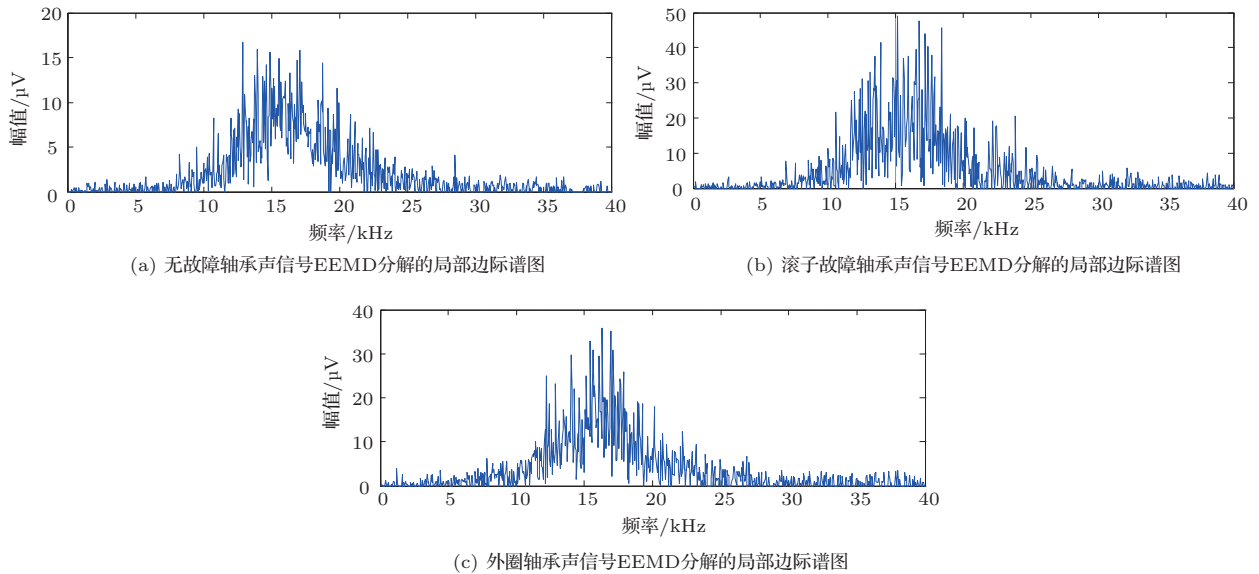


图4 轴承声信号 EEMD 分解的局部边际谱图

Fig. 4 Local Hilbert marginal spectrum of rolling bearings AE signals decomposed by EEMD

从表2中可以看出, IMF5与IMF6的能量矩和自相关系数很小, 判定为伪分量; IMF4的能量矩很小, 尽管个别故障轴承信号自相关系数较大, 仍认为是噪声干扰信号, 不予考虑。仅分析前3个IMF分量。对无故障轴承声发射信号而言, IMF2能量矩很小, 尽管相关系数较大, 视为分解后噪声干扰信号。将IMF1和IMF3两分量做无故障轴承信号的Hilbert局部边际谱; 而滚子、外圈故障轴承的Hilbert局部边际谱均由前3个IMF分量来计算。针对三种故障模式轴承所计算出的Hilbert局部边际谱如图4所示, 图中幅值单位为微伏(μV)。从边际谱图得出轴承声信号特征频率在10 kHz~25 kHz之间, 无故障轴承、滚子故障轴承和外圈故障轴承的边际谱峰值频率依次为13.818 kHz、15.137 kHz和16.943 kHz。这比文献[11]中利用小波和EMD提取的轴承声信号特征频率更具体。此外, 就局部边际谱幅值而言, 无故障轴承声发射信号幅值(19.132 μV)最小, 滚子故障轴承声发射信号幅值(49.783 μV)最大, 外圈故障轴承信号幅值(35.785 μV)介于两者之间。

5 结论

基于EEMD的局部Hilbert边际谱诊断方法能准确识别滚动轴承声发射信号故障频率, 是处理非平稳信号的极为有效的方法。文中提出的结合能量矩和相关系数的方法能准确判断分解后模式分量的真伪, 为提取信号特征频率提供了依据。

通过试验, 三种故障模式轴承的Hilbert边际谱峰值频率及幅值均有较大差别, 无故障轴承峰值频率及幅值均最小, 外圈故障轴承Hilbert边际谱峰值频率最大, 滚子故障轴承声信号Hilbert边际谱幅值最大。依据特征频率及幅值大小可对低速旋转机械滚动轴承故障进行有效诊断。

参 考 文 献

- [1] 杨杰, 张鹏林, 刘志涛, 等. 基于CEEMD能量熵与SVM的低速轴承故障声发射诊断[J]. 无损检测, 2017, 39(9): 1-6.
- [2] 章欣, 王艳, 胡恒山, 等. 声发射技术在铁路系统检测中的研究与应用[J]. 应用声学, 2017, 36(3): 189-199.
- [3] 苑一琳, 沈功田, 李小亭, 等. 超低速滚动轴承振动信号与声发射信号特征对比[J]. 无损检测, 2013, 35(5): 55-58.
- [4] 耿荣生, 沈功田, 刘时风. 声发射信号处理和分析技术[J]. 无损检测, 2002, 24(1): 23-28.
- [5] 于德介, 程军圣, 杨宇. 机械故障诊断的Hilbert-Huang变换方法[M]. 北京: 科学出版社, 2006: 24-25.
- [6] Wu Z H, Huang N E. Ensemble empirical mode decomposition: a noised assisted data analysis method[J]. Advances in Adaptive Data Analysis, 2009, 1(1): 1-41.
- [7] 刘华胜. 基于EMD的滚动轴承故障诊断方法研究[D]. 大连: 大连理工大学, 2007.
- [8] Li C J, Li S Y. Acoustic emission analysis for bearing condition monitoring[J]. Wear, 1995, 185(1/2): 67-74.
- [9] 周艳玲, 杨德斌, 徐金梧, 等. 基于声信号的轴承故障诊断方法[J]. 振动与冲击, 2002, 21(2): 21-23.
- [10] 余永增, 韩龙, 戴光. 基于声发射的滚动轴承故障诊断方法[J]. 无损检测, 2010, 32(6): 416-419, 423.
- [11] 戴光, 余永增, 张颖, 等. 基于小波和EMD的滚动轴承非接触声发射诊断方法[J]. 化工机械, 2009, 36(4): 326-330.