

基于 HHT 的滚动轴承故障分析实验设计

胡 寅 梅月兰

(昆明理工大学 城市学院 昆明 650093)

摘 要: 在旋转机械设备应用中,滚动轴承是减小轴与轴座之间摩擦损耗的关键精密设备。为了能够有效监测由于磨损、腐蚀和过载等原因导致滚动轴承产生的损坏,设计并验证了滚动轴承振动信号对于滚动轴承故障的表征作用。设计方法是通过从采集到的机械旋转过程中滚动轴承的振动信号入手,通过在 MATLAB 中对滚动轴承故障特征进行提取和分析。通过经验模态分解从而获得振动信号的固有模态函数,通过希尔伯特-黄变换后得到各分量的包络频谱,通过与理论计算的故障特征值进行比对和匹配,从而实现滚动轴承故障的诊断和分析。实验结果表明,理论计算滚动轴承外圈故障频率约 49 Hz,实验测量故障频率为 50 Hz,与外圈故障频率特征一致。由此可知,该方法能够准确表征滚动轴承的故障频率,可以实现滚动轴承故障的有效监测。

关键词: 滚动轴承;希尔伯特-黄变换;经验模态分解;实验设计

中图分类号: TH82 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4020

Experimental design of rolling bearing fault analysis based on HHT

Hu Yin Mei Yuelan

(City College, Kunming University of Science and Technology, Kunming 650093, China)

Abstract: In the application of rotating machinery, rolling bearing is the key precision equipment to reduce the friction loss between shaft and shaft seat. In order to effectively monitor the damage of rolling bearing caused by wear, corrosion and overload, the characterization of rolling bearing vibration signal for rolling bearing fault is designed and verified. Design method is to start from the vibration signal of the rolling bearing collected during the mechanical rotation process, and to extract and analyze the fault characteristics of the rolling bearing in MATLAB. Through empirical mode decomposition to obtain the inherent modal function of the vibration signal, the envelope spectrum of each component is obtained after the Hilbert-Huang transformation, and the fault characteristic value calculated by the theory is compared and matched to achieve the rolling bearing fault diagnosis and analysis. The experimental results show that the theoretical calculation of the outer ring fault frequency of rolling bearing is about 49 Hz, and the experimental measurement of the fault frequency is 50 Hz, which is consistent with the outer ring fault frequency characteristics. Therefore, this method can accurately characterize the fault frequency of rolling bearing, and can realize the effective monitoring of rolling bearing fault.

Keywords: rolling bearing; Hilbert-Huang transform; empirical mode decomposition; experiment design

0 引 言

作为轴与轴座之间减小摩擦损耗的关键精密部件之一,滚动轴承被广泛地应用于旋转机械当中。旋转机械在出厂初期都对机械结构做了精密的调校和装配,此时旋转机械的运行较为可靠和稳定^[1]。但是随着时间的推移,在机械旋转过程中会存在机械磨损、化学腐蚀和负荷过载等情况出现,这将导致滚动轴承产生损坏。所以滚动轴承也是旋转机械设备中最容易损坏的部件之一^[2-3]。

为了能够在滚动轴承产生损坏的早期发现问题,能够及时的进行旋转机械的维护和调校^[4]。滚动轴承的故障诊断显得尤为重要,并具有现实意义和价值。滚动轴承部件发生故障的时候,会产生周期性的非线性非平稳的脉冲冲击信号。但是该冲击信号周期长、能量低,容易淹没于背景噪声中。这就造成滚动轴承的故障特征提取困难。

早期国内外针对信号处理多采用傅里叶变换的方式进行,傅里叶变换基是固定的三角函数,该方法对线性平稳系统效果较好,但是对于滚动轴承故障这类非线性非平稳系

统效果差,后期采用小波变换方法来分析信号,识别效果有所提升,但是需要预先明确小波基函数,信号分析自适应性差。为了寻找一种预先不需要明确基函数,且对非线性非平稳信号具有良好分析效果的信号处理方法。黄锬提出希尔伯特—黄变换^[5],该法可自适应产生基函数,对于滚动轴承故障特征信号具有良好自适应性。在经验模态分解的基础上引入 Hilbert 谱分析,对有明确物理意义的固有模态函数作 Hilbert 变换,可以得到固有模态函数的瞬时频率。通过分析瞬时频率就容易获得滚动轴承故障特征信号。

本文旨在利用希尔伯特—黄变换 (Hilbert-Huang transform, HHT) 结合振动检测手段对滚动轴承的故障诊断进行实验设计。产生故障的滚动轴承振动信号具有幅值能量小、频谱分布宽、易受到干扰等特点^[6]。特别是在有强振源环境下,滚动轴承的振动信号会被淹没。因此在强干扰下,如何获得产生故障的滚动轴承振动信号并将故障的类型进行准确甄别就显得尤为重要。本文通过实验实测数据分析处理后与理论计算结果进行对比和匹配,从而让机电类学生能够理论联系实践,掌握滚动轴承的故障诊断分析理论和方法。

1 滚动轴承故障特征数学模型

一般而言,滚动轴承是由内圈、外圈、滚动体和保持架等 4 种元件组成的。因此针对滚动轴承的故障诊断和甄别也出自上述 4 个部分。

滚动轴承故障的数学模型是根据滚动轴承的几何结构尺寸和轴承中各元件的相互作用关系来建立的。滚动轴承故障特征频率与旋转轴旋转频率息息相关^[7]。旋转轴转速和旋转频率之间的关系为:

$$f_r = \frac{n_b}{60} \quad (1)$$

式中: n_b 为旋转轴的转速; f_r 为旋转轴旋转频率。

构成滚动轴承的 4 个元件的理论故障特征频率可以通过以下公式进行计算:

1) 内圈理论故障特征频率:

$$f_{inner} = \frac{Z}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r \quad (2)$$

2) 外圈理论故障特征频率:

$$f_{outer} = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r \quad (3)$$

3) 滚动体理论故障特征频率:

$$f_{ball} = \frac{D}{2d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha \right) f_r \quad (4)$$

4) 保持架理论故障特征频率:

$$f_{cage} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r \quad (5)$$

式中: f_{inner} 为内圈故障特征频率; f_{outer} 为外圈故障特征频率; f_{ball} 为滚动体故障特征频率; f_{cage} 为保持架故障特征频率; f_r 为旋转轴旋转频率; d 为滚动体直径; D 为滚动

体中心圆直径; Z 为滚动体个数; α 为接触角。

本次实验是在旋转机械转轴转速为 827 r/min 的条件下进行的。选用的滚动轴承如图 1 所示。滚动体个数 $Z = 9$, 滚动体直径 $d = 7.938$ mm, 滚动体中心圆直径 $D = 38.50$ mm, 滚动体接触角 $\alpha = 0^\circ$, 滚动轴承外圈有缺口, 属于外圈故障。



图 1 实验选用滚动轴承

将本次实验参数代入滚动轴承故障数学模型进行计算得到该滚动轴承故障特征频率理论值。

1) 内圈理论故障特征频率值:

$$f_{inner} = \frac{Z}{2} \left(1 + \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r = 75.03 \text{ Hz}$$

2) 外圈理论故障特征频率值:

$$f_{outer} = \frac{Z}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r = 48.98 \text{ Hz}$$

3) 滚动体理论故障特征频率值:

$$f_{ball} = \frac{D}{2d} \left(1 - \frac{d^2}{D^2} \cos^2 \alpha \right) f_r = 32.14 \text{ Hz}$$

4) 保持架理论故障特征频率值:

$$f_{cage} = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D} \cos \alpha \right) f_r = 5.44 \text{ Hz}$$

2 故障振动信号采集实验

为了保证采集到的滚动轴承故障振动信号是准确可靠的。需要首先对采集信号的传感器进行标定。本次实验用到了电涡流传感器和压电式加速度传感器两类。

2.1 电涡流传感器标定

电涡流传感器的作用是在实验过程中稳定测量转轴的转速信号。对电涡流传感器标定方法是通过寻找与被测物的距离与输出电压之间的线性关系来实现的。如图 2 所示,通过对电涡流传感器与被测物的位移和电压输出的位移/电压特性曲线来看。可得知电涡流传感器距离被测物 0.5~2 mm 位移范围内处于线性工作区,在该区域中电涡流传感器电压输出线性稳定。当电涡流传感器距离被测物高于 2 mm 或低于 0.5 mm 时输出是非线性不能使用。为了能够最大限度的获取电涡流传感器输出电压范围,选取位于电涡流传感器输出电压中位 0.4 V 对应的位移处作为电涡流传感器的安装位置。

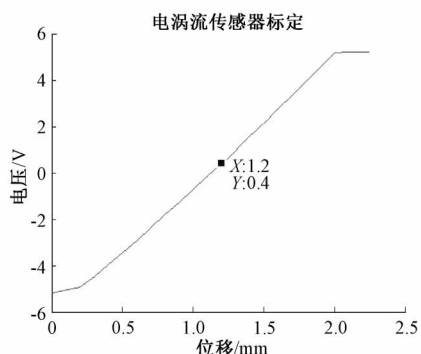


图 2 电涡流传感器标定

2.2 压电式加速度传感器标定

故障振动信号是通过压电式加速度传感器来采集的。本次实验采用 3 支 DH112 压电式加速度传感器共同采集滚动轴承振动信号。该压电式加速度传感器轴向灵敏度为: $5.63 \text{ pC/m} \cdot \text{s}^{-2}$, 量程为 $1\,000 \text{ m} \cdot \text{s}^{-2}$ 。加速度传感器的标定和校准是通过 JX-1 型加速度校准仪配合电荷放大器实现的。最后确定加速度传感器的灵敏度为: $5.11 \text{ pC/m} \cdot \text{s}^{-2}$, 如图 3 所示。

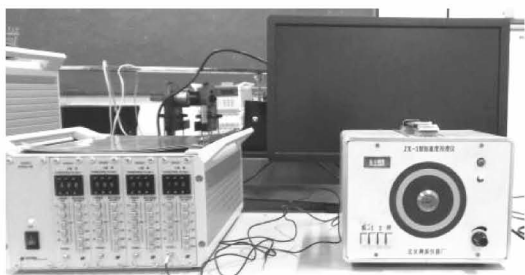


图 3 加速度传感器标定

2.3 故障振动信号采集平台搭建

本次实验采用的滚动轴承故障振动信号采集平台支持旋转轴转速范围在 $0 \sim 5\,000 \text{ r/min}$, 如图 4 所示。该平台包含三相异步电机、同步皮带轮、传动轴支座、刚性联轴器、旋转轴、轴承、轴承座和减速箱等。

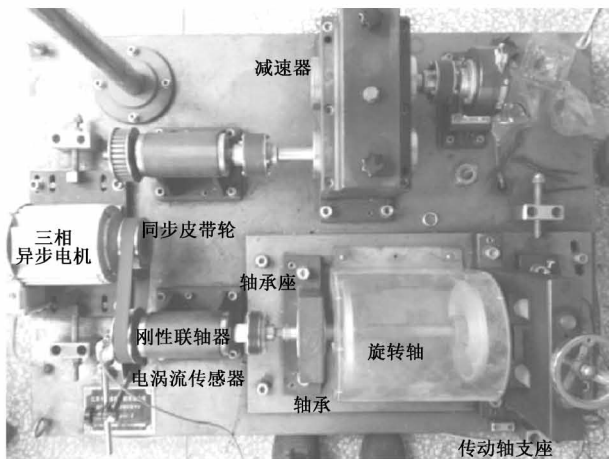


图 4 故障振动信号采集平台

压电式加速度传感器安装在滚动轴承故障振动信号采集平台的左右侧及上方。电涡流传感器安装于电机输出轴径向水平位置。外圈有故障的滚动轴承已经安装在平台上。当所有部件连接完毕后,利用采样频率 $25\,600 \text{ Hz}$ 的 NI 四通道的数据采集模块采集 3 路加速度传感器信号和 1 路电涡流传感器信号。如图 5 所示,数据采集模块采集到的 1 路振动信号的时域和频域波形图。

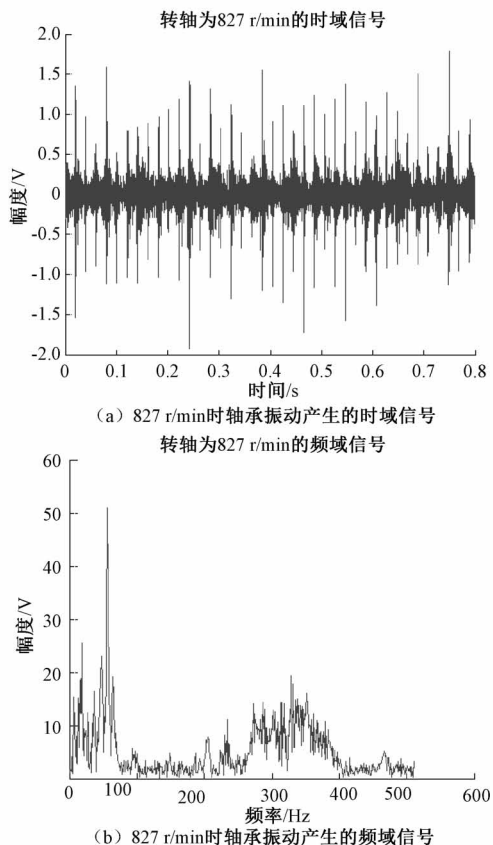


图 5 轴承振动信号的时域和频域波形图

将上述振动信号分解为有限个数量的固有模态函数,通过对获得的固有模态函数进行 Hilbert 变换,得到振动信号的时频谱。通过分析时频谱可以获得滚动轴承的故障特征频率,通过与滚动轴承理论计算故障特征频率进行匹配,从而实现滚动轴承故障类型的判别。

3 希尔伯特—黄变换(HHT)应用

由于振动信号是一种非线性、非平稳、易干扰的复杂信号。采用 HHT 方法可以快速得到信号的时频能量的分布特征。HHT 的原理是采用经验模态分解方法将振动信号分解为有限个数目的固有模态函数 IMF,然后对每个 IMF 分量进行 Hilbert 变换从而得到振动信号的时频谱。时频谱可以清晰完整地表示振动信号的时间—频率分布,从而为滚动轴承故障的判断甄别提供依据^[8-10]。

3.1 经验模态分解流程

经验模态分解的思想是把振动信号的幅值和频率随时间变化用模态函数来表达则有:

$$x(t) = \sum_{i=1}^k x_i(t) \quad (6)$$

式中: $x(t)$ 为振动信号的幅值和频率; $x_i(t)$ 为模态函数。

首先寻找振动信号 $x(t)$ 所有的极大值点和极小值点; 接下来连接振动信号 $x(t)$ 所有极大值点和极小值点, 得到振动信号 $x(t)$ 的上、下包络线, 并计算均值 $m(t)$ 。然后将振动信号 $x(t)$ 减去上、下包络线均值 $m(t)$, 得到差值 $h(t)$:

$$h(t) = x(t) - m(t) \quad (7)$$

通过判断差值 $h(t)$ 是否满足固有模态函数终止条件, 若不满足将 $h(t)$ 作 $c = h(t)$ 为新的信号进行经验模态分解处理, 如果满足, 则令, 迭代后 c 就为振动信号 $x(t)$ 的一个 IMF 分量, 将 c 从 $x(t)$ 分离出来:

$$r = x(t) - c \quad (8)$$

再次判断差值 r 是否满足 IMF 终止条件, 若不满足将 r 作为新的信号进行经验模态分解处理, 如此循环往复, 依次可以得到 n 个满足 IMF 终止条件的 IMF 分量; 当差值 r 满足 IMF 终止条件, 则 EMD 分解过程结束, $r(t)$ 作为残差。

通过上述经验模态分解流程, 可以将振动信号分解成为若干 IMF 信号和残差之和^[11-12]。

$$x(t) = \sum_{i=1}^n c_i(t) + r(t) \quad (9)$$

式中: c_i 为 IMF 信号; $r(t)$ 为残差。

本实验采集的振动信号通过经验模态分解后得到如图 6 所示的 11 个 IMF 分量信号和 1 个残差。

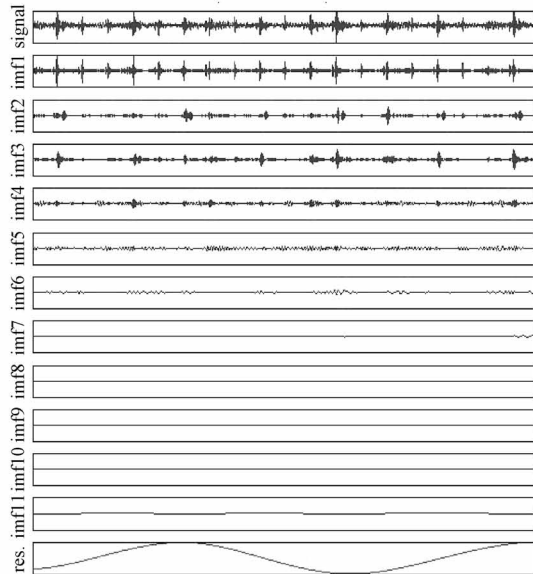


图 6 振动信号的 IMF 分量

经验模态分解后得到的每一个 IMF 信号分别和振动

信号做相关性分析, 找出相关系数最大的 IMF 分量, 并在此基础上对此 IMF 分量进行 Hilbert 变换^[13]。

3.2 Hilbert 变换方法

对信号进行 Hilbert 变换实质是为了得到信号的幅频特性和相频特性。对于振动信号 $x(t)$, 其 Hilbert 变换 $\hat{x}(t)$ 定义为:

$$\hat{x}(t) = \sum_{i=1}^n a_i(t) e^{i \int \omega_i(t) dt} \quad (10)$$

式中: $a_i(t)$ 表示第 i 个 IMF 的幅值; $\omega_i(t)$ 表示第 i 个 IMF 的瞬时频率。根据上式幅值和瞬时频率随时间的变化情况, 可以进一步定义整个采样时间 T 内的 Hilbert 边缘谱为:

$$h(\omega) = \int_0^T H(\omega, t) dt \quad (11)$$

通过对相关系数最大的 IMF 分量做 Hilbert 变换得到如图 7 所示信号包络谱。从图中可以看出, 振动信号的最大幅值频率出现在 50 Hz 附近。

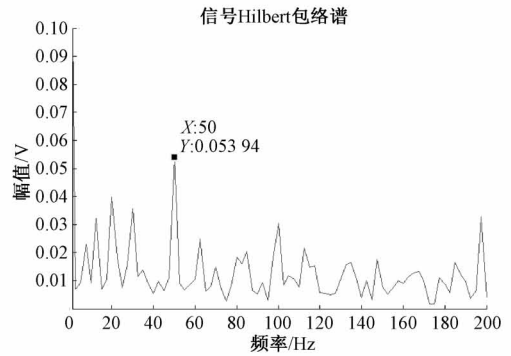


图 7 Hilbert 变换后信号包络谱

通过与滚动轴承的故障特征计算频率相比对, 发现其与外圈故障计算频率 48.98 Hz 相近, 说明该滚动轴承出现外圈故障。这与实验所用的外圈有缺口滚动轴承故障类型一致。

滚动轴承的故障特征提取分析技术还在持续不断地发展。唐先广等^[14]基于短时傅里叶变换对信号进行滤波后, 采样独立分量分析去除噪声后, 有效提取滚动轴承的故障特征。小波变换一定程度上提升了短时傅里叶变的固定时频分辨率。孙伟等^[15]基于小波包实现了振动信号的局部均值分解, 也有效诊断出了轴承故障。HHT 的优势在于无需先验基础和基函数的自适应性。能够在时频空间凸显信号的瞬时局部特性, 而该特征能够快速、稳定、有效地表征滚动轴承故障。综上所述, HHT 提取的故障特征明显优于傅里叶变换和小波变换^[16]。

后续考虑在滚动轴承故障诊断过程中引入人工智能预测技术, 对滚动轴承各部件的磨损退化过程进行数学建模, 采集滚动轴承振动信号数据集, 利用神经网络自学习后构建轴承退化特征参数表征器, 快速实现滚动轴承的实时状态监测和使用寿命准确预测^[17-18]。

4 结 论

结合本文滚动轴承故障分析实验设计,通过对振动信号进行经验模态分解、Hilbert 变换等一系列迭代操作可以获得滚动轴承的故障特征频率,通过与理论计算故障特征频率进行比对,从而实现滚动轴承故障类型的准确判别。

对于实验结果与理论计算值存在的偏差,应该是在传感器标定环节、信号采样环节以及信号分析处理方法当中产生的。本次实验设计达到预期设想,验证 HHT 方法适用于滚动轴承的故障诊断和甄别,也为后续的故障诊断算法优化提供了依据。

参考文献

- [1] 李水利,周建民,孙定邦.自适应 MED 降噪和 EMD 分解在注塑机轴承故障诊断中的应用[J].塑料科技,2020,48(6):124-128.
- [2] 李江,李春,许子非,等.旋转机械状态非线性特征提取及状态分类[J].电子测量与仪器学报,2020,34(5):65-74.
- [3] 尹诗,侯国莲,胡晓东,等.风力发电机组发电机前轴承故障预警及辨识[J].仪器仪表学报,2020,41(5):242-251.
- [4] 郭远晶,魏燕定,金晓航,等.时频谱相似性度量的故障特征提取方法[J].振动与冲击,2020,39(12):70-77.
- [5] HUANG N E, SHEN Z, LONG S R. The empirical mode decomposition and the Hilbert spectrum for non-linear and non-stationary time series analysis [J]. Proceedings of the Royal Society, London; Royal Society,1998,454:903-995.
- [6] 高峰,申江江,曲建岭,等.基于 Hilbert 边际谱和 IPSO-SVDD 的滚动轴承故障诊断[J].电子测量与仪器学报,2017,31(6):892-898.
- [7] 李云朋,熊柳景,牛刚.嵌入式轴承故障诊断系统的设计与实现[J].国外电子测量技术,2019,38(11):147-152.
- [8] 郭磊,李兴林,吴参,等.基于虚拟仪器的轴承加速疲劳试验测试系统[J].电子测量技术,2012,35(8):136-138.
- [9] 于波,韩玉斌.基于 STM32 的振动信号采集系统设计[J].电子测量技术,2020,43(4):148-152.
- [10] 沈颀,郭欣,何嘉.基于改进希尔伯特黄的故障特征提取方法研究[J].智能计算机与应用,2020,10(3):106-110.
- [11] 黄娟,高静,张玲.基于小波去噪与 HHT 变换的轴承故障特征信号提取方法研究[J].机床与液压,2020,48(10):50-55.
- [12] 魏永合,王明华,林梦菊,等.基于改进 EEMD 的滚动轴承故障特征提取技术[J].组合机床与自动化加工技术,2015(1):87-90.
- [13] 卓仁雄,肖金凤.基于改进的集合经验模态分解的电动机滚动轴承故障诊断研究[J].机械制造与自动化,2019,48(1):36-39.
- [14] 唐先广,郭瑜,丁彦春,等.基于短时傅里叶变换和独立分量分析的滚动轴承包络分析[J].机械强度,2012,34(1):1-5.
- [15] 孙伟,熊邦书,黄建萍,等.小波包降噪与 LMD 相结合的滚动轴承故障诊断方法[J].振动与冲击,2012,31(18):153-156.
- [16] 吕明珠,苏晓明,陈长征,等.小型滚动轴承故障模拟实验台研制[J].电气开关,2018,56(6):8-12.
- [17] 贾艳秋,张兵,陈雪梅.滚动轴承的故障机理及诊断[J].化工装备技术,2011,32(4):55-57.
- [18] 颜潭成,韩一村,徐彦伟,等.基于信息融合的滚动轴承故障诊断[J].轴承,2015(11):46-49.

作者简介

胡寅,工学硕士,实验师,主要研究方向为机电检测控制技术、嵌入式系统、物联网技术等。

E-mail:hu_yin08@126.com

梅月兰,理学硕士,讲师,主要研究方向为泛函分析、数学建模等。

E-mail:416641825@qq.com