

DOI:10.3969/j.issn.1001-4551.2016.02.001

基于小波变换振动能量分布的车窗电机 故障检测算法研究^{*}

黄 静¹, 郭明杨¹, 李 革²

(1. 浙江理工大学 信息学院, 浙江 杭州 310018; 2 浙江理工大学 机械与自动控制学院, 浙江 杭州 310018)

摘要:针对车窗电机的质量检测问题,对电机的结构、故障原因、振动信号时域、频域、时频特征、能量特征等方面进行了研究,对常见轴承故障频率进行了归纳计算,对传统的傅里叶变换频域检测、希尔伯特—黄变换时频检测进行了应用分析和归纳总结,并在此基础上创新性地结合了小波变换和能量分布概念,提出了一种基于八阶小波变换能量分布的车窗电机故障检测方法,利用振动加速度传感器和 LabView 构建了一套完整的采集检测系统,并通过八阶小波变换分解及能量分布曲线构建,对故障和非故障电机的振动信号进行了对比研究。研究表明,该系统和方法能有效地反映不同电机的能量分布特征,能够对故障电机和合格电机进行很好的区分,显著提高车窗电机故障检测的效率和准确性。

关键词:频率特征;振动加速度传感器;Labview;小波变换;能量分布

中图分类号:TH113.1;TH39

文献标志码:A

文章编号:1001-4551(2016)02-0127-07

Research on window lifter motor fault diagnosis algorithm according WT and vibration energy distribution

HUANG Jing¹, GUO Ming-yang¹, LI Ge²

(1. School of Information Science and Technology, Zhejiang Sci-Tech University,
Hangzhou 310018, China; 2. Faculty of Mechanical Engineering & Automation, Zhejiang
Sci-Tech University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: Aiming at inspecting the quality of window motor, the motor structure, the cause of the problem, the vibration signal of time domain and frequency domain, time-frequency characteristics and energy characteristics were investigated. Common bearing fault frequency were summarized, traditional Fourier transform of frequency domain detecting, Hilbert-huang transform time-frequency analysis were summed up. Based on the innovative concept combines wavelet transform and energy distribution, a window motor fault detection method was presented to calculate the energy distribution after using eight order wavelet transform. A set of complete collection and detection system was constructed by using the vibration acceleration sensor and the LabView. Vibration signals of the faulted and qualified motors were studied and contrasted through by 8 order wavelet decomposition and the building of energy distribution graph. The results indicate that the system and method can effectively reflect the features of energy distribution of different motors, distinguish faulted and qualified motors very well, and significantly improve the efficiency and accuracy of window motor fault diagnosis.

Key words: frequency characteristic; vibration sensors; LabView; wavelet transform (WT); energy distribution

收稿日期:2015-10-08

基金项目:浙江省自然科学基金资助项目(LY12F03012)

作者简介:黄 静(1965-),女,辽宁沈阳人,博士,教授,硕士生导师,主要从事农业物联网、嵌入式系统工程方面的研究. E-mail:285743582@

qq.com

0 引 言

目前,汽车玻璃升降器的电机检测是通过人工听取电机工作时的异常声音,判断电机的质量。由于生产车间内的噪声大,以及工人主观经验要求较高,检测结果往往不理想。

国内外电机故障检测的研究方法有很多,大多是在工厂生产最后阶段,构建一套检测分析平台,通过信号分析的方法对生产好的电机进行检测。就检测算法而言,国外早期采用的是振动峰值比较法^[1],到目前为止采取的方法主要分为两大类:一类是频谱分析法,另一类是特征参数分析法。伴随着现代信号技术的发展,一些时频分析方法也被用于机械振动故障的诊断^[2-3],例如 Gabor 变换、短时 Fourier 变换、Hilbert-Huang 变换和小波变换等。

由于目前缺少有效的玻璃升降器电机故障检测方法。本研究利用 ICP 加速度传感器和 MPS-060602 采集卡对电机的振动信号进行采集,并设计基于 Labview 平台的振动信号分析系统对采集的信号进行处理分析。该系统对传统的特征参数分析法和频谱分析法进行试验对比,并在传统频谱分析的基础上,通过改进频谱分析法,将能量分析法融入频谱分析之中,对振动信号的八级小波变换的频谱进行能量分析计算,得出信号的能量分布,进而对电机的故障进行分析诊断。

1 电机振动信号时频检测

电机故障诊断的方法有很多,本研究从电机结构入手,分析计算故障电机的频率特征,再通过快速傅里叶变换和希尔伯特黄变换的方法对电机振动信号进行频谱分析,通过频率特征对电机进行检测。

1.1 电机故障频率计算

在电机故障检测中,准确的诊断信息是保障故障分析准确性的前提。首先要确定振动信号的来源。理想状态下,振动信号主要由转轴与齿轮的啮合,及齿轮相互之间的啮合以及它们的谐波分量组成。然而现实条件下,电机结构复杂,零部件也不可能完全标准,甚至在合格的范围内也会产生不同程度的脉冲冲击力,使原始信号发生调制现象,从而使得信号的分析变得棘手。但是同一种电机在平稳运行时,振动信号都有一定的特征和允许限制,当电机发生故障或者没有达到标准时,这个特征和允许限制就会发生变化,通过对这个特征和允许限制的提取和分析,就为电机故障诊断提供了依据。

轴承是电机的主要转动部件,也是电机中最容易损坏的部位,轴承故障发生时的振动频率为轴承本身的特征频率。以滚珠轴承为例,假定滚动轴承的外环固定在轴承座上,并认为滚动体与滚道之间为纯滚动,不考虑轴承各元件受载时的变形,根据几何学条件,可以得到轴承各部件故障特征频率如表 1 所示^[4]。

表 1 轴承故障频率计算公式

故障位置	振动原因	特征频率/Hz
外圈	有损伤	$\frac{Z}{2}\left(1 - \frac{d}{D}\cos\alpha\right)f_r$
内圈	有损伤	$\frac{Z}{2}\left(1 + \frac{d}{D}\cos\alpha\right)f_r$
保持架	不平衡	$\frac{1}{2}f_r\left(1 + \frac{d}{D}\cos\alpha\right)f_r$
滚动体	有损伤	$\frac{D}{d}\left[1 - \left(\frac{d}{D}\right)^2\cos^2\alpha\right]f_r$

注: f_0 —外圈转动频率; f_i —内圈转动频率; r_1 —内圈半径; r_2 —外圈半径; D —轴承半径; α —接触角; d —滚珠直径。

1.2 短时傅里叶变换频域分析

自 1822 年法国人 Fourier 提出傅里叶变换(Fourier transform, FT)开始,信号的表征便从单一的时域描述拓宽到了频域描述,之后就普遍用于非周期信号的分解^[5-6],其定义为:

$$FT[x(t)] = X(\omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)e^{-i\omega t} dt \tag{1}$$

逆变换为:

$$FT^{-1}[X(\omega)] = x(t) = \frac{1}{2\pi}\int_{-\infty}^{+\infty} X(\omega)e^{i\omega t} d\omega \tag{2}$$

电机信号往往是复杂的非平稳信号,应采用另一种改进的短时傅里叶变换(short time Fourier transform, STFT),将非平稳信号通过移动窗函数分解为数个平稳信号的叠加,然后分别进行傅里叶变换。其表达式为:

$$STFT[x(t)] = y(t, \omega) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(\tau)g(\tau - t)e^{-i\omega\tau} d\tau \tag{3}$$

式中: $g(\tau)$ —窗函数,通过该窗函数对原始信号 $x(\tau)$ 进行不断截取,然后在进行常规傅里叶变换,这样就得到了短时傅里叶变换结果。

本研究利用 ICP 加速度传感器和 MPS-060602 采集卡对电机的振动信号进行采集,经过对车窗电机不同位置振动信号反复采集测试,发现电机主体位置的振动信号较为平稳可靠,电机信号采集位置图如图 1 所示。

然后本研究在已设计基于 LabView 平台的振动信号分析系统中进行短时傅里叶变换,采用的窗函数为汉明窗:

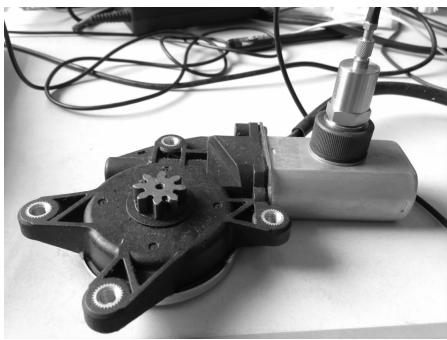


图 1 电机信号采集位置图

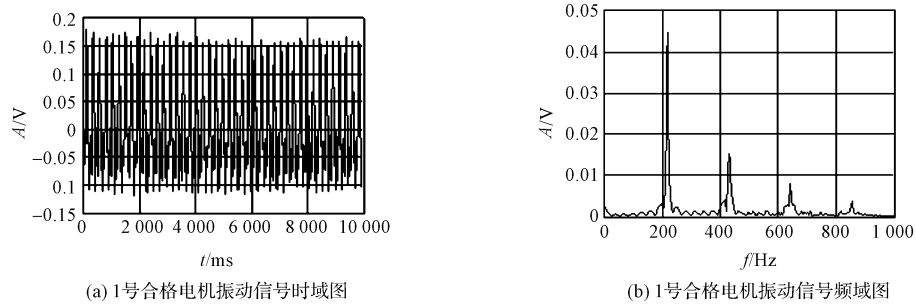


图 2 1 号合格电机时频图

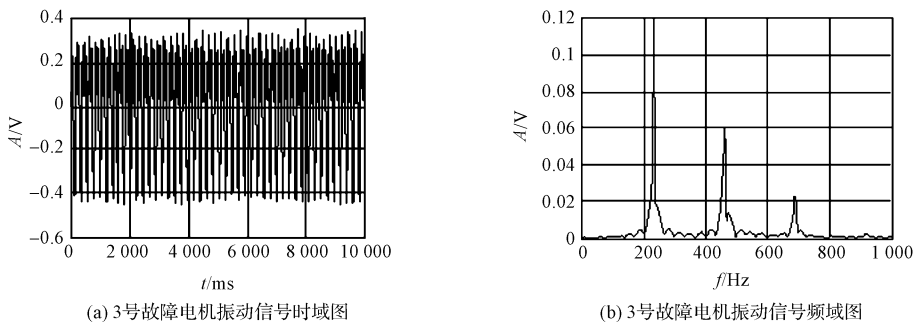


图 3 3 号故障电机时频图

由以上分析可以得到,当轴承保持架出现不平衡时,故障频率为 225 Hz,而受其影响,原轴承转动过程中转轴与齿轮啮合产生的主频率也发生调幅和调频现象,使其幅值大大增加。通过频率图的对比,可以看出当电机发生保持架不平衡的故障以后,会影响电机的原始主频率信号,并产生一些小幅的调幅调频现象。

然而,笔者经过大量测试,对多种不同情况的电机振动信号进行分析,发现该方法具有一定的局限性。一方面,当电机发生一些别的故障,如轴承内外圈损伤、滚动体损伤、齿轮松懈或不达标的情况下,主频的调幅调频现象会变得越发明显,已经会产生一些未知的冲击信号干扰,使得电机振动故障分析变得极其复杂。4 号及其他故障电机频域图如图 4 所示。

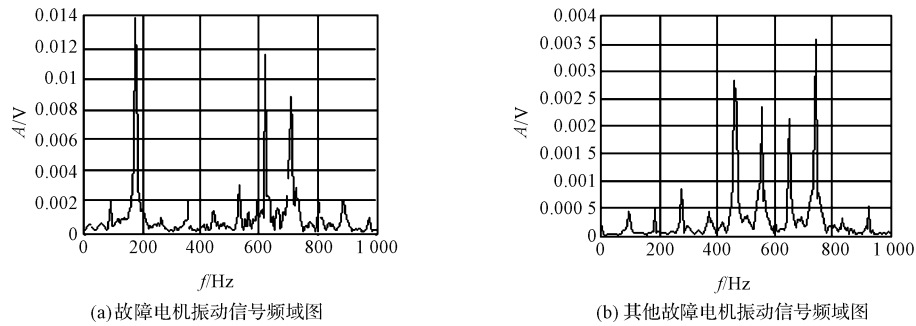
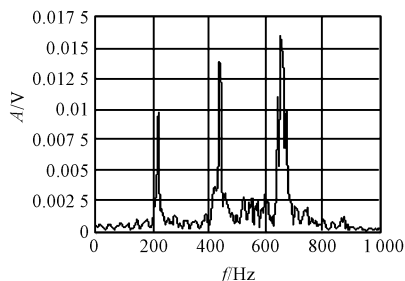
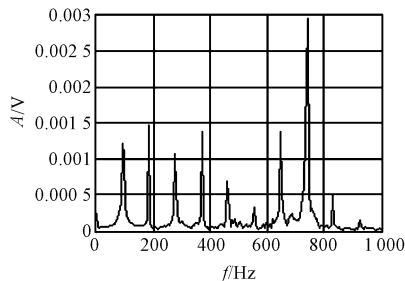


图 4 4 号及其他故障电机频域图

另一方面,在实际生产过程中,工件的制作不可能百分百的完美,电机是否合格具有一定可接受误差以及规范限制。即使是合格的电机,正常运转时也会有不同的个体差异,其振动信号也不完全相同,



(a) 2号合格电机振动信号频域图



(b) 其他合格电机振动信号频域图

图 5 2号及其他合格电机频域图

因此,仅仅通过对电机振动信号进行快速傅里叶变换后频域分析,不能达到很好的故障检测效果,下面将从时频的角度对电机的振动信号进行分析。

1.3 希尔伯特—黄变换时频分析

希尔伯特—黄变换 (Hilbert-Huang transform, HHT) 是对一种对分平稳信号处理非常有效的方法时频分析法。它首先采用经验模态的方法将信号先分解为一系列的本征模函数 (intrinsic mode function, IMF), 即信号的单频成分。然后笔者在得到 IMF 分量以后, 对其进行 Hilbert 变换, 得到每一个 IMF 的瞬时频率和瞬时幅值^[7]。

为了获取 IMF 分量, 需要经过 EMD 分解, 分解过程如下:

(1) 获取信号包络线。首先找出所有的局部极大值和极小值点, 然后用三次样条曲线分别将所有极值点连接起来形成包络线。

(2) 假设上下包络线的平均值为 $m(t)$, 用被分解信号 $x(t)$ 减去 $m(t)$ 得到差值 $h_1(x)$:

$$h_1(t) = x(t) - m(t) \quad (5)$$

若 $h_1(x)$ 满足: 所有极值点个数和零点个数必须相同或只差一个; 任意时刻上下包络线关于时间轴局部对称, 则 $h_1(x)$ 即为 $x(t)$ 的第一个 IMF 分量, 否则将 $h_1(x)$ 视为待处理信号 $x(t)$, 继续重复上述操作, 直至其满足要求获得第一个 IMF 分量 $c_1(x)$ ^[8]。

(3) 把第一个 IMF 分量从原始信号中分离, 得到:

$$r_1(t) = x(t) - c_1(t) \quad (6)$$

之后, 再将 $r_1(t)$ 视为原始信号, 重复操作 (1) 和 (2), 得到第 2 个 IMF 分量 $c_2(x)$ 。

(4) 重复前 3 步的操作, 直至信号变成单调函数, 无法提取 IMF 分量为止。

甚至会产生较大的差异, 在对其进行频谱分析中, 也会产生较大的困难, 影响电机故障诊断分析的结果与效率, 几个合格但有较大差异电机的频谱分析图如图 5 所示。

获取 IMF 分量以后, 本研究对每一个 IMF 分量进行 Hilbert 变换, 求取 Hilbert 谱:

$$H[c_i(t)] = \hat{c}_i(t) = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x\tau}{t - \tau} d\tau \quad (7)$$

通过 EMD 变换以及 Hilbert 变换, 可对电机振动信号进行更细致的分段时频分析^[9-11], 本研究经过分析得到 1 号电机的 IMF 分量, 再对所有的 IMF 分量进行希尔伯特变换并组合, 得到它们的边际谱如图 6 所示。

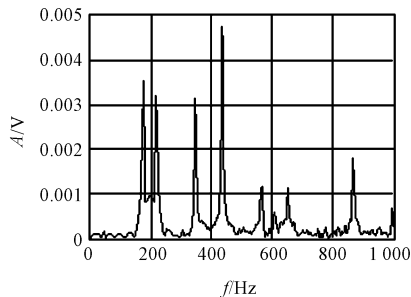


图 6 1号电机边际谱图

通过相同的方法, 笔者对 2、3、4 号电机分别进行相同变换得到它们的希尔伯特边际谱如图 7 所示。

通过对比可以看出, 1、2 号电机主频及倍频规律且明显, 而 3、4 号故障电机由于故障产生的冲击及调频调幅现象, 使得其主频及倍频多了许多伴频, 且调幅调频现象明显。虽然合格电机也会发生些许调幅和调频现象但是, 合格电机的主频倍频分布规律明显, 而故障电机的频率复杂繁多且规律性差, 与合格电机有着明显差异, 因此对电机故障检测具有一定效果。

但是由于该方法对多个 IMF 频谱分量进行组合获得希尔伯特边际谱, 会发生一些重叠交错现象, 通过对大量电机进行检测时发现, 一些合格的电机信号也变得十分复杂, 并且主频倍频规律性差, 因此上面的方法仍存在一些不足。

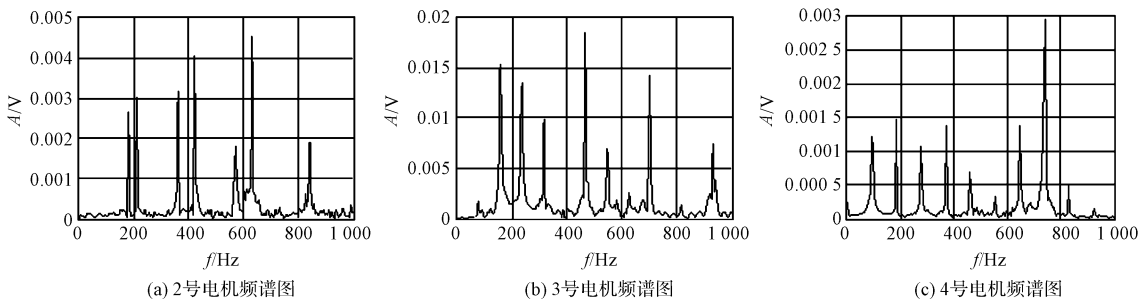


图 7 2、3、4 号电机频谱图

2 基于小波变换能量分布分析检测

本研究通过对之前时频检测中的效果和问题进行分析,发现电机故障的检测仅从时频角度分析还不足以达到要求,本节将通过新的角度-能量的角度对电机的振动信号进行进一步分析,通过八阶小波变换后的能量分布更直观地对电机进行检测。

2.1 能量分析

信号能量分析法基于阻尼耗散能量原理,主要是通过半周期能量描述中阻尼特性的提取,来作为能量判别特性。设 $x(t)$ 为目标信号,它的半周期能量描述为:

$$E_i = \int_{t_i}^{\frac{t_i+T_d}{2}} x^2(t) dt \tag{9}$$

式中: T_d —振动周期, t_i —零点时刻。

对于二阶经典模型,设 E_1 、 E_2 、 $E_3 \cdots$ 分别为半周期能量,则满足以下关系^[10]:

$$E_{2N} = E_{2N-1} e^{-\xi \omega_n T_d} \tag{10}$$

式中: T_d , ω_n —阻尼振荡周期和阻尼固有频率。又:

$$\frac{1}{T_d \omega_n} = \sqrt{\frac{1-\xi^2}{2\pi}} \tag{11}$$

设:

$$C = \ln \frac{E_1 + E_3 + \cdots + E_{2N-1}}{E_2 + E_4 + \cdots + E_{2N}} \tag{12}$$

由上式可以得到能量特征阻尼比 ξ 为:

$$\xi = \frac{C}{\sqrt{4\pi^2 + C}} \tag{13}$$

信号能量分析法是近来提出的一种新算法^[13-14],具有快捷简便、抗噪声干扰能力强的特点,有很大的发掘潜力^[15]。经过上一节的分析,可以看到,单纯的振动信号频域分析,对于较为复杂振动信号分析具有一定的局限性。而现实情况下,在电机生产合格标准下,一些冲击、调幅、调频等因素也有可能产生较为复杂的频域信号,因此,本研究将从能量的角度来对电机振动信号进行分析。

由之前的讨论,可知电机的振动信号属于复杂的

非平稳信号,而且由于工件的差异以及合格范围的要求,从信号总体能量进行分析会面临两个问题。首先,由于非平稳信号的复杂性,能量计算很难实现,其次是在合格范围内工件所产生的冲击以及调幅调频现象会使能量总量产生差异,不易区分合格范围内的电机与不合格电机。因此,还应对振动信号进行进一步处理。

2.2 小波变换

小波的概念最早是在 1984 年,由 Morlet 分析地震数据的局部性时引入的^[16]。小波变换 (wavelet transform) 是通过小波函数,改变形状而不改变时频面积的特点,所以小波变换不仅可以调整时间的分辨率,也可以调整频率的分辨率。它的表达式如下:

$$WT[x(t)] = W(a,b;\psi) = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t)\psi_{a,b}(t)dt, a > 0 \tag{14}$$

式中: $x(t)$ —能量有限的目标信号,通过函数簇 $\psi_{a,b}(t)$ 对它作积分,得到它的连续小波变换^[17],该函数簇为:

$$\psi_{a,b}(t) = a^{-1/2} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{15}$$

式中: a —伸缩因子, b —平移因子。 $a > 1$ 时,小波函数伸展; $0 < a < 1$ 时小波函数收缩。

对于电机振动这样的非平稳信号而言,传统的时频分析方法显得力不从心,而小波变换分析能够对时域信号进行频域分解,对非整次谐波也可很好地识别。

电机振动信号属于非平稳的低频信号,可以先对其进行八阶小波变换,提取其不同频段小波分解信号,再对这些不同频段的信号进行能量计算,观察其能量分布特征。通过这种方法,对大量合格电机进行测量分析计算,可以得到的能量分布图如图 8 所示。

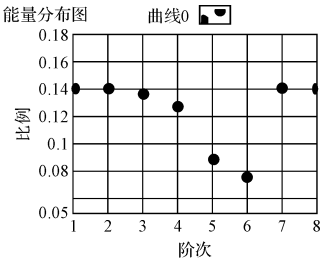
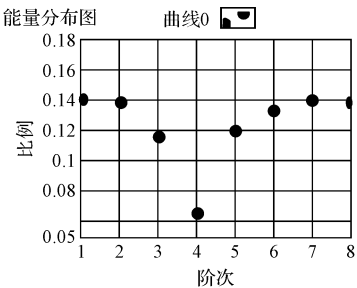


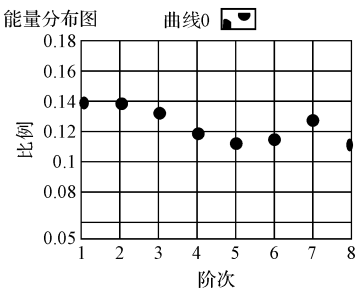
图 8 合格电机振动信号八阶小波分解能量分布图

图 8 中可以观察到 1、2、3、7、8 阶的能量比较稳定,稳定在 0.14 左右,而在 4、5、6 阶发现明显的能量衰减,能量依次降低且在 6 阶时达到最低状态 0.078。整体能



(a) 故障电机八阶小波分解能量分布图一

量趋势可以看到是“先平稳后下降,再回稳”的趋势。对于故障电机同样进行八阶小波分解再计算能量,其能量分布如图 9 所示。



(b) 故障电机八阶小波分解能量分布图二

图 9 故障电机振动信号八阶小波分解能量分布图

对图 9 进行分析可知,与合格电机相比,故障电机由于故障引起的冲击调频调幅现象,主要表现在不同频阶能量的分布影响,并且连续频阶能量衰减变化与正常电机有着明显差异,通过对比可以分辨出两者的不同。

3 系统构建及测试

3.1 检测系统构建

该系统主要由硬件和软件两部分组成,系统图如图 10 所示。

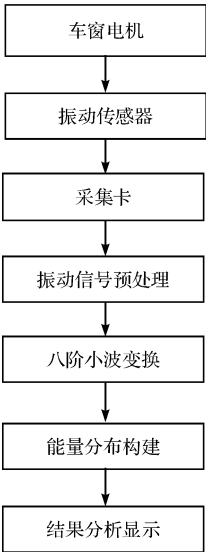


图 10 振动检测系统图

其中,硬件部分主要由振动传感器和采集卡构成。振动传感器选取 ICP 加速度传感器,其测量频率范围为 0.3 Hz ~ 12 000 Hz,满足电机的振动信号采集要求;采集卡选取 MPS060602,其内部集成有恒流源和隔直电路,可无需外部电路直接驱动 ICP 传感器,并且可对采集进行放大和数模转换,通过 USP 将采样信息传入计算机的软件系统中。

软件部分主要通过 LabView 图形化编程对硬件采集到的信号进行预处理、诊断处理、显示处理结果。振动检测系统软件结构图如图 11 所示。

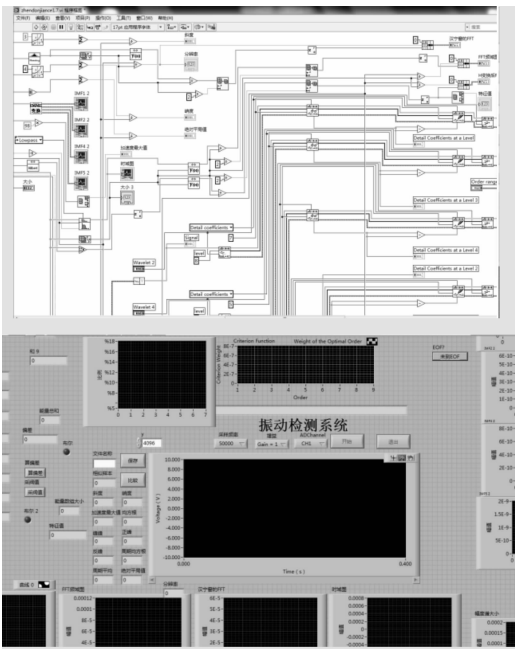
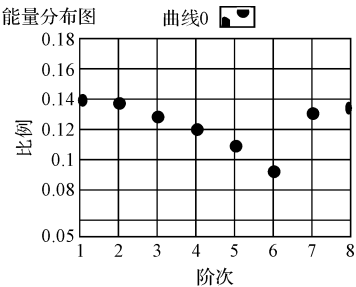


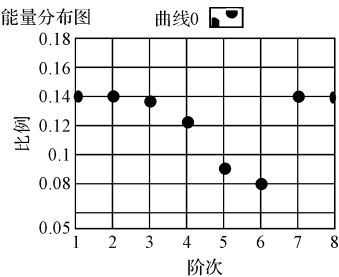
图 11 振动检测系统软件结构图

3.2 测试结果及分析

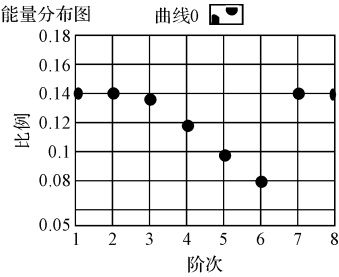
本研究通过八阶小波变换后能量谱分析,对 15 组电机进行测试,其中 6 组的测试结果如图 12、图 13 所示(实际状态与分析结果均为合格)。



(a) 1 号电机分析结果

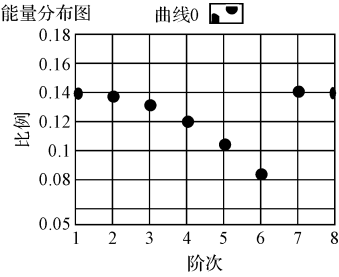


(b)2 号电机分析结果

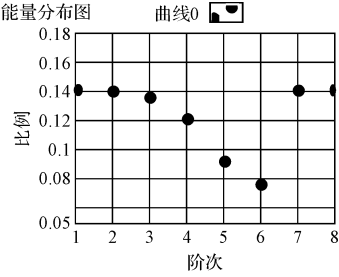


(c)3 号电机分析结果

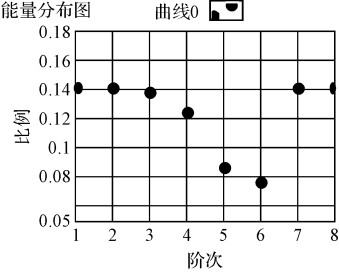
图 12 八阶小波变换能量谱分析结果(之一)



(a)4 号电机分析结果



(b)5 号电机分析结果



(c)6 号电机分析结果

图 13 八阶小波变换能量谱分析结果(之二)

本研究通过对 15 组电机进行测试,发现 11 组合格电机中 9 号能量分布趋势不够规律,较难判别,其余 10 组能量分布曲线均规律可以判别出为合格电机;4 组故障电机中,3 组能量分布稳定且不同于合格电机能量分布,15 号电机振动信号不稳定且跳变明显,均可判别为故障电机。因此,通过本研究基于小波变换的能量分布分析法可知,对于所测试的 15 组电机,检测成功率可达到 93%。

4 结束语

本研究通过 ICP 加速度传感器以及 LabView 软硬件的结合,搭建了一套可采用多方法的电机故障检测系统。通过对电机结构分析,分析出几个重要的电机故障机理,以及对应的故障频率,并采用了两种传统的信号分析方法对电机动信号进行检测分析,在分析故障机理以及故障频率的基础上,一方面通过短时傅里叶变换对电机振动信号进行频域分析,对轴承外圈损伤以及保持架不平衡时振动信号有着很好的识别效果;另一方面通过希尔伯特—黄变换时频分析,对合格电机信和不合格电机的规律性有着很好的区分,但是进行大量测试时,效果有着一定局限性。

实际生产过程中,有些电机存在一些问题,但是仍在合格范围内,由于其结构的复杂性,它的振动信号频域分布也有着一定差异。针对该现象,本研究从能量角度进行分析,通过小波变换首先对振动信号时域进行频域分解,再利用能量分析方法计算其能量分布系数,得出八阶小波变换后能量分布进行试验分析对比,确立合格电机能量分布的共性,对故障电机的检测有着良好的效果。

参考文献 (References) :

[1] LIN J, ZUO M J. Gearbox fault diagnosis using adaptive wavelet filter[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**,2003,17(6):1259-1269

[2] CHENG J, YU D, YANG Y. A fault diagnosis approach for roller bearings based on EMD methodand AR model[J]. **Mechanical Systems and Signal Processing**,2006,20(2):350-362.

[3] SHAH D, PATEL V. A review of dynamic modeling and fault identifications methods for rolling element bearing[J]. **Procedia Technology**,2014,14(1):447-456.

(下转第 139 页)

本文引用格式: