

利用声信号对滚动轴承进行故障诊断的研究

李常有^{1†} 徐敏强¹ 郭 耸²

(1 哈尔滨工业大学航天学院 哈尔滨 150001)

(2 哈尔滨工程大学计算机科学与技术学院 哈尔滨 150001)

摘要 旋转机械在运行过程中产生的声信号包含了滚动轴承的运行状态信息,且可采用非接触式测量,本文应用它对滚动轴承进行故障诊断。基于 morlet 小波变换的包络分析对采集的声信号进行降噪及包络处理,然后变换到频域,提取出特征频率并经过转换后作为线性神经网络的输入向量,辨识滚动轴承的状态。实验表明,本方法对滚动轴承故障诊断是有效的。

关键词 滚动轴承, 故障诊断, 声信号, 包络分析, morlet 小波变换, 神经网络

Diagnosis of rolling element bearing fault using acoustic signal

LI Chang-You¹ XU Min-Qiang¹ GUO Song²

(1 School of Astronautics, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

(2 College of Computer Science and Technology, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

Abstract Acoustic signal generated by a rotating machine is used in the fault diagnosis of rolling element bearing, because it carries information about the working of rolling element bearing and the microphone collecting the signal does not touch the machine. Envelope analysis technique based on the morlet wavelet transform is employed for reducing noise and envelope analysis of collected acoustic signal. Transform the envelope signal to the frequency domain, extract the fault characteristic frequencies and transform it to the fault characteristic vectors to be used as the inputs of linear neural networks in order to identify the fault type of rolling element bearing. The experiments' results show that the diagnosis approach in this paper is effective.

Key words Rolling element bearing, Fault diagnosis, Acoustic signal, Envelope analysis, Morlet wavelet transform, Neural networks

2006-11-06 收稿; 2008-04-21 定稿

作者简介: 李常有(1980-), 男, 贵州省毕节市人, 博士研究生, 研究方向: 故障诊断技术。

徐敏强(1960-), 男, 教授, 博士, 博士生导师。

郭耸(1980-), 女, 讲师, 博士研究生。

† 通信联系人 E-mail: lichangyou@hit.edu.cn

1 引言

滚动轴承故障诊断的研究始于上世纪 60 年代初期,一直是广大科技工作者的热门研究课题。到目前为止,已经取得了可喜的研究成果,并应用于实际生产中。但使用的信号几乎都是是振动信号,而对于同样包含滚动轴承运行状态的声信号研究甚少。文献[1]、[2]涉及了这方面的内容,但只是一个开始。

声信号采集比较容易,非接触式测量,设备简单,速度快,无须事先粘贴传感器,不影响设备正常工作,易于实现早期预报和在线监测,并可在不易测量振动信号的场合得到广泛应用。当滚动轴承具有疲劳点蚀类故障时,整个系统在运行过程中就会受到周期性的冲击载荷并随之产生振动,同时此振动向空气中传播出去——声信号。包络分析是一种最常用的提取冲击成分的信号处理方法。

基于 morlet 小波分析的包络分析与传统的基于 Hilbert 变换的包络分析相比,有其特有的优点。后者是在信号的整个频率区间上进行的,抑制噪声的能力差,前者除具有对信号实现正交、提取出信号包络的功能外,还有带通滤波器的能力。选取适当的尺寸,就可以改变滤波器的中心频率和带宽,使经过处理后的信号处于信噪比最大的频带。在实际中,测取的声信号往往包含较大的环境噪声,故基于 morlet 小波变换的包络分析更适用于基于声信号的滚动轴承故障诊断。

采用基于 morlet 小波变换的包络分析对拾取的声信号进行处理后,可以得到滚动轴承某一部位故障时特征频率。这对专业的工程师来说就可以判断出轴承是否故障以及故障的类型,但对于非专业的人士来说,是难于判别的。故采用神经网络来判断出故障的类型,以便于应用于工程实践。

2 包络分析

通常的包络分析定义如下^[3]:一个实信号的 Hilbert 变换定义为:

$\hat{x} = x(t) \frac{1}{\pi t} = \frac{1}{\pi} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{x(\tau)}{t-\tau} d\tau$, 于是得到 $x(t)$ 的解析信号: $z(t) = x(t) + j\hat{x}(t)$ 幅值为: $A(t) = \sqrt{x^2(t) + \hat{x}^2(t)}$, 便是信号 $x(t)$ 的包络。

采用基于 morlet 小波变换的包络分析是满足条件^[4,5]: $\int_{-\infty}^{+\infty} \psi(t) dt = 0$ 的函数 $\psi(t)$ 称为一个母小波。而小波是由 $\psi(t)$ 经过伸缩和平移而派生出来的一族函数 $\{\psi_{a,b}(t)\} : \psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \psi(\frac{t-b}{a})$, $a, b \in R, a \neq 0$ 其中伸缩参数 a 称为尺度参数, 平移参数 b 称为位置参数。有一种母小波为复小波: $\psi_g(t) = \exp(j\omega t) \exp(-t^2/2)$ 称为 morlet 小波。其实部 $\psi_r(t) = \cos\omega t \exp(-t^2/2)$, 虚部 $\psi_i(t) = \sin\omega t \exp(-t^2/2)$ 。从傅里叶变换的角度看, morlet 小波的实部为一偶函数, 经傅里叶变换后仍为实偶函数, 所以实部作为滤波器是一无相移滤波器; 而其虚部同实部相比相移了 -90° , 但两者的幅频特性相同。这是 morlet 小波可以用来实现信号包络提取的依据。

小波变换定义为:
 $W_f(a, b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle$
 $= \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi(\frac{t-b}{a}) dt$ (1)

把 morlet 小波:
 $\psi_{a,b}(t) = \psi_{r,a,b}(t) + j\psi_{i,a,b}(t) = (1/\sqrt{|a|}) \exp(j\frac{\omega(t-b)}{a}) \exp(-\frac{1}{2}(\frac{t-b}{a})^2)$ (2)

代入上式:
 $W_f(a, b) = W_{fr}(a, b) + jW_{fi}(a, b) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi_{a,b}(t) dt$ (3)

就得到信号 $f(t)$ 经过带通滤波后的解析信号 $W_{fr}(a, b)$ 。其中实部 $\psi_r(a, b)$ 和虚部 $\psi_i(a, b)$ 具有相同的频率成分, 但 $\psi_i(a, b)$ 比 $\psi_r(a, b)$ 延迟 90° , 两者具有正交关系。 $A(t) = \sqrt{W_{fr}^2(a, b) + W_{fi}^2(a, b)}$ 为信号 $f(t)$ 不同频率段的包络。

由上述可知, 基于 morlet 小波变换的包络

分析可以对信号的特定频段进行包络。由于滚动轴承有故障时产生的脉冲响应主要集中在高频,而噪声主要集中在低频,故只对高频部分实施包络,就可提高信噪比,使得到的故障特征频率更具有可靠性。

图 1 是滚动轴承外圈有故障时的声信号,采用基于 morlet 小波变换的包络分析处理结果。从图中可以看出,尺度越小,信号的频率较高部分被包络,反之,信号中频率较低部分被包络。由此可知,采用尺度较小时的包络信号进行滚动轴承故障诊断可以提高信噪比。

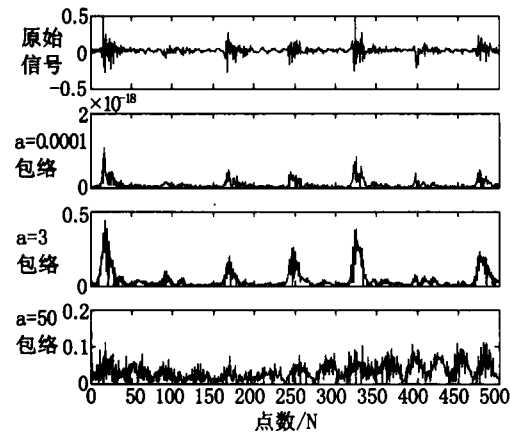


图 1 基于 morlet 小波变换的、在不同尺度中的包络分析

当滚动轴承的外圈、内圈以及滚动体出现疲劳点蚀时,将以不同的特征频率对滚动轴承系统施加一个脉冲力,使轴承系统以相同的频率产生衰减的脉冲响应。特征频率只与轴的旋转频率和轴承几何尺寸有关。所以我们选择特征频率为模式识别的特征向量,则轴承的类型空间是一个线性可分的空间。故本文选择了线性神经网络来对轴承的状态进行识别^[6,7]。

3 实验与讨论

实验装置由电动机、转子、两个滚动轴承、滚动轴承座以及支撑组成,如图 2 所示。实验中的声信号由图中的传声器拾取。可以知道,在其工作过程中有两个声源:电动机和滚动轴承系统。

电动机产生的声信号表征了电动机的工作状态,而滚动轴承系统产生的声信号表征了滚动轴承的工作状态。在滚动轴承故障诊断中,电动机产生的声信号为噪声信号,需要给予消除。

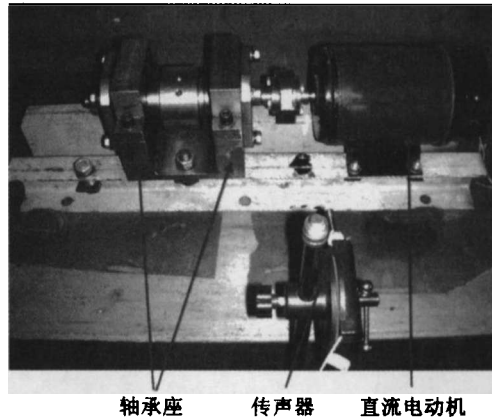


图 2 实验装置

根据理论分析,可以得到滚动轴承的内圈、外圈、滚动体疲劳点蚀时的特征频率分别为^[8]:

$$f_i = f_{Bi}Z = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{d}{D_m} \cos(\alpha) \right) f_n Z \quad (4)$$

$$f_o = f_{Bo}Z = \frac{1}{2} \left(1 - \frac{d}{D_m} \cos(\alpha) \right) f_n Z \quad (5)$$

$$f_{RD} = \left(1 - \frac{d^2}{D_m^2} \cos^2(\alpha) \right) f_n \frac{D_m}{d} \quad (6)$$

式中 D_m 为轴承滚道直径, d 为滚动体的直径, f_n 为轴的旋转频率, Z 为轴承内滚动体数量, α 为滚动轴承压力角。实验用轴承为深沟球轴承(6207),以上参数分别为 $D_m = 53.5\text{mm}$, $d = 11.113\text{mm}$, $Z = 9$, $\alpha = 0$ 。当 $f_n = 24.12\text{Hz}$, 内圈、外圈以及滚动体故障时的特征频率分别为 127.55、88.07、108.54Hz。

图 3 为滚动轴承的滚动体有故障、电动机转动频率为 24.12Hz 时,对传声器测取的信号(为电压信号,相应的声压信号等于电压信号除以传声器灵敏度,实验中的传声器灵敏度为 Pa/20mV)进行基于 Hilbert 变换的包络分析(图中 b)和基于 morlet 小波变换的包络分析(图中 c,d)的时域分析结果对比图,其中 a 为

原始信号, b 为基于 Hilbert 变换的包络分析, c、d 分别为尺度为 1 和 320 时的基于 morlet 小波变换的包络分析(以下相同)。可以看到, 基于 Hilbert 变换的包络分析是对整个信号进行的, 不能把电动机产生的声信号和故障滚动轴承产生的声信号分离开, 故不能达到故障诊断的目的。而基于 morlet 小波变换的包络分析则成功地做到了这一点。尺度 $a = 1$ 时是对高频部分进行包络, 也即只对故障滚动轴承产生的声信号进行包络, 而尺度 $a = 320$ 时是对电动机产生的声信号进行包络分析(低频部分)。从尺度 $a = 320$ 时的包络分析图可以看出, 基于 morlet 小波变换的包络分析是对信号的上下部分进行包络, 而基于 Hilbert 变换的

包络分析是对信号的上半部分进行包络。

图 4 为图 3 相应信号的快速傅立叶变换结果。从原始信号的 FFT 可以看出, 主要组成部分的频率为 24.01Hz, 和前述结果相比较, 可知为电动机的转动频率(略微有偏差, 主要是理论计算电机的转动频率次与实际转动频率之差)。因此可以得出: 滚动轴承系统产生的声信号被电动机产生的声信号所淹没。基于 Hilbert 变换的包络分析得到的频率成分和原始信号的相同, 未能达到诊断目的。而基于 morlet 小波变换的包络分析, 在尺度 $a = 1$ 的特征频率刚好和滚动体故障时相对应, 尺度 $a = 320$ 的频率成分刚好是电动机转频的 2 倍, 成功地分离出与滚动轴承状态相关的声信号。

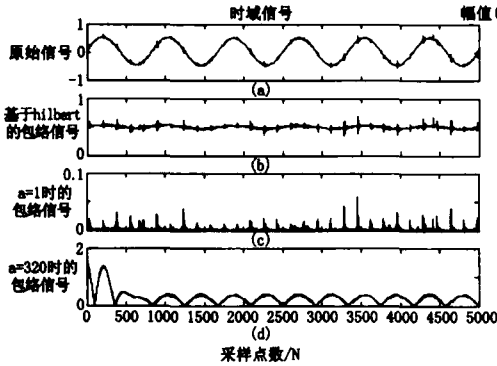


图 3 滚动体故障时两种包络分析的时域分析结果对比图

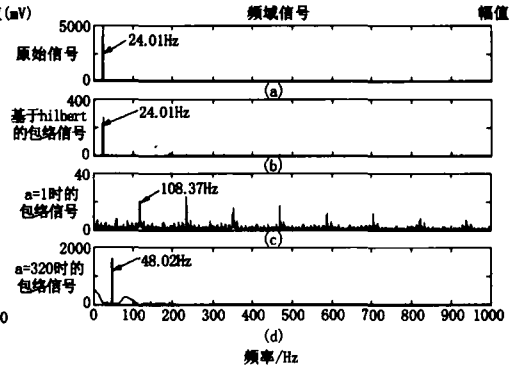


图 4 滚动体故障时两种包络分析的频域分析结果对比图

图 5、6 分别为滚动轴承的内圈和外圈故障、电动机转动频率为 24.12Hz 时, 对传声器测取的信号进行基于 Hilbert 变换的包络分析和基于 morlet 小波变换的包络分析的频域分

析结果对比图。从图 5、6 以及下面的表 1 可以看出, 基于 morlet 小波变换的包络分析成功地诊断出了滚动轴承的故障, 而基于 Hilbert 变换的包络分析未能做到。

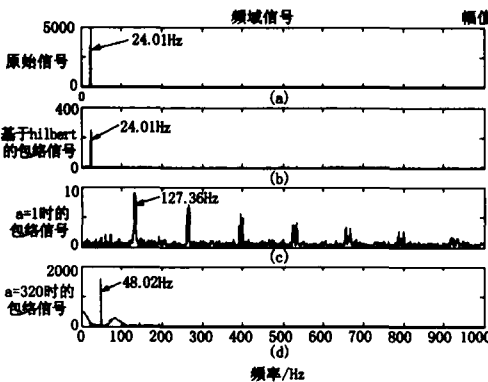


图 5 内圈故障时两种包络分析的频域分析结果对比图

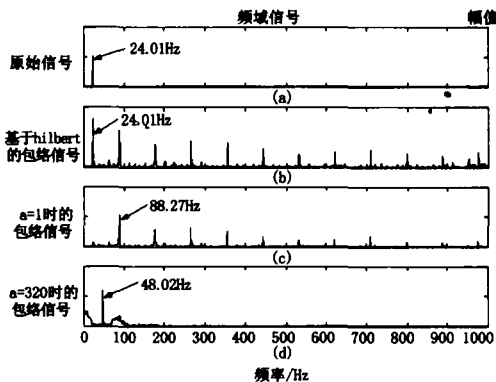


图 6 外圈故障时两种包络分析的频域分析结果对比图

下面应用线性神经网络对滚动轴承的故障类型进行识别。由于故障特征频率随轴的旋转频率改变而改变,给模式识别带来麻烦,故选择故障特征频率与轴的旋转频率之比为特征向量。

线性神经网络训练样本的输入向量为: $p = [3.5618 \ 4.5877 \ 5.4382]$ (实验轴承型号为 6207 的理论计算出的特征向量),目标向量 $t = [1 \ 2 \ 3]$;目标向量中的 1、2、3 分别代表外圈、滚动体、内圈出现疲劳点蚀。把根据上面叙述的方法得到的特征向量代入已经训练好的线性神经网络进行轴承状态判别。

表 1 是根据本文介绍的方法,对在不同转速、不同载荷、不同故障类型下采集的声信号

进行处理得到的特征向量。表 2 是使用理论计算出的特征向量为训练样本训练的线性神经网络对表 1 的特征向量识别的结果。

表 1、2 中,转频表示滚动轴承所支撑的转子的转动频率,单位为 Hz;载荷情况表示转子的重量,即施加给轴承径向载荷,单位为 N。

从表 1 可以看出,本文所选用的特征向量不随滚动轴承所承受的载荷和轴的旋转频率的改变而变化,所以滚动轴承状态的类型空间的维数大大降低,降低了识别难度。从表 2 可以明显地看出,线性神经网络基本上判别出了本文提出的特征向量所对应的状态。有个别的判别失败,观察其对应的时域信号发现,是实验过程中采集的信号失真,全部表现为噪声信号。

表 1 采用本文的方法得到的不同故障类型和不同载荷下特征向量

类 型 转 频	内圈和载荷情况			外圈和载荷情况			滚动体和载荷情况		
	20.5137	26.1328	32.8394	20.5137	26.1328	32.8394	20.5137	26.1328	32.8394
12.0006	5.4167	5.5000	5.4167	3.5000	3.6667	3.4615	4.7500	4.6923	4.4615
24.0012	5.5417	5.5200	5.2800	3.5200	3.5600	3.7600	4.6000	4.7200	4.6800
31.0016	5.4516	5.4839	5.2188	3.6333	3.5484	3.4062	4.6508	4.6452	4.5806
37.0019	5.3784	5.4054	5.3243	3.6111	3.5946	2.0270	4.7027	4.7027	4.6757
43.0022	5.4651	5.4651	5.3256	3.6047	3.6047	2.9545	4.6977	4.6512	4.6591
50.0025	5.4000	5.4375	5.3469	3.5510	3.5918	2.9400	4.6735	4.6735	4.6939

表 2 把表 1 中的特征向量输入线性神经网络得到的辨别结果

类 型 转 频	内圈和载荷情况			外圈和载荷情况			滚动体和载荷情况		
	20.5137	26.1328	32.8394	20.5137	26.1328	32.8394	20.5137	26.1328	32.8394
12.0006	2.9432	3.0317	2.9432	0.9062	1.0833	0.8652	2.2346	2.1733	1.9280
24.0012	3.0760	3.0530	2.7979	0.9274	0.9699	1.1825	2.0752	2.2027	2.1602
31.0016	2.9803	3.0146	2.7329	1.0478	0.9576	0.8065	2.1292	2.1232	2.0546
37.0019	2.9025	2.9312	2.8450	1.0242	1.0067	-0.6593	2.1844	2.1844	2.1557
43.0022	2.9946	2.9946	2.8464	1.0174	1.0174	0.3264	2.1790	2.1296	2.1380
50.0025	2.9254	2.9653	2.8690	0.9604	1.0037	0.3110	2.1533	2.1533	2.1750

4 结论

本文使用基于 morlet 小波变换的包络分析来获得滚动轴承的故障特征频率,使用线性神经网络来对故障类型进行识别,通过实验得到了以下结论:

(1) 基于 morlet 小波变换的包络分析在信噪比很小的情况下成功地获得了滚动轴承的故障特征频率。

(2) 通过把结论 1 中的故障特征频率转换成与轴的转动频率无关的特征向量,输入到线性神经网络,成功地判别出了与实际相匹配的故障类型。

综上所述,本文提出的利用声信号对滚动轴承故障诊断方法,在信噪比较小的情况下,是有效的。

参 考 文 献

- [1] 周艳玲,杨德斌,等. 基于声信号的轴承故障诊断方法. 振动与冲击, 2002, 21(2): 21-25.
- [2] 张武军,徐金梧,等. 声信号分析方法在轴承故障诊断中的应用. 北京科技大学学报, 2002, 24(1): 58-60.
- [3] 张绪省,朱贻盛,等. 信号包络提取方法——从 Hilbert 变换到小波变换. 电子科学学刊, 1997, 19(1): 120-123.
- [4] 何玲松,李巍华. 用 morlet 小波进行包络检波分析. 振动工程学报, 2002, 15(1): 119-122.
- [5] Shyh-Jier, Cheng-Tao Hsieh. Application of Morlet wavelet to supervise power system disturbances. IEEE Trans. On Power Delivery, 1999, 14(1): 235-243.
- [6] 赵振宇,徐用懋. 模糊理论和神经网络的基础与应用. 北京:清华大学出版社, 1996: 200-250.
- [7] Caianiello Eduardo R., Marinaro Maria, Rampone Salvatore et al. Outline of a linear neural network. Neurocomputing, 1996, 12(2-3): 187-201.
- [8] 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断. 北京:机械工业出版社, 1995: 1-26.