

[研究·设计]

DOI:10.3969/j.issn.1005-2895.2014.03.004

基于邻域相关性小波去噪的滚动轴承包络解调及故障分类

张园¹, 史永芳¹, 连素芳¹, 李力²

(1. 三峡大学科技学院 机械电气学部, 湖北 宜昌 430002; 2. 三峡大学 机械与材料学院, 湖北 宜昌 430002)

摘要:将邻域相关性的冗余第二代小波应用于滚动轴承信号降噪,用 Hilbert 包络解调法提取的故障特征频率,比较不同转速和载荷下的提取效果,提出包络幅值峭度指标,并将其输入 BP 神经网络进行故障诊断。结果表明:基于邻域相关性的冗余第二代小波降噪方法能很好的抑制噪声,保留原信号的信息;降噪后的故障信号经过 Hilbert 包络解调能找到特征频率及其倍频,其效果优于原始信号的包络解调分析。工况会影响分析效果,且速度对提取效果的影响大于载荷。包络幅值峭度指标能很好区分不同工况的故障信号,结合 BP 人工神经网络诊断正确率为 100%。

关键词:滚动轴承;邻域相关性;冗余第二代小波;包络解调;峭度;BP 神经网络

中图分类号:U279.3 文献标志码:A 文章编号:1005-2895(2014)03-0013-07

Envelope Demodulation and Fault Classification of Rolling Bearing Based on Neighborhood Correlation Wavelet De-Noiseing

ZHANG Yuan¹, SHI Yongfang¹, ZE Sufang¹, LI Li²

(1. Faculty of Mechanical and Electrical, College of Science and Technology of

China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China;

2. College of Mechanical and Material Engineering, China Three Gorges University, Yichang, Hubei 443002, China)

Abstract: Rolling bearing vibration signals were de-noised based on neighborhood correlation and threshold value redundant second generation wavelet, then rolling bearings' fault feature frequencies were extracted by Hilbert envelope demodulation, and then feature extraction effect of different rotational speeds and loads were compared. Kurtosis of envelope amplitude was proposed to input into BP artificial neural networks to make faults diagnosis. The result shows that neighborhood correlation second generation wavelet de-noising method can well restrain the noise, and it can retain the original signal information. The fault feature frequency and its frequency doubling can be basically found on the Hilbert envelope demodulation of the de-noised signals, and the effect is prior to the original signal. Working condition can influence the analysis effect, and the effect of velocity on extraction result is more obvious than load. The kurtosis of envelope amplitude can well classify different working condition fault signals, and the diagnosis accuracy of kurtosis index combined with BP artificial neural networks is 100%.

Key words: rolling bearing; neighborhood correlation; redundant second generation wavelet; envelope demodulation; kurtosis; BP artificial neural networks

滚动轴承是机械设备中广泛使用的通用部件之一,在工程实践中测取的滚动轴承故障信号容易受到外界噪声的影响,使得信噪比很低。冗余第二代小波与第二代小波相比可提供更丰富的特征信息和更精确

的频率局部化信息^[1-3]。Cai 和 Silverman 提出了基于小波相邻系数相关性的降噪思想,在信号处理和图像降噪方面取得好的效果,而何正嘉等人又将其应用于冗余第二代小波降噪并取得了不错的效果^{[4]105}。包络

收稿日期:2014-01-31;修回日期:2014-03-05

作者简介:张园(1980),女,湖北襄樊人,三峡大学科技学院讲师,硕士,主要研究方向为模具设计。E-mail:17958774@qq.com

解调方法是一种滚动轴承精密诊断方法,不仅可判断轴承是否有故障,而且可判断其故障部位^{[5]16}。本文将基于邻域相关性的冗余第二代小波和 Hilbert 包络解调分析相结合应用于滚动轴承故障诊断,研究工况对分析效果的影响,并结合 BP 人工神经网络进行故障分类。

1 基于邻域相关性冗余第二代小波算法

小波相邻系数相关性降噪思想是:如果当前小波系数包含有用信号的特征,那么和它相邻的 2 个小波系数也包含该信号的特征。

假定原始信号冗余第二代小波分解后, $\hat{d}_j^{(k)}$, $\hat{d}_{j-1}^{(k)}$, $\hat{d}_{j+1}^{(k)}$ 分别为第 k 层细节信号第 j 个 $j-1$ 个 $j+1$ 个样本,阈值处理后的细节信号可以表示为

$$\hat{d}_i^{(k)} = \begin{cases} \hat{d}_i^{(k)} (1 - \frac{\alpha_k^2}{M_{k,i}^2}) & M_{k,i}^2 \geq (\alpha_k)^2 \\ 0, & M_{k,i}^2 < (\alpha_k)^2 \end{cases}$$

其中,

$M_{k,i}^2 = (\hat{d}_{i-1}^{(k)})^2 + (\hat{d}_i^{(k)})^2 + (\hat{d}_{i+1}^{(k)})^2$, $\alpha_k = \sqrt{2\sigma_k^2 \ln(L)}$ 式中, k 为冗余第二代小波分解层数, L 为原始信号长度, σ_k 为第 k 尺度噪声标准差。

基于邻域相关性的冗余第二代小波降噪方法可以归纳为以下几个步骤:

- 1) 对原始信号进行冗余第二代小波分解,计算不同尺度下的细节信号;
- 2) 计算不同尺度下参数 $M_{k,i}^2, \alpha_k$;
- 3) 对细节信号进行阈值化处理;
- 4) 通过冗余第二代小波逆变换重构信号,获得降噪后的信号^{[4]108}。

噪后的信号^{[4]108}。

2 基于邻域相关性的冗余第二代小波滚动轴承振动信号的降噪

2.1 滚动轴承振动信号

实验滚动轴承型号为 GB6308,实验台采集的滚动轴承振动加速度信号采样频率为 20 kHz。实验轴承有 4 个,3 个为故障轴承和 1 个正常轴承,故障类型分别为:外圈剥落、内圈剥落及滚动体剥落。

实验中分 4 种转速、3 种载荷对轴承进行采样^{[6]39},由几何尺寸与转速,计算出故障特征频率见表 1。加载的大小由控制加载电机的电枢电压来实现,无载电压为 0 V,轻载电压在 15 V 左右,重载为 40 V 左右。图 1 为转速 n_1 、轻载下的时域图。

表 1 4 种转速的滚动轴承的故障特征频率

Table 1 Rolling bearing's fault characteristic frequencies of 4 speeds

转速 序号	转动 频率 f/Hz	转速 $n/(\text{r} \cdot \text{min}^{-1})$	滚动体 特征频率 f_b/Hz	内圈特 征频率 f_i/Hz	外圈特 征频率 f_o/Hz	滚动体 自转频率 f_{bc}/Hz
1	7.7	462	15.7	37.9	23.7	2.96
2	12.7	762	25.9	62.6	39.0	4.88
3	18.3	1 098	37.3	90.2	56.2	7.03
4	26.1	1 566	53.0	129.0	80.2	10.00

2.2 基于邻域相关性冗余第二代小波滚动轴承振动信号降噪

将基于邻域相关性的冗余第二代小波降噪方法应用于滚动轴承振动信号的去噪,图 2 为图 1 所示滚动轴承振动信号降噪后的时域波形图。

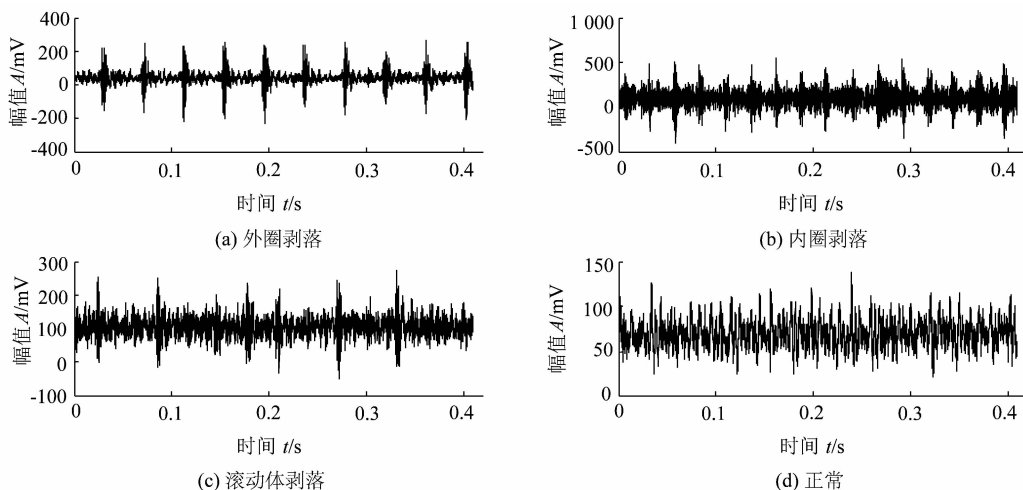


图 1 滚动轴承振动信号时域图

Figure 1 Time domain chart of rolling bearing vibration signal

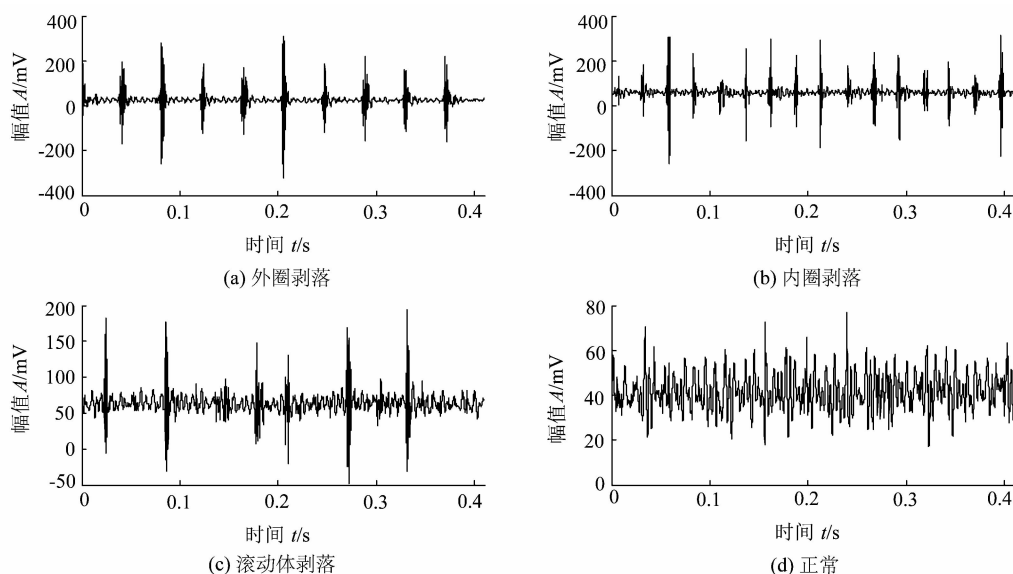


图2 基于邻域相关性的冗余第2代小波滚动轴承去噪信号

Figure 2 Rolling Bearing's de-noised signals based on neighborhood correlation and threshold value redundant second generation wavelet

采用冗余第二代小波可以很好抑制噪声,突出故障信息,从信号幅值上降噪后的信号与原信号较接近,更好保留了故障信息:①每隔 0.042 s 就有脉冲,频率为 23.8 Hz,接近于滚动轴承外圈故障的特征频率 23.7 Hz;②每隔 0.027 s 就有 1 个脉冲,其频率为 37 Hz,接近于滚动轴承内圈故障的特征频率 37.9 Hz;③间隔 0.061 s 处可找到几个脉冲,其频率为 16.39 Hz,接近于滚动轴承滚动体故障的特征频率 15.7 Hz,但信号受到其他频率的干扰,有相应的脉冲波形。

3 滚动轴承振动信号的 Hilbert 包络解调分析

滚动轴承局部有缺陷时,产生突变的衰减冲击脉冲力会激起轴承的高频固有振动。这种高频振动作为振动的载波,将受到缺陷引起的脉冲激励力的调制,表现为复杂的幅值调制波。因此调制波的频率中含有与缺陷对应的故障频率。Hilbert 包络解调法是一种滚动轴承实用的解调技术,可通过这种方法分离出轴承的缺陷信息^{[5]17}。

3.1 包络解调基本原理

Hilbert 包络解调是提取机械故障信号特别是轴承损伤特征频率的一种有效方法,其原理如下:

- 1) 对轴承信号以固有频率所在高频区域进行带通滤波;
- 2) 求滤波后振动信号的 Hilbert 变换对;
- 3) 以原振动信号为实部,以经处理的 Hilbert 变换对为虚部,构成解析信号;

4) 求解析信号的模,得到振动信号的包络;

5) 对包络以故障特征频率及倍频所在低频区进行低通滤波,并求包络的 FFT 频谱,得到调制信号的频率及其高次谐波^[7]。

3.2 滚动轴承振动信号的包络解调分析

由于 4 种不同状态的滚动轴承中滚动体剥落的轴承信号不能提取其故障特征频率,而 Hilbert 包络解调方法在滚动轴承的故障特征提取中应用广泛而且效果很好,下面对滚动轴承经基于邻域相关性冗余第二代小波降噪后的信号进行包络解调分析,进行故障特征提取。

图 3 为图 2 所示滚动轴承小波降噪信号的功率谱密度图。

从图 3 可看到滚动轴承在低频段都有脉冲,但故障轴承的频谱在 4 000 Hz 附近总有谐波出现,且脉冲幅值较大,而正常轴承没有这种现象,原因可能是故障轴承故障频率引起了共振,该滚动轴承的固有频率计算为 3 800 Hz,与 4 000 Hz 很接近^{[6]40}。

于是,对原始信号和基于邻域相关性冗余二代小波降噪信号在 2 000 ~ 6 000 Hz 内进行高频滤波,然后进行 Hilbert 包络分析,在 0 ~ 200 Hz 内进行低通滤波,得到图 4 和 7。

如图 4 所示, n_1 下外圈剥落特征频率 $f_{o1} = 23.7$ Hz,图(a)、(b)中均可以找到特征频率及倍频,但去噪后的信号能找到更多倍频。图 5 中, n_1 下内圈剥落特

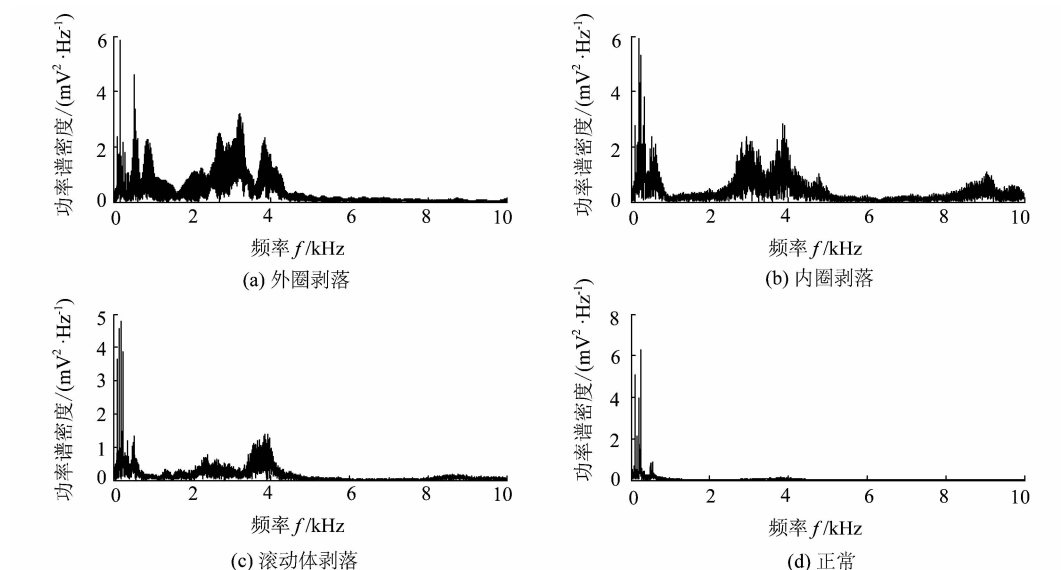


图3 滚动轴承降噪信号功率谱密度(PSD)图

Figure 3 Power spectral density (PSD) charts of rolling bearing's de-noised signals

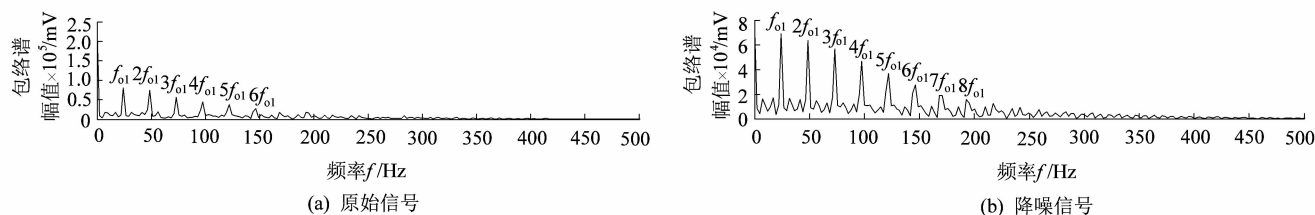


图4 外圈剥落滚动轴承的包络谱

Figure 4 Envelope spectra of rolling bearing with outer ring spalling

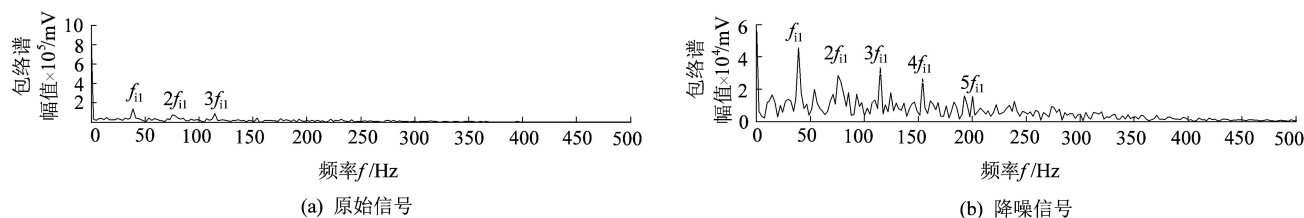


图5 内圈剥落滚动轴承的包络谱图

Figure 5 Envelope spectra of rolling bearing with inner ring spalling

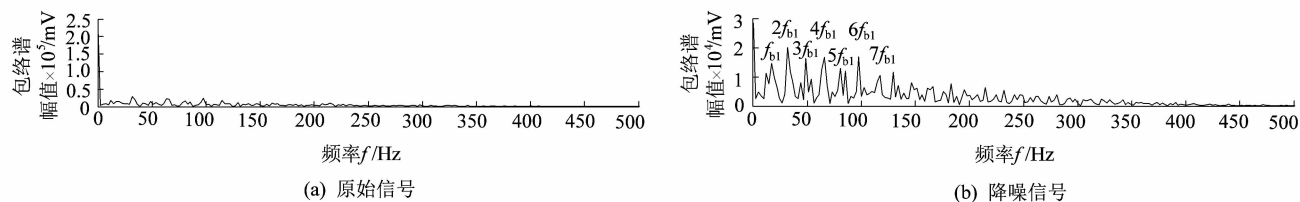


图6 滚动体剥落滚动轴承的包络谱图

Figure 6 Envelope spectra of rolling bearing with rolling element spalling

征频率 $f_{il} = 37.9$ Hz, 图(a)可以近似找到倍频 $f_{il} \sim 3f_{il}$, 但幅值很小。图(b)中可以找到倍频 $f_{il} \sim 5f_{il}$; 图6中 n_1 转速下滚动体剥落特征频率 $f_{bl} = 15.7$ Hz, 图

(a)中基本上找不到 f_{bl} , 图(b)中可以找到倍频 $f_{bl} \sim 7f_{bl}$, 且 $2f_{bl}, 4f_{bl}, 6f_{bl}$ 的脉冲幅值稍稍高于相邻脉冲幅值。

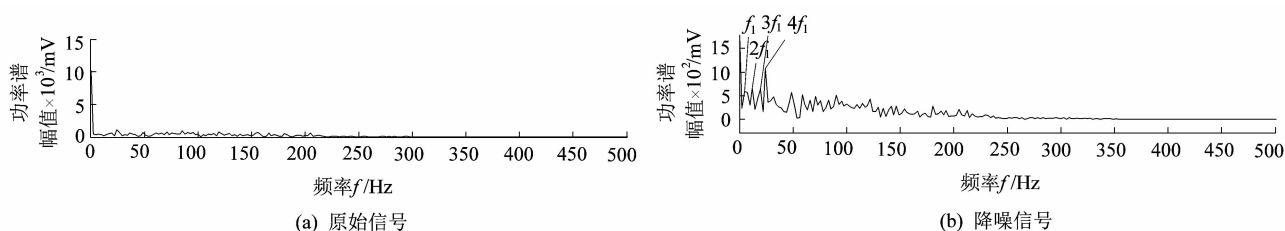


图7 正常滚动轴承的包络谱图

Figure 7 Envelope spectra of rolling bearing with normal condition

图7中 n_1 转速下滚动轴承转动频率 f_1 为7.7 Hz,其中图(a)为原始信号的包络谱图,基本上找不到 f_1 ,图(b)中可以找到倍频 $f_1 \sim 4f_1$;综上所述,降噪信号包络谱图能更好的突出故障信息,解调效果更好。

3.3 载荷和转速对包络解调的影响

对实验中4种不同转速和3种载荷下的48组故障轴承信号进行降噪、包络解调。结果表明:正常轴承、外圈剥落和内圈剥落的轴承信号受转速和载荷影

响都不大,进行降噪和包络分析都能找到其特征频率(或转频)及其倍频,诊断正确率为100%,但是对滚动体剥落信号进行分析后,所提取的特征频率有所不同,但都能找到其2倍频。

为了分析载荷和转速对诊断效果的影响,对滚动体剥落轻载下不同转速降噪信号进行包络分析,转速 $n_1 \sim n_4$ 的参数见表1,得到图8。

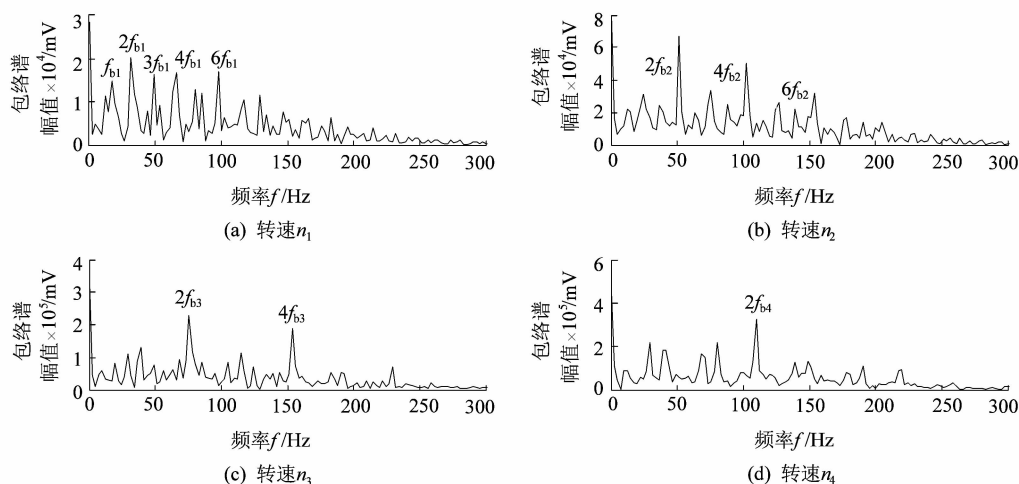


图8 滚动体剥落轴承降噪信号轻载4种转速下包络谱图

Figure 8 Envelope spectra of rolling bearing's de-noised signals with Rolling element spalling under condition of light load and 4 speeds

从图8中,可以看到:①除了图(a)外基本找不到单倍频,即使有幅值也非常小,且 $2f_{b1}$, $4f_{b1}$, $6f_{b1}$ 这些2倍频处的脉冲幅值稍稍高于相邻脉冲幅值;②图(a)中可以找到单倍频,但单倍频的幅值均小于2倍频,究其原因,因为滚动体处于外圈和内圈之间,因此在滚动中和内圈外圈都会发生冲击,所以其特征频率就是原有特征频率的2倍^[8];③转速越大,从包络谱上找到的倍频就越少。因为转速越大,滚动体撞击越剧烈,2倍频幅值越高,但也越容易受到其他频率成分(如转频、滚动体自转频率)的影响,故特征频率就越不容易提取。

图9为滚动体剥落降噪信号转速 n_2 下3种载荷

的包络谱图,3种不同载荷的包络谱在2倍频处都有明显的脉冲,所以载荷对其分析效果影响不大。

4 基于BP神经网络和包络解调的故障分类

从以上分析可以看到,包络谱能够提取滚动轴承的故障信息,因此可以结合人工神经网络对不同故障类型进行分类识别。

4.1 包络谱幅值峭度指标

由于包络解调方法是利用冲击脉冲包络谱的谱峰来识别故障的,冲击脉冲的幅值可反映出故障特征信息,又因为峭度(Kurtosis) K 是常用的无量纲指标之一,用来度量振动波形中是否有冲击或尖锐程度的指标^[9];

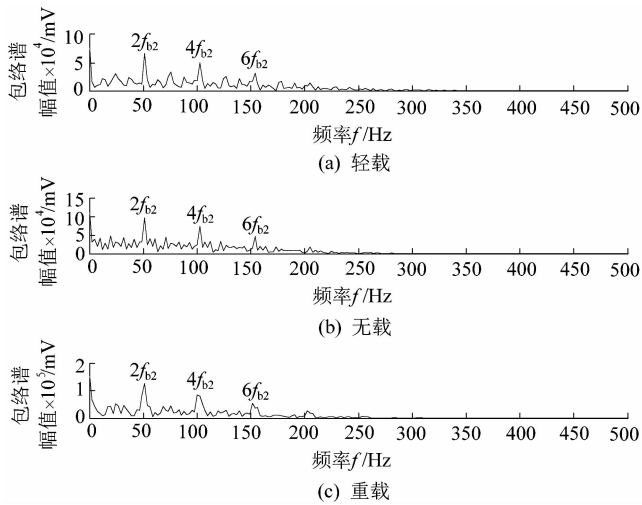


图9 滚动体剥落轴承降噪信号3种载荷
转速 n_2 下包络谱图

Figure 9 Envelope spectra of rolling bearing's de-noised signals with rolling element spalling under condition of 3 loads and speed n_2

故取4种轴承的不同转速、载荷下的共48个轴承信号样本,对其包络谱幅值进行峭度指标统计后得到图10。

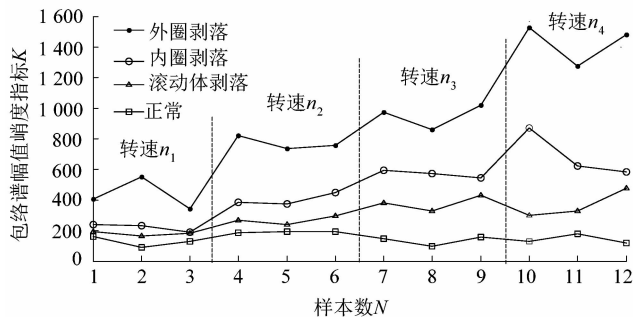


图10 滚动轴承包络谱幅值峭度指标
Figure 10 Kurtosis of rolling bearing's envelope spectrum amplitude

表3 测试样本实际输出向量

Table 3 Actual output vector of test samples

测试样本类型	节点1	节点2	节点3	节点4	测试样本类型	节点1	节点2	节点3	节点4
外圈剥落	0.999 2	0.000 3	-0.000 8	0.000 3	滚动体剥落	0.002 4	0.004 5	1.023 3	0.004 3
	0.995 6	0.000 5	0.000 9	-0.000 3		0.003 3	0.010 5	1.015 4	0.043 2
	1.000 2	0.000 7	-0.000 5	0.000 2		0.000 4	0.000 5	1.024 2	-0.003 2
	0.998 9	-0.000 6	0.000 4	0.000 5		0.000 6	0.000 7	1.004 4	0.003 3
	0.998 8	-0.000 6	0.000 1	-0.000 3		0.002 1	0.002 4	1.024 5	0.023 4
内圈剥落	-0.000 3	0.921 4	0.016 5	0.001 2	正常	0.001 9	0.035 5	0.006 2	1.043 4
	0.000 2	1.044 2	0.015 5	0.002 1		0.011 2	0.001 2	-0.022 4	0.985 4
	-0.001 2	0.975 5	-0.000 3	-0.000 4		0.000 8	-0.004 4	0.004 4	0.975 4
	0.002 3	1.013 3	-0.000 5	-0.000 6		0.001 8	0.002 1	0.002 6	1.000 8
	0.002 5	1.000 6	-0.004 4	0.000 2		0.143 3	1.033 4	0.054 5	1.143 4

从图10可以看到,不同转速下的4种故障信号包络谱幅值峭度可以区分开来,而且从峭度幅值大小来看,外圈剥落>内圈剥落>滚动体剥落>正常,这个结果与轴承信号的时域波形幅值也是相符的。由于转速越大,故障冲击越明显,故其包络谱幅值的峭度值越大,越容易区分。

4.2 基于BP神经网络的滚动轴承故障分类

BP神经网络是应用最为广泛的人工神经网络之一,它的自学习联想记忆功能,可以用来进行模式识别。它由信息正向传递与误差的反向传播组成,经过修正网络的权值和偏差值,使人工神经网络实际输出和理想输出误差的平方和最小^[10-13]。

由于利用包络谱幅值峭度指标可区分不同故障信号,且不受工况影响,故本文取4种轴承(外圈剥落、内圈剥落、滚动体剥落、正常)的包络谱幅值峭度值各35组,其中30组输入网络进行训练,另5组为测试样本。隐层节点数经比较后为360。理想输出向量见表2,实际输出向量见表3。

表2 训练样本理想输出向量

Table 2 Ideal output vector of training samples

训练样本类型	理想输出向量
外圈剥落	1000
内圈剥落	0100
滚动体剥落	0010
正常	0001

由表2和表3可以看到,结合包络谱幅值峭度的BP人工神经网络的分类的正确率为100%。

5 结语

1) 基于邻域相关性的冗余第二代小波去噪信号,从幅值更接近原信号,更好保留了故障信息。其中滚动体剥落轴承无法从时域图中找到特征频率。