

自适应冗余多小波及其在故障诊断中的应用

陈景龙¹, 訾艳阳¹, 何正嘉¹, 袁静²

(1. 西安交通大学机械工程学院, 710049, 西安; 2. 上海无线电设备研究所, 200090, 上海)

摘要: 针对机械设备在运行过程中萌生的故障尚在特征不明显、特征信息微弱且往往被机械设备运行过程中的强噪声所淹没等给故障特征提取与故障定位带来了很大困难,提出了自适应冗余多小波的故障诊断方法. 基于 Chui-Lian 多小波,依据信号特点采用两尺度相似变换方法,以谱熵最小为优化目标、遗传算法为优化方法,实现了冗余多小波的自适应构造. 同时,对振动信号进行了冗余多小波分解,从而实现了故障的准确定位及特征提取. 将提出的方法应用于滚动轴承的故障分析和烟汽轮机的碰摩故障诊断中,结果显示,该方法可以有效地提高对机械设备在运行中产生故障的诊断能力. 对比结果表明,该方法明显地优于传统的傅里叶变换、Db6 单小波变换和原始 CL3 多小波变换等方法.

关键词: 冗余多小波; 自适应构造; 两尺度相似变换; 故障诊断

中图分类号: TH17 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2012)07-0044-06

Adaptive Redundant Multiwavelet with Applications to Fault Diagnosis

CHEN Jinglong¹, ZI Yanyang¹, HE Zhengjia¹, YUAN Jing²

(1. School of Mechanical Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;

2. Shanghai Institute of Radio Equipment, Shanghai 200090, China)

Abstract: Signals of mechanical equipment faults in operation with obscure symptoms and weak features are always contaminated by stronger background noise. To solve the difficulty, a new method called adaptive redundant multiwavelet is proposed. Following Chui-Lian multiwavelet and two-scale similarity transforms, and taking the minimum envelope spectrum entropy as the optimization objective and genetic algorithms as the optimization tool, the redundant multiwavelet is adaptively constructed. Compared with the Fourier transform, Db6 scalar wavelet transform and CL3 multiwavelet transform, the applications to fault diagnosis rub-impact for a rolling element bearing of outer-race and a flue gas turbine unit of show the improved effectiveness of the proposed method.

Keywords: redundant multiwavelet; adaptive construction; two-scale similarity transforms; fault diagnosis

工程中常用的快速傅里叶变换、短时傅里叶变换、小波变换、第二代小波变换、多小波变换等信号处理方法,为关键机械设备的故障诊断奠定了基础. 何正嘉等人^[1]对以上诸多信号处理方法的物理本质与关键技术等基础学科问题进行了深入研究,揭示

了以上方法的变换原理都是基于希尔伯特空间的内积变换,旨在探求振动信号中包含与基函数最相似或最相关的分量,其关键在于构造和选择与故障特征波形相匹配的基函数,使所构造的基函数与动态信号物理特征达到最佳匹配,从而实现科学有效的

状态监测与故障诊断.

在以上内积变换原理的信号处理方法中,多小波变换^[2]是小波理论的新发展.多小波具有单小波所不能同时具备的多种优良性质,同时拥有多个时频特征有所差异的基函数,使得多小波变换在微弱复杂故障的特征提取等方面具有显著优势.已有的多小波基函数不能根据信号特点改变自身特性,难以实现与故障特征波形的最佳匹配.由于离散多小波变换的分解结果不具有平移不变的特性^[3],因此不利于对周期性冲击特征的准确提取.

两尺度相似变换^[4]是一种新颖的、非显性的多小波构造方法.基于两尺度相似变换,可以利用已知的多小波系统来构造新的多尺度函数和多小波函数,提高已知尺度函数的逼近阶,并保持紧支性等优良性质.本文基于 Chui-Lian 多小波,依据信号特点,采用两尺度相似变换的方法,以谱熵最小为优化目标,实现了冗余多小波的自适应构造.将本文方法应用于滚动轴承的故障分析和烟汽轮机碰摩故障的诊断中,可以有效地提高机械设备故障的诊断能力.

1 多小波变换的基本理论

多小波理论将单小波中由单个尺度函数生成的多分辨分析空间,扩展为由多个尺度函数来生成.设 $\Phi(t)=[\varphi_1(t), \varphi_2(t), \dots, \varphi_r(t)]$ 为重数 r 的尺度函数,且满足两尺度矩阵方程

$$\Phi(t) = 2^{1/2} \sum_{k=0}^M \mathbf{H}_k \Phi(2t-k), \quad k, M \in \mathbf{Z} \quad (1)$$

$$\Psi(t) = 2^{1/2} \sum_{k=0}^M \mathbf{G}_k \Phi(2t-k), \quad k, M \in \mathbf{Z} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{H}_k, \mathbf{G}_k$ 为两尺度矩阵序列; $\Psi(t)$ 为与 $\Phi(t)$ 对应的多小波函数.

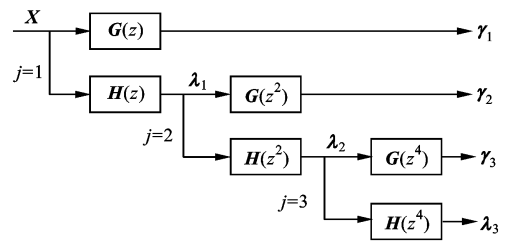
多小波的优良性质可以使信号特征分解后获得较为集中的能量分布,进而获得更好的信噪比. Chui-Lian 多小波^[5]的多尺度函数和多小波函数均具有紧支性,并且将对称性、正交性很好地结合在一起.与其他多小波(如应用最广泛的 GHM 多小波)相比, Chui-Lian 多小波变换可以使信号获得更加集中的能量分布^[6].由于滤波器长度的不同,因此根据 Daubechies 系列小波的定义方式,可以将滤波器长度为 3 的 Chui-Lian 多小波称为 CL3 多小波.

2 冗余多小波变换

离散多小波变换在工程应用中已经取得了丰硕的成果,是分析非平稳信号的有力工具,但由于在分

解和重构过程中存在抽样操作,使离散多小波变换仍存在以下问题^[3]:①由于对数据存在抽样操作,因此分解结果不具有平移不变性;②随着分解尺度的增加,逼近信号所包含的信息越来越少,时间分辨率降低.

为了克服以上问题,最有效的解决方法是将离散多小波变换转换为冗余多小波变换,实现方法为 Holschneider 等^[7]最早提出的多孔算法.采用滤波器系数矩阵之间插值补 0 的方式来模拟对数据的抽样操作,对前一分解层滤波器系数进行矩阵插值补 0 得到后一分解层的滤波器系数矩阵,然后再与数据卷积运算得到逼近信号和细节信号.图 1 为 CL3 的冗余多小波变换原理,原始信号经过前处理滤波由一维信号变成重数为 r 的矢量输入信号 $\mathbf{X}$.



$\mathbf{H}(z), \mathbf{G}(z)$: 低、高通滤波器的 z 变换形式; λ_j, γ_j : 分解尺度为 $j=1, 2, 3$ 时的逼近系数、细节系数; $\mathbf{H}(z^2), \mathbf{H}(z^4), \mathbf{G}(z^2)$ 、 $\mathbf{G}(z^4)$: 表示分解尺度为 2, 3 时的低、高通滤波器

图 1 冗余多小波变换原理

3 冗余多小波自适应构造方法

3.1 两尺度相似变换

$\mathbf{H}(\omega)$ 为低通滤波器的频域形式,而 $\mathbf{M}(\omega)$ 是一个两尺度变换矩阵,并且 $\mathbf{M}(\omega)$ 对于所有频域 ω 都可导,经过两尺度相似变换,新的低通滤波器为^[4]

$$\mathbf{H}_e(\omega) = \mathbf{M}(2\omega) \mathbf{H}(\omega) \mathbf{M}^{-1}(\omega) / 2 \quad (3)$$

根据两尺度相似变换方法, Strela 提出了构造具有更高逼近阶多尺度函数的算法^[4],具体为:拥有 n 阶逼近阶的低通滤波器 $\mathbf{H}_n(\omega)$, 当 $\omega=0$ 时, $\mathbf{H}_n(\omega)$ 具有特征值 1, 此时对应右特征向量 $\mathbf{r}_n$, 使 $\mathbf{H}_n(\omega) \mathbf{r}_n = \mathbf{r}_n$. 选择 $\mathbf{M}(\omega)$ 满足如下条件:① $\mathbf{M}(0) \mathbf{r}_n = 0$;② $D[\mathbf{M}(0)] \neq 0$;③ 当 $\omega \neq 0$ 时, $|\mathbf{M}(\omega)| \neq 0$. 然后,构造具有 $n+1$ 阶逼近阶的低通滤波器 $\mathbf{H}_{n+1}(\omega) = \mathbf{M}(2\omega) \mathbf{H}_n(\omega) \mathbf{M}^{-1}(\omega) / 2$. 找到一个合适的右特征向量 $\mathbf{r}_{n+1}$, 使得 $\omega=0$ 时 $\mathbf{H}_{n+1}(\omega)$ 的特征值为 1. 重复执行以上算法,直到得到所需逼近阶的低通滤波器.

经过一次两尺度相似变换,已知多尺度函数的

逼近阶和正则性提高了一阶,紧支性保持不变,但两尺度相似变换只能保证已知多小波系统的双正交性,却不能保证正交性. 基于两尺度相似变换和完全重构的条件,双正交多小波构造方法可以表示为:设双正交多小波 Φ 、 Ψ 及其对偶 $\tilde{\Phi}$ 、 $\tilde{\Psi}$ 的滤波器频域形式分别为 $H(\omega)$ 、 $G(\omega)$ 、 $\tilde{H}(\omega)$ 和 $\tilde{G}(\omega)$, 其中 Φ 及其对偶 $\tilde{\Phi}$ 分别具有 p 阶和 $\tilde{p} \geq 1$ 阶逼近阶. 当 $\omega=0$ 时, $H(\omega)$ 和 $M(\omega)$ 拥有相同的 r_n , 则有^[4]

$$\left. \begin{aligned} H_e(\omega) &= M(2\omega)H(\omega)M^{-1}(\omega)/2 \\ G_e(\omega) &= G(\omega)M^{-1}(\omega)/2 \\ \tilde{H}_e(\omega) &= 2(M^{-1})^*(2\omega)\tilde{H}(\omega)M^*(\omega) \\ \tilde{G}_e(\omega) &= 2\tilde{G}(\omega)M^*(\omega) \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

新的滤波器 $H_e(\omega)$ 、 $G_e(\omega)$ 、 $\tilde{H}_e(\omega)$ 和 $\tilde{G}_e(\omega)$ 构成新的双正交多小波对, 其中 $H_e(\omega)$ 所对应的 Φ_n 具有 $p+1$ 阶逼近阶, 而 $\tilde{H}_e(\omega)$ 对应的 $\tilde{\Phi}_n$ 则具有 $\tilde{p}-1$ 阶逼近阶.

3.2 冗余多小波的自适应构造方法

在自适应构造多小波的过程中, 只需要选取起始的 $H_n(\omega)$ 和每次循环的 $M(\omega)$, 在每次循环后, $H_n(\omega)$ 所对应的多尺度函数逼近阶和正则性均提高一阶, 且保持对称性和紧支性.

利用自适应构造算法, 采用两尺度相似变换对具有优良性质的 CL3 多小波做进一步改造, 使之实现与故障特征波形的最佳匹配, 该多尺度函数和多小波函数如图 2 所示. 当 $\omega=0$ 时, $H(\omega)$ 拥有 $r_n=(1,0)^T$, 相应于特征值 1. 根据多尺度函数的构造算法, 基于 CL3 多小波的两尺度相似变换转换矩阵的构造如下

$$M_1(\omega) = \begin{bmatrix} 0 & b \\ a(1-e^{-i\omega}) & 0 \end{bmatrix} \quad (5)$$

式中: a 、 b 为非 0 常数. 当 $a=b=6$ 时, 一组新的双正交多小波如图 3 所示.

从图 3 可以看到, 多尺度函数逼近阶和正则性的提高, 是以降低对偶多尺度函数的逼近阶和正则性为代价的. 为了改善对偶多小波基的特性, 对所得到的对偶多小波基函数可实施两尺度相似变换, 当 $\omega=0$ 时, 新的对偶多小波相对于特征值 1, 具有 $r_n=(0,1)^T$. 基于上述的双正交多小波基, 构造的两尺度相似变换转换矩阵为

$$M_2(\omega) = \begin{bmatrix} c & 0 \\ d(1+e^{-i\omega}) & h(1-e^{-i\omega}) \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: c 、 d 、 h 为非 0 常数. 利用式(6)可以得到改进的双正交多小波族. 该族双正交多小波紧支具有 2 阶逼近阶, 并同时受到 a 、 b 、 c 、 d 和 h 的共同作用. 当

$[a,b,c,d,h]=[-1,-2,4,6,8]$ 时, 得到的改进的双正交多小波见图 4.

通过两尺度相似变换可获得一族具有与信号特

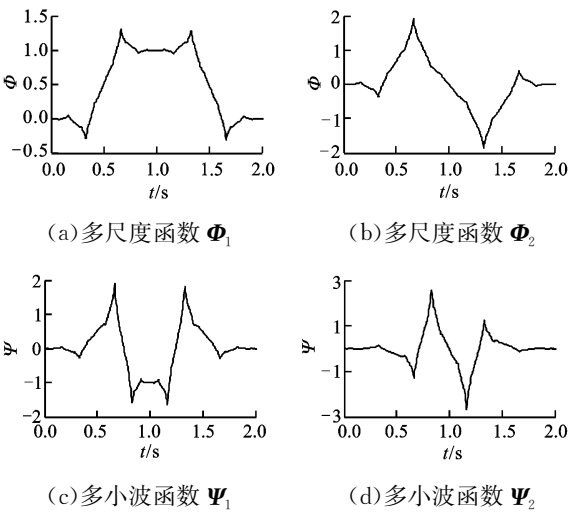


图 2 CL3 多尺度函数和多小波函数

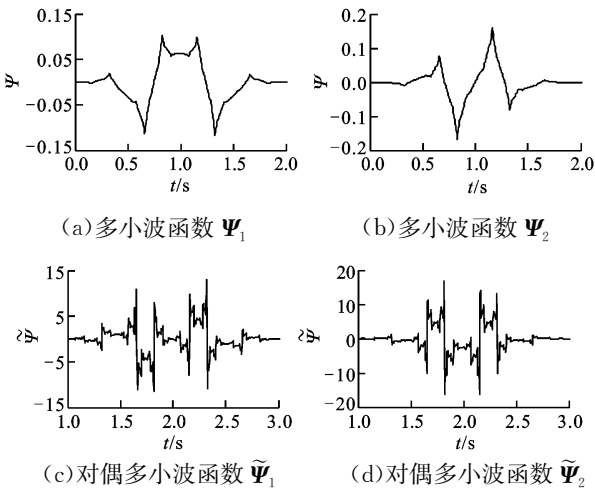


图 3 新的双正交多小波基

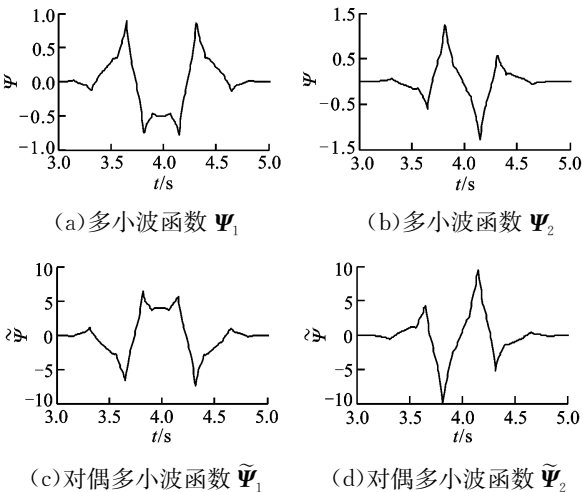


图 4 改进的双正交多小波基

点相关联的多小波基函数,它们可根据给定信号的故障特征,通过改变 a 、 b 、 c 、 d 和 h 来获得与故障特征相匹配的多小波基函数,从而实现故障特征的最优提取。

3.3 基于谱熵最小的自适应构造方法

当局部性故障发生时,其时域波形常常表现为周期性冲击的调制信号,而包络谱可以有效地反映出周期性冲击. 为了获取与故障特征相关的基函数,可以根据包络谱熵^[8]来判定基函数匹配性能的好坏. 假设信号 $\{x_i\}$ 的包络谱为 $\{f_i\}$, 计算谱值在整个谱中的分布概率密度为 s_i , 其包络谱熵为

$$E_f = - \sum_i^n s_i \ln s_i \tag{7}$$

包络谱熵表征了包络谱的明确程度,其值越小,表明冲击特征的周期性越突出. 鉴于遗传算法具有很强的鲁棒性,以及全局、并行搜索的特点,因此选择遗传算法作为优化工具对多小波构造过程进行了优化.

将两尺度相似变换的冗余多小波自适应构造方法用于机械故障的诊断流程:①基于 CL3 多小波,分别计算满足式(5)、式(6)的两尺度相似变换转换矩阵 $M_1(\omega)$ 、 $M_2(\omega)$;②利用 $M_1(\omega)$ 、 $M_2(\omega)$ 进行两尺度相似变换,构造改进的多小波基函数;③利用最小谱熵值为目标函数,优选合适的 a 、 b 、 c 、 d 和 h ,从而选择与信号最相关的多小波基函数;④进行自适应冗余多小波变换,提取隐藏在噪声信号中的故障特征.

4 实验信号分析

将本文提出的方法应用于电力机车滚动轴承故障分析和烟机碰摩的故障诊断中,以验证该方法在机械设备故障特征提取应用的有效性. 传统傅里叶变换作为经典的故障诊断方法已在工程中取得了广泛应用. Db6 小波在工程中常被选作小波变换的基函数,且性质与基于两尺度相似变换的自适应多小波类似. 因此,将传统傅里叶变换、Db6 单小波变换和原始 CL3 多小波变换方法作为对比,以验证本文方法的有效性.

4.1 电力机车滚动轴承故障分析

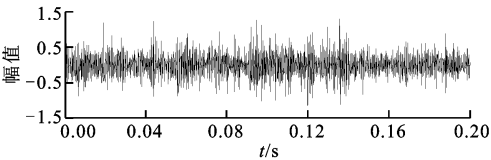
滚动轴承作为机车上极其重要的机械部件,其状态安全对机车的安全运行至关重要. 某客运型电力机车走行部的滚动轴承型号为 552732QT,几何参数如表 1. 监测的滚动轴承安装在一个液压驱动的实验台架上,用加速度传感器将收集的振动信息

送入 Sony EX 数据仪,以获取和对模块进行分析. 采集数据时,采样频率为 12.8 kHz,轴承转速为 460 r/min,根据轴承几何参数和转速,计算出该轴承外圈故障的特征频率为 55.29 Hz. 该轴承外圈存在轻微的擦伤故障.

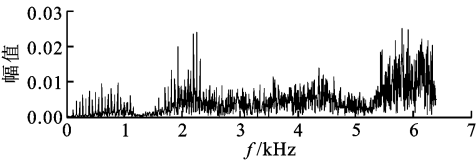
表 1 机车滚动轴承的参数

轴承型号	内径 /mm	外径 /mm	滚子直径 /mm	滚子 数	接触角 /(°)
552732QT	160	290	34	17	0

图 5 是采集的时域振动信号及频域信号. 在时域波形中,由于大量噪声的影响,所以难以观察到周期性冲击特征,同时在频谱图低频段难以寻找到轴承故障的特征频率(55.29 Hz),因此很难通过传统傅里叶变换直接获取故障的特征信息.



(a) 时域信号



(b) 频域信号

图 5 滚动轴承的时域振动信号及频域信号

采用基于两尺度相似变换的自适应冗余多小波对信号进行分析时,先构造与该测试轴承振动信号自适应的基函数,优选参数为 $[a, b, c, d, h] = [-6.262\ 5, 8.956\ 8, -1.966\ 9, -1.095\ 6, 8.582\ 4]$. 自适应冗余多小波变换第二层分解的逼近信号见图 6,从图 6 中可以清晰地看到周期性冲击,该冲击的平均间隔时间大约为 0.018 s,非常接近于轴承外圈的故障特征频率(55.56 Hz).

为了验证本文方法的有效性,分别采用原始 CL3

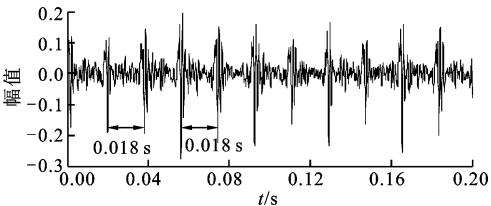


图 6 轴承振动信号的自适应冗余多小波分析结果

多小波和 Db6 单小波来分析轴承的振动信号,分析结果如图 7、图 8 所示. 与本文所提的自适应冗余多小波方法相比,这些方法都难以有效地提取出测试轴承的外圈故障特征. 为了进一步验证本文所提方法的有效性,使用共振解调法对轴承振动信号进行了分析,结果如图 9 所示,单独使用本文方法在含有大量背景噪声的信号中提取明显的倍频现象,即轴承外圈故障特征信息的提取效果不佳(见图 10).

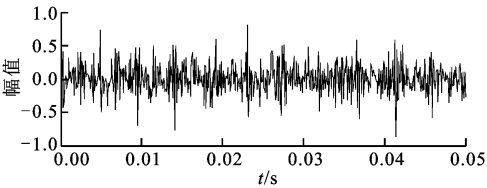


图 7 原始 CL3 多小波的分析结果

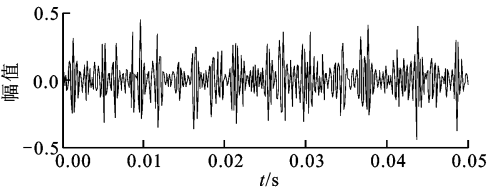


图 8 Db6 单小波的分析结果

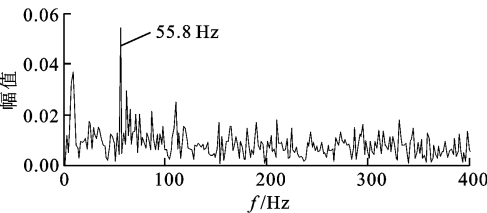


图 9 共振解调法的分析结果

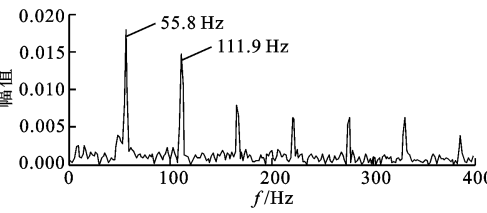


图 10 自适应冗余多小波分解后的共振解调法的分析结果

4.2 烟机碰摩故障检测

某炼油厂的重油催化裂化装置由烟机、风机、齿轮箱、电机组成,如图 11 所示. 监测系统采用电涡流传感器对烟机 1 号瓦和 2 号瓦、风机 3 号瓦和 4 号瓦,以及齿轮箱轴 5 号瓦的 10 个测点进行实时在线监测. 机组的工作转速为 5 850 r/min,转频为 97.656

Hz,齿轮箱传动比为 5 745/1 484,齿轮箱低速轴转频为 25.22 Hz,采样频率为 2 000 Hz.

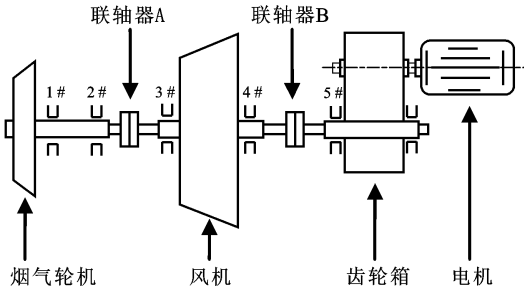
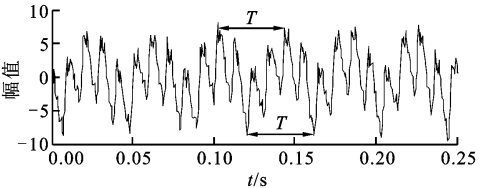
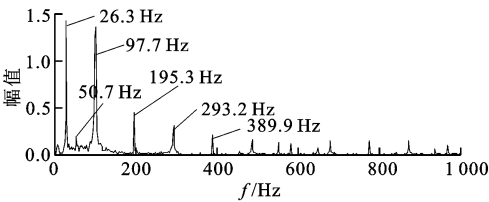


图 11 重油催化裂化装置结构图

风机轴的时域波动信号(见图 12a)表现为带小毛刺的正弦信号,周期 $T=40.5\text{ ms}$,对应于齿轮箱低速轴转频,这表明电机所产生的周期波动信号作为附加脉冲成分可直接叠加到高速轴的振动信号上. 从图 12b 可以看出,机组高速、低速轴的转频都非常明显,说明机组存在明显的不平衡故障,同时高速轴转频的倍频,特别是二倍频十分明显,说明转轴存在不对中故障.



(a) 信号时域

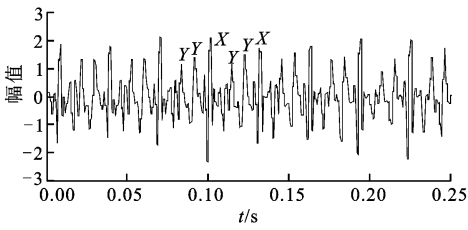


(b) 信号频域

图 12 风机 4 号瓦振动信号的时域及频域图

为了分析振动信号中表现出的小毛刺特征,利用自适应冗余多小波对信号进行分析,其中 $[a,b,c,d,h]=[-6.960\ 0,-0.309\ 1,-1.322\ 6,0.011\ 6,8.154\ 7]$. 从图 13 所示的分析结果中可以看出,冲击序列在幅值大小和间隔周期上具有一定的规律性. 每 2 个幅值较小的冲击和一个幅值较大的交替出现,幅值较小的冲击之间的平均间隔约为 0.01 s,接近于机组高速轴转频,而幅值较大的冲击每 3 个旋转周期出现一次,与高速轴的 1/3 转频接近. 旋转机械的碰摩故障,尤其是早期碰摩故障,往往表征为

1/2、1/3 倍工频的次谐波频率. 因此,图 13 中所显示的 1/3 谐波成分说明了该机组存在一定程度的碰摩故障.



X:幅值较大的冲击;Y:幅值较小的冲击
图 13 自适应冗余多小波的分析结果

通过对机组结构的进一步分析,可知风机与烟机的轴系采用膜片式联轴器连接. 由于不平衡和轴系不对中故障的存在,因此在机组工作过程中,联轴器膜片之间产生了相对摩擦的错位运动,同时齿轮箱的偏心故障使得高速轴时域振动信号出现了附加脉冲成分,表现为以 40.5 ms 为周期的正弦信号.

采用原始 CL3 多小波和 Db6 单小波对时域信号进行对比分析,分析结果如图 14、图 15 所示. 在分析结果中没有看出明显的碰摩故障特征,只有采用自适应基函数才能有效地提取出碰摩故障的特征.

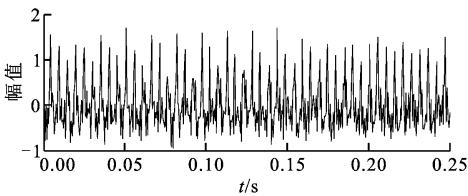


图 14 原始 CL3 多小波的分析结果

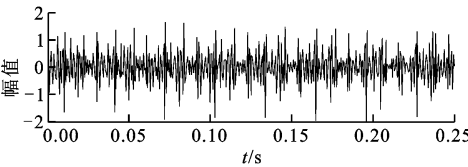


图 15 Db6 单小波的分析结果

5 结 论

自适应冗余多小波具有多个尺度函数和小波函数,可以匹配振动信号中不同特征信息的优良特性,并且克服了离散多小波变换不具有平移不变特性的缺点,是实现多小波基函数和待分析信号的最佳匹配. 基于 Chui-Lian 多小波,本文根据信号的特点采用了两尺度相似变换方法,以谱熵最小为优化目标,

实现了冗余多小波的自适应构造,进而实现了对故障的准确定位及特征提取. 在应用于电力机车滚动轴承的故障分析和烟汽轮机碰摩故障检测中显示,本文方法可以有效提高对机械设备在运行中产生故障的诊断能力,明显优于传统的傅里叶变换、Db6 单小波变换和原始 CL3 多小波变换等方法.

参考文献:

[1] 何正嘉, 裴艳阳, 陈雪峰, 等. 内积变换原理与机械故障诊断 [J]. 振动工程学报, 2007, 20(5): 528-533.
HE Zhengjia, ZI Yanyang, CHEN Xuefeng, et al. Transform principle of inner product for fault diagnosis [J]. Journal of Vibration Engineering, 2007, 20(5): 528-533.

[2] WANG Xiaodong, ZI Yanyang, HE Zhengjia. Multi-wavelet construction via an adaptive symmetric lifting scheme and its applications for rotating machinery fault diagnosis [J]. Measurement Science and Technology, 2009, 20(4): 1-17.

[3] BRADLEY A P. Shift-invariance in the discrete wavelet transform [C]//Proceedings of the 7th International Conference on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Sydney, Australia: The University of Queensland, 2003: 29-38.

[4] STRELA V. Multi-wavelets: theory and application [D]. Cambridge, USA: Massachusetts Institute of Technology, 1996.

[5] CHUI C K, LIAN J. A study of orthonormal multi-wavelets [J]. Applied Numerical Mathematics, 1996, 20(3): 273-298.

[6] 黄卓君, 马争鸣. CL 多小波图像编码 [J]. 中国图象图形学报, 2001, 6(7): 662-668.
HUANG Zhuojun, MA Zhengming. CL multiwavelet image coding [J]. Journal of Image and Graphics, 2001, 6(7): 662-668.

[7] MALLAT S G. A wavelet tour of signal processing [M]. 2nd ed. Beijing: Machinery Industry Press, 2003: 49-51.

[8] 李宏坤, 张志新, 马孝江, 等. 基于 Hilbert 谱熵的柴油机故障诊断方法研究 [J]. 大连理工大学学报, 2008, 48(2): 220-224.
LI Hongkun, ZHANG Zhixin, MA Xiaojian, et al. Investigation on diesel engine fault diagnosis by using Hilbert spectrum entropy [J]. Journal of Dalian University of Technology, 2008, 48(2): 220-224.

(编辑 管咏梅)