

基于小波分析的氢涡轮泵低温轴承 保持架故障特征辨识

黄锦殿¹, 柴卫东²

(1. 北京航天动力研究所, 北京 100076; 2. 航天推进技术研究院, 西安 710100)

摘 要: 提出了小波分析与短时傅立叶分析相结合的方法来分析处理滚动轴承的振动信号, 提取对应于轴承保持架的特定频率成分有助于准确地判断轴承保持架的健康状况。研究表明, 在氢涡轮泵低温轴承保持架故障特征辨识中, 综合利用小波分析与短时傅立叶分析能够更形象、更直观地识别出特定的频率成分。

关键词: 轴承保持架; 振动信号; 小波分析; 短时傅立叶分析; 故障识别

中图分类号: V434-34 **文献标识码:** A **文章编号:** 1672-9374 (2011) 02-0043-05

Fault identification based on wavelet analysis for bearing cage of hydrogen turbopump

HUANG Jin-dian¹, CHAI Wei-dong²

(1. Beijing Aerospace Propulsion Institute, Beijing 100076, China

2. Academy of Aerospace Propulsion Technology, Xi'an 710100, China)

Abstract: A new method to combine the wavelet analysis with short-time Fourier transform is presented to analyse the vibration signal of rolling bearing cage, extract the designated frequency composition corresponding to the bearing cage and judge the healthy status of the bearing cage accurately. The research demonstrates that the new method has unique advantages in identifying the defects of the bearing cages.

Keywords: bearing cage; vibration signal; wavelet analysis; short-time Fourier transform; fault identification

0 引言

氢涡轮泵作为氢/氧发动机的主要部件之一是

氢/氧发动机健康监控与故障诊断的重要监测对象。在氢/氧发动机涡轮泵结构中, 转子处于高速运转的状态下, 轴承-转子系统又是涡轮泵健康监测的主要对象。在轴承-转子系统中, 滚动轴

收稿日期: 2010-11-20; 修回日期: 2010-12-25

作者简介: 黄锦殿 (1984—), 男, 助理工程师, 研究领域为涡轮泵故障诊断

承是故障易发生的主要部件之一。低温滚动轴承主要元件之一保持架是非金属材料,其密度远小于金属,故其故障特征频率的振动量级小,比较容易湮没在复杂的背景噪音下。采用常规的短时傅立叶分析该特征频率难以被识别出来,进而会影响对轴承保持架健康状况判别的效果。

小波分析作为傅立叶分析思想的发展与延拓,已成为应用数学里一个迅速发展的领域。根据其多分辨率分析与带通滤波的思想,能实现高频部分的较高时间分辨率与较低频率分辨率,低频部分的较低时间分辨率与较高频率分辨率,进而有效地从振动信号中提取有用的信息,见图 1。本文将小波分析结合短时傅立叶分析应用于氢涡轮泵振动信号处理中,大大提高了在高采样频率下提取振动量级相对小的低频成分的能力,对低温轴承保持架故障诊断有着很实际的意义。

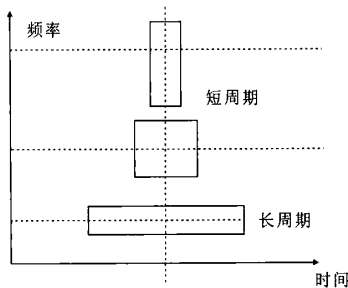


图 1 小波分析示意图

Fig. 1 Diagrammatic sketch of wavelet analysis

1 小波分析的基本理论简介

满足条件

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |\hat{\psi}(\omega)|^2 |\omega|^{-1} d\omega < +\infty \quad (1)$$

的平方可积函数 $\psi(t)$ (即 $\psi(t) \in L^2(-\infty, +\infty)$) 称为基本小波或小波母函数,其中 $\hat{\psi}(\omega)$ 是 $\psi(t)$ 的傅立叶变换。令

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \psi\left(\frac{t-b}{a}\right), \quad a, b \text{ 为实数, 且 } a \neq 0 \quad (2)$$

称为有母函数 ψ 生成的依赖于参数 a, b 的连续小波,又称为小波基函数。设 $f(t) \in L^2(-\infty, +\infty)$,

定义小波变换为

$$W_f(a,b) = \langle f, \psi_{a,b} \rangle = \frac{1}{\sqrt{|a|}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \overline{\psi\left(\frac{t-b}{a}\right)} dt \quad (3)$$

由上面定义可见。参数 b 起着平移的作用,而参数 a 的变化不仅改变连续小波的频谱结构,而且也改变其窗口的大小与形状。这是因为由 Fourier 变换的基本关系式可见,随着 $|a|$ 的减小, $\psi_{a,b}(t)$ 的频谱就向高频方向移动,而 $\psi_{a,b}(t)$ 的宽度则愈来愈狭小。这就满足了信号频率高相应的窗口应该小,因而在时间(或空间)域上的分辨率亦高的要求。

Mallat 提出了多分辨率分析的概念,受到金字塔算法的启发,以该概念为基础提出了著名的快速小波算法——Mallat 算法 (FWT)。这种算法先对较大尺度的信号进行小波变换,再选取其中的低频部分在原尺度的 1/2 尺度上进行小波变换。利用 Mallat 塔式算法进行信号分解,下一层的高、低频部分分别是上一层低频信号的高半频带与低半频带。基于多分辨率分析的思想,可以把信号分解到各不同的频率通道之中,并保持有相应的频率与时间分辨率。在滤波的角度上来看,就是将信号的频带二进划分成一系列子带的过程,有带通滤波器的功能,并拥有较高的分析精度。小波分析的带通滤波简单示意图,见图 2。

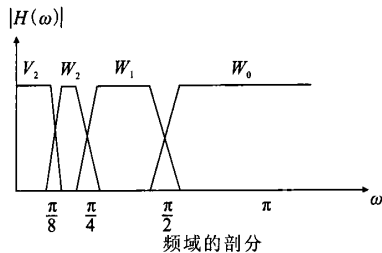


图 2 小波分析带通滤波器的简单示意图

Fig. 2 Diagrammatic sketch of wavelet analysis band-pass filter

2 低温滚动轴承故障特征频率

滚动轴承的振动十分复杂,主要分为两大类:第一是与轴承的弹性有关的固有振动。其振

动频率有几千到几万赫兹, 通常远远高于轴承故障诊断所研究的频率, 且在轴承正常与异常时均有发生, 故对诊断工作本身没有太大的意义。第二是与弹性元件接触表面状况有关的振动。这主要反映了轴承的损伤状况, 是轴承故障诊断的重要依据之一。

当轴承运转中元件的缺陷部位进入接触状态时, 会出现由反复的冲击力作用产生的低频脉动, 这种脉动成为轴承的“特征频率”。这频率又可以认为是各轴承元件的转动频率。其频率值可以由转速和轴承的几何尺寸计算而得。

滚动体 $f_b = \frac{Dn}{2d} (1 - d^2 \cos^2 \alpha / D^2)$

外圈 $f_i = \frac{Zn}{2} (1 - d \cos \alpha / D)$

保持架 $f = \frac{n}{2} (1 - d \cos \alpha / D)$

内圈 $f_o = \frac{Zn}{2} (1 + d \cos \alpha / D)$

式中: f_b 为滚动体自转频率; f_i 为滚动体通过内圈频率即内圈故障频率; f_o 为滚动体通过外圈频率即外圈故障频率; f 为保持架旋转频率即保持架故障特征频率; d 为滚动体直径; D 为节圆直径; α 为接触角, 为共切点与圆心的连线同垂线的夹角; Z 为滚动体个数; n 为轴频。

可见, 轴承保持架的转动速度相对于转子的转速更低, 且其材料是非金属, 密度相对比较小, 则其振动量级相对比较小。如果轴承保持架故障特征频率的出现, 那么主要反映了轴承保持架出现了缺陷, 导致了保持架处于动不平衡状态, 属于轴承保持架动不平衡故障现象。通过常规的傅立叶分析, 该特征频率难以识别出来。本文尝试利用小波分析来处理轴承振动信号, 辨识出保持架的故障特征频率。

3 低温轴承保持架故障振动分析实例

本文中采用了小波分析与短时傅立叶分析相结合的分析方法来诊断轴承保持架故障。这种分析方法的主要步骤是: 首先, 通过轴承的结构参数与当时运转的状态, 理论计算得到轴承故障的

特征频率; 其次, 对其振动信号进行快速傅立叶分析, 得到该段信号的大体频率分布情况; 接着, 运用合适的小波基函数对该段信号进行离散小波分析; 最后, 对要分析的频率 (比如保持架故障特征频率) 所在的频段进行短时傅立叶分析, 形象准确地找到特征频率。某型氢/氧发动机在进行两次试车之后, 发现氢涡轮泵低温轴承保持架破裂故障。该轴承的结构参数见表 1。

表 1 低温轴承结构参数

Tab. 1 Structural parameters of low-temperature bearing

接触角/ $^{\circ}$	滚动体直径/mm	滚动体数目/个	内圈直径/mm	外圈直径/mm	节圆直径/mm
20~23	15.081	13	60	110	85

通过上面轴承特征频率的计算公式, 并结合当时工作的转动频率为 $n=561.5$ Hz 与表 1 的轴承的几何结构参数, 可以得到表 2。

表 2 低温轴承故障特征频率

Tab. 2 Characteristic frequency of low-temperature bearing vibration fault

接触角 $\alpha/^{\circ}$	f_b /Hz	f_i /Hz	f_o /Hz	f /Hz
20	1538.4	3041.2	4258.2	233.9
21	1539.0	3045.2	4254.3	234.2
22	1539.6	3049.4	4250.1	234.6
23	1538.4	3053.7	4245.8	234.9

通过对两次试车的氢涡轮泵振动信号进行全程分析, 在第二次试车的切向振动信号某一时段中, 发现了轴承保持架的特征频率。

该时段的振动信号 (采样频率为 20000Hz) 的时域图如图 3 所示。首先, 对这段振动信号进行快速傅立叶分析, 得到结果见图 4。

由图可以看出, 这段振动信号中主要包含的频率成分有: 308.2 Hz、499.9 Hz、561.5 Hz、999.8 Hz、1690 Hz、2252 Hz、2879 Hz、3379 Hz、3879 Hz、4505 Hz、5069 Hz、5631 Hz、6195 Hz、6758 Hz 等。其中, 308.2 Hz 为氧泵转速频率, 561.5 Hz、1690 Hz、2252 Hz、2879 Hz、3379 Hz、3879 Hz、4505 Hz、5069 Hz、5631 Hz、6195 Hz、6758 Hz 分别为氢泵转速频率的 1、3、4、5、6、

7、8、9、10、11、12 倍频, 由图也可以得到, 氢泵 6 倍频与 12 倍频的幅值最大。从上面统计的频率成分发现, 这段振动信号包含有氢泵 (除了 2) 倍频。这是氢泵轴承发生故障的重要特征之一, 也成为初步判断氢泵轴承是否发生故障的重要依据之一^[2]。

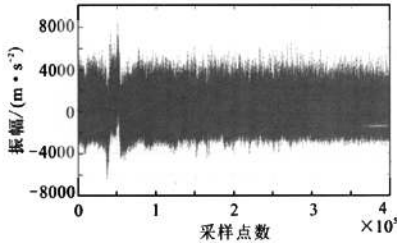


图 3 某时段原始振动信号

Fig. 3 Original vibration signal at a certain time interval

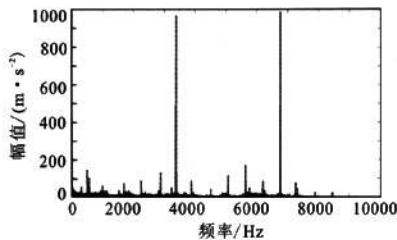


图 4 某时段振动信号快速傅立叶分析

Fig. 4 FFT spectral density at a certain time interval

本文中选用 *db16* 小波基对这段振动信号进行 6 层离散小波分析, 得到 6 个高频成分与 1 个低频成分, 见图 5。

其中 *d6* 频段包含频率是 312 Hz~156 Hz, 保持架的故障特征频率就在此频段。运用短时傅立叶分析对此频段进行分析可以得到图 6。

由图可以看出, 在该时段里, 在 8 s 时刻就出现了保持架的故障特征频率, 可以判定氢泵低温轴承保持架出现了故障。常规的短时傅立叶分析对此段振动信号进行分析时, 却难以发现保持架故障特征频率, 见图 7。

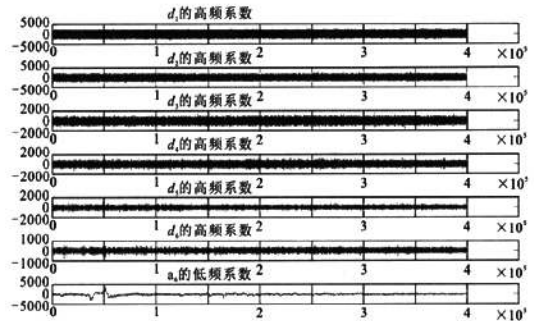


图 5 某时段振动信号 *db16* 小波 6 层分解重构

Fig. 5 The *db16* wavelet based six-layer DWA of vibration signal at a certain time interval

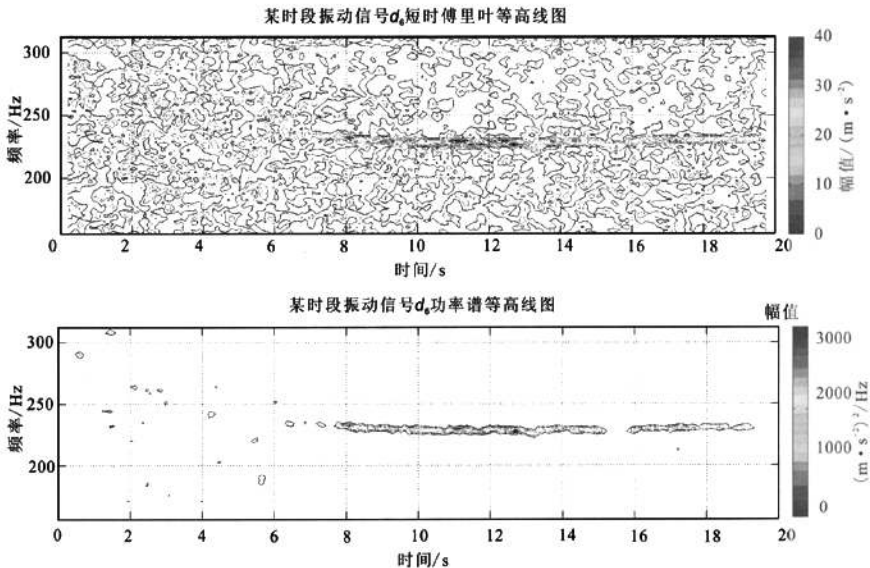


图 6 *d6* 频段信号短时傅立叶分析频谱与功率谱等高线图

Fig. 6 Contour map of short-time Fourier transform frequency spectrum and power spectrum at *d6* frequency range

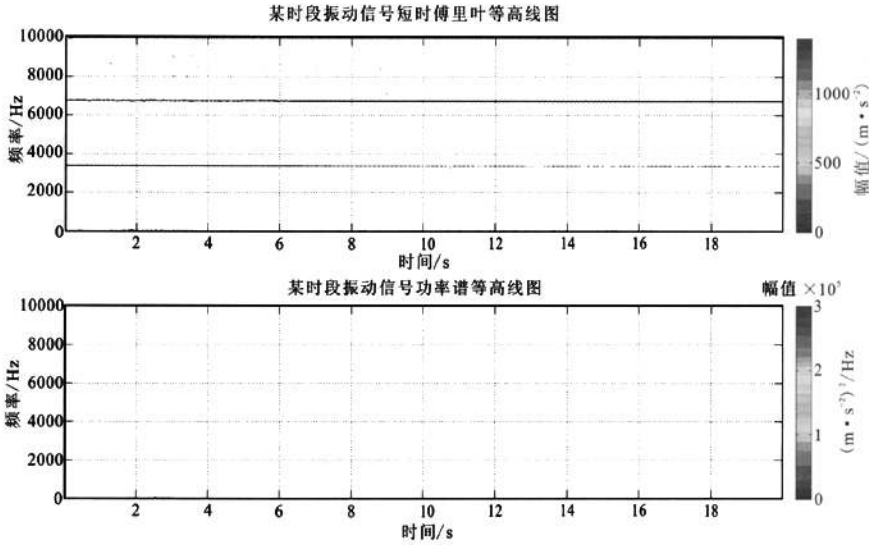


图 7 某时段振动信号短时傅立叶分析频谱与功率谱等高线图

Fig. 7 Contour map of short-time Fourier transform frequency spectrum and power spectrum at a certain time interval

4 结论

通过上面的实例分析与常规的快速傅立叶分析与短时傅立叶分析相比较, 本文所提出的分析方法能更有利于从高频采样的频谱中辨识出振动能量级较小的低频成分, 使之不会湮没在复杂的背景噪声中, 更有助于准确判别故障的发生时间。这种新的分析方法综合了小波分析与短时傅立叶分析的优点, 既能解决因整个振动信号采用单一分辨率而带来的分辨精度不高的问题, 又能够对特定的频段进行独立分析 (可以避免其它频率成分的干扰)。因此, 该分析方法非常适合于分析轴承振动信号, 尤其是对保持架健康状况进行准确判别。

参考文献:

[1] 高成 主编. Matlab 小波分析与应用[M]. 2 版. 北京: 国防

工业出版社, 2007.

[2] 王慧. 基于振动参量的涡轮泵健康状况判别方法的研究[D]. 中国航天科技集团公司博士点, 2003.
 [3] 何泽夏, 李锋. 基于小波的液体火箭发动机故障分析[J]. 机械强度, 2008, 30.
 [4] 张育林, 吴建军. 液体火箭发动机健康监控技术[M]. 湖南长沙, 国防科技大学出版社. 1998.
 [5] 杨建国 主编. 小波分析及其工程应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 2007.
 [6] 刘泽九 主编. 滚动轴承应用手册[M]. 2 版. 北京: 机械工业出版社, 2007.
 [7] DAUBECHIES Ingrid. 小波十讲 [M]. 李建平, 杨万年, 译. 北京: 国防工业出版社, 2004.
 [8] STRANG G, NGUYEN T. Wavelet and filter banks [M]. UK: Wellesley-Cambridge Press, 1997.
 [9] NEIL D K, RICHARD M O. Using time-frequency and wavelet analysis to assess turbulence/rotor interactions, AIAA-2000-0036 [R]. USA: AIAA, 2000.
 [10] HAWMAN M W. Health monitoring system for the SSME-program overview, AIAA-1990-1987 [R]. USA: AIAA, 1990.

(编辑: 陈红霞)