

文章编号: 1001-2486(2007)06-0102-04

小波相关特征尺度熵在滚动轴承故障诊断中的应用*

曾庆虎, 邱 静, 刘冠军, 谭晓栋

(国防科技大学 机电工程与自动化学院, 湖南 长沙 410073)

摘 要: 将小波相关滤波方法与 Shannon 信息熵相结合, 提出了一种故障检测与诊断的方法——小波相关特征尺度熵故障法。首先利用小波相关滤波方法提取滚动轴承故障振动信号的微弱故障信息特征, 以求得信噪比较高的尺度域小波系数; 然后结合 Shannon 信息熵理论给出了沿尺度分布的小波相关特征尺度熵定义及其计算方法。小波相关特征尺度熵能够定量表征不同尺度的能量分布, 各尺度能量分布的均匀性可以反映滚动轴承的运行状态的差别, 选取最能反映故障特征的小波相关特征尺度熵作为特征参数, 通过所选取的小波相关特征尺度熵大小判断滚动轴承的工作状态和故障类型。实验证明该方法能有效地判断滚动轴承故障特征, 为滚动轴承故障诊断提供了新的思路。

关键词: 小波相关滤波; 小波相关特征尺度熵; 滚动轴承; Shannon 熵

中图分类号: TH133; TP391 **文献标识码:** A

Application of Wavelet Correlation Feature Scale Entropy to Fault Diagnosis of Roller Bearings

ZENG Qing-hu, QIU Jing, LIU Guan-jun, TAN Xiao-dong

(College of Mechatronics Engineering and Automation, National Univ. of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract: A method of the fault detection and diagnosis by combining wavelet correlation filter and Shannon information entropy was proposed. The method was called "wavelet correlation feature scale entropy-fault". At first, the weak fault information features were picked up from roller bearings fault vibration signals by the way of wavelet transform correlation filter, in order to get high signal to noise scales wavelet coefficients. Then, the defining and computing way of wavelet correlation feature scale entropy was presented, based on the integration of Shannon information entropy theory. Wavelet correlation feature scale entropy can quantitatively describe energy distributing of different scales which reflects difference of roller bearings running state, the work states and fault types were estimated by magnitude of the selected wavelet correlation feature scale entropy which can mostly embody fault features. Results and analysis of the diagnosing example reveal that the proposed method can effectively estimate roller bearings fault feature and offer one new way for diagnosing roller bearings.

Key words: wavelet correlation filter; wavelet Correlation feature scale entropy; roller bearings; Shannon entropy

利用振动信号对滚动轴承进行故障诊断是滚动轴承故障诊断技术中的一种有效手段。而故障信号的特征提取是当前轴承故障诊断中的瓶颈问题, 它直接关系到故障诊断的准确性和早期预报的可靠性。然而如何提取有效特征是信号处理的关键, 也是比较困难的问题, 尤其是对于非线性、非平稳的故障信号, 传统的诊断技术在实际应用中不是很理想。

20 世纪 80 年代随着小波分析的出现, 人们开始采用小波分析技术处理振动信号, 取得了明显的效果^[1-4]。这些方法的基本思想都是对测得的振动信号进行小波(或小波包)分解, 由分解结果直接提取故障特征进行诊断。但是在故障早期阶段, 由于故障特征信息非常微弱, 信噪比小, 诊断效果并不理想。这是因为故障信号几乎在每个频段都被噪声淹没, 直接进行小波分析无法提取出故障特征信息。小波相关滤波方法(Wavelet Transform Correlation Filter, WTCF)利用直接相邻层的小波分解系数相关性, 将信号在相邻尺度上的小波系数直接相乘, 突变信号的小波分解系数在相乘后会得到增强, 而随机噪声信号

* 收稿日期: 2007-05-31

基金项目: 国家部委资助项目

作者简介: 曾庆虎(1976—), 男, 博士生。

分量的小波分解系数相乘后则变得更加微弱,利用阈值检验,从噪声中检出重要的信号边缘,并移除噪声,使得到的的小波系数的信噪比直接小波分解后得到的小波系数的信噪比大大提高。通过小波相关滤波降噪处理后的尺度域小波系数不仅包含系统模型的复杂性和不确定性,也蕴涵了故障的特征信息,对这些信息采取基于 Shannon 信息熵的数据挖掘方法,为信号的特征提取提供了一种新的途径。将小波分析理论与熵原理相结合,充分利用各自的优点,已经在机械故障诊断、电力系统、生物医学领域的应用研究中取得了一些初步的成果^[5-7]。本文将小波相关滤波方法和 Shannon 信息熵原理结合起来,充分利用各自的优点,给出了小波相关特征尺度熵的定义及其计算方法,在此基础上提出了小波相关特征尺度熵滚动轴承故障诊断方法。首先利用小波相关滤波方法提取滚动轴承振动信号的微弱故障信息特征,得到信噪比较高的尺度域小波系数,然后结合 Shannon 信息熵理论,得到各个尺度的小波相关特征尺度熵,选取最能反映故障特征的小波相关特征尺度熵作为特征参数,通过所选取的小波相关特征尺度熵大小判断滚动轴承的工作状态和故障类型。通过对滚动轴承正常和滚动体故障振动信号的分析说明了该方法能有效地用于滚动轴承故障诊断。

1 小波相关滤波技术的研究

小波相关滤波法降噪^[8]的思想是将信号在相邻尺度上的小波系数直接相乘,突变信号的小波分解系数在相乘后会得到增强,而随机噪声信号分量的小波分解系数相乘后则变得更加微弱;利用阈值检验,从噪声中检出重要的信号边缘,并移除噪声,使得到的的小波系数的信噪比直接小波分解后得到的小波系数的信噪比大大提高。上述小波相关滤波方法具有易实现和鲁棒性好等特点,可以作为一个信号处理工具应用于机械设备早期微弱故障特征提取。直接将信号小波变换值在几个尺度上进行相关运算(记为 $Corr_l(m, n)$),可以相当准确地确定信号边缘或其他重要特征的位置。

$$Corr_l(m, n) = \prod_{i=0}^{l-1} Y(m+i, n), \quad n = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

式中, N 表示离散信号的点数, n 表示时间, m 表示尺度, Y 表示信号的小波变换^[8], l 表示直接相乘所包含的尺度数;若 M 是总的尺度数,则 $m < M - l + 1$ 。当某个局部存在信号边缘或其他重要特征时,这种方法可以将背景噪声除去。直接将信号数据进行尺度空间相关,将锐化和增强信号(或图像)的主要边缘,同时噪声和小的边缘将被压缩。

经过对相邻层小波分解系数进行直接乘积 $Corr_2(1, n) = Y(1, n)Y(2, n)$ 后,与 $Y(1, n)$ 中的突跳相比,原始信号中瞬态非平稳信号 $Corr_2(1, n)$ 中的表现更为尖锐。小波相关滤波理论就是利用这种相关特征将信号中的重要特征信息与噪声区分开来。

WTCF 的计算如下:取 $l = 2$, Y_f 为滤波后的小波值,初始化时全部元素置 0。

(1) 求取各尺度与相邻尺度的 $Corr_2(m, n)$, 得到增强的信号和变弱的噪声;

(2) 对 $Corr_2(m, n)$ 重新归一化,使其归一化到 $Y(m, n)$ 的能量上去,归一化后的相关值 $Corr_2$ 为

$$NewCorr_2(m, n) = Corr_2(m, n) \sqrt{PY(m) / PCorr(m)} \quad (2)$$

$$PY(m) = \sum_n Y(m, n)^2 \quad (3)$$

$$PCorr_2(m) = \sum_n Corr_2(m, n)^2 \quad (4)$$

其中, $PY(m)$, $PCorr_2(m)$ 分别是第 m 层小波系数和相关量的能量。

(3) 若 $|NewCorr_2(m, n)| \geq |Y(m, n)|$, 则认为 n 点处小波变换是由信号引发,将 $Y(m, n)$ 赋予 Y_f 的相应位置,并将 $Y(m, n)$ 置 0; 否则,认为是由噪声引发, $Y(m, n)$ 保留;

(4) 返回步骤(1),重复步骤(2)、(3),直到 $\sqrt{PY(m)}$ 满足一个与噪声能力水平有关的阈值比 $th(m)$ 为止。

在这一过程中,能量的归一化、数据值的比较以及边缘信息的提取是一个迭代的步骤,直到 $Y(m, n)$ 中未抽取点的能量接近于一个参考噪声为止^[9-10]。

在上式步骤中,还需要对参考噪声进行估计。事实上,通过实验分析,发现上述算法会把许多噪声当成边缘,于是加入了一个因尺度变化而改变的因子 $\lambda(m)$,其中 $\lambda(m) \geq 1$;仅当 $|NewCorr_2(m, n)| \geq \lambda(m)|Y(m, n)|$ 时,才认为是要抽取的信号边缘(或信号的奇异部分)。参考噪声估计的具体内容见文献[10]。

任一时间序列信号 $x(t)$ 经小波相关滤波后得到各尺度小波系数 D_1, D_2, \dots, D_j 和尺度系数 C_j , 它们分别包含了信号从高频到低频不同频带的信息,体现了不同尺度下局部能量的直观估计。如果在得到各个尺度小波系数的基础上提取故障特征参数,就可以对故障特征进行量化,有利于故障类型的分析与判别。

2 小波相关特征尺度熵原理及定义

通过小波相关滤波降噪处理后的小波系数不仅包含系统模型的复杂性和不确定性,也蕴涵了故障的特征信息,对这些信息采取基于 Shannon 信息熵的数据挖掘方法,为信号的特征提取提供了一种新的途径。

2.1 Shannon 信息熵

Shannon 信息熵理论指出,对于一个不确定性系统,若用一个取有限个值的随机变量 X 表示其状态特征,取值为 x_j 的概率为 $p_j = p\{X = x_j\}$ ($j = 1, \dots, L$),且 $\sum_{j=1}^L p_j = 1$,则 X 的某一结果得到的信息可以用 $I_j = \lg(1/p_j)$ 表示,于是 X 的信息熵为

$$H(X) = - \sum_{j=1}^L p_j \lg(p_j) \quad (5)$$

当 $p_i = 0$ 时, $p_i \lg(p_i) = 0$,信息熵 H 是在一定状态下定位系统的一种信息测度,它是对序列未知程度的一种度量,可以用来估计随机信号的复杂性。

2.2 小波相关特征尺度熵

由于滚动轴承等机械设备的测试信号是由各种频率的信号叠加而成的,正常状态下其 Shannon 信息熵的值不会有明显变化。滚动轴承从正常运行到故障状态,其测试信号会发生变化,其 Shannon 信息熵的值也会发生相应的变化。但传统的 Shannon 信息熵无法分析一些异常的信号,这时引入小波分析技术就能解决这一问题,因为它是一种信号的时间-尺度(时间-频率)分析方法,具有多分辨率分析的特点,而且在时频两域都具有表征信号局部特征的能力。通过小波变换后得到的各个尺度小波系数与 Shannon 信息熵理论结合进行小波熵分析,即可得到各个尺度的振动信号的信息量,由此来识别滚动轴承运行的状态特性。鉴于滚动轴承发生早期故障时,故障特征信息微弱,信噪比小,直接进行小波分析无法提取出微弱故障特征信息,因此本文利用小波相关滤波法的降噪特性,对测试信号进行小波相关滤波降噪处理后得到信噪比较高的尺度域小波系数,结合 Shannon 信息熵理论,给出了如下小波相关特征尺度熵定义及其计算方法。

实测信号 $x(t)$ 经过小波相关滤波降噪处理后,得到各个尺度下的高信噪比小波系数: $D_j = \{d_j(k), k = 1, \dots, N; j = 1, 2, \dots, m\}$ 和尺度系数 C_m , 为了统一,将 C_m 表示为 D_{m+1} , 在此可以把 D_j ($j = 1, 2, \dots, m, m+1$) 看成对信号 $x(t)$ 的一种划分,定义这种划分的测度

$$P_{jk} = \frac{d_{F(j)}(k)}{\sum_{k=1}^N d_{F(j)}(k)} \quad (6)$$

式中, $d_{F(j)}(k)$ 为 $d_j(k)$ 的傅立叶变换。

根据信息熵的基本理论,定义小波相关特征尺度熵: W_{CFSE} (Wavelet Correlation Feature Scale Entropy)

$$W_{CFSEj} = - \sum_{k=1}^N P_{jk} \lg P_{jk} \quad (7)$$

由式(7)所定义的小波相关特征尺度熵 W_{CFSEj} 体现的是尺度 j 上信号能量分布的均匀程度,描述了尺度 j 上信号的复杂程度,从而量化故障特征。当滚动轴承存在局部故障时,局部损伤的滚动轴承元件在运转过程中产生的高频振动破坏了振动信号分布原有的均匀性,小波相关特征尺度熵随之发生相应的改变。 W_{CFSEj} 只是对特定尺度 j 的小波系数求得的熵值,可以按此方法对各个尺度相关滤波小波系数求出其小波相关特征尺度熵,得到沿尺度分布的小波相关特征尺度熵,通过各尺度上的小波相关特征尺度熵的变化情况,即可实现滚动轴承的状态监测和诊断。由于滚动轴承振动信号的主要信息在高频段,因此选取最能反映故障特征的高频段尺度 1 的小波特征尺度熵 W_{CFSE1} 作为特征参数,通过对比 W_{CFSE1} 的大小,来判断滚动轴承工作状况和故障类型。

3 小波相关特征尺度熵的应用实例分析

为了验证小波相关特征尺度熵在滚动轴承故障诊断中的有效性和实用性,对滚动轴承试验台上的正常状态和滚动体故障状态进行了试验分析。试验装置和试验数据均来自美国 Case Western Reserve University 电气工程实验室^[11]。试验装置如图 1 所示,1.5kW 的三相感应电机通过自校准联轴节与一个功率计和一个扭矩传感器相连,最后驱动风机进行运转。试验中通过对功率计的控制获得期望的扭矩载荷。风机负载可调,分别在空载、轻载、满载和超载(对应 0kW、0.75kW、1.50kW 和 2.25kW)这四种负载工况下运行。将振动加速传感器垂直固定在感应电机输出轴支撑轴承上方的机壳上进行数据采集。模拟的运行状态包括四种负载工况下轴承正常运行状态和滚动体故障运行状态,采样频率为 12kHz。

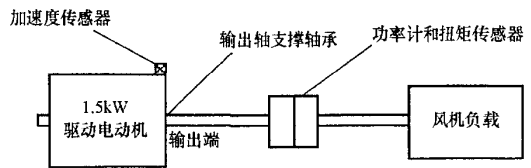


图 1 滚动轴承试验台示意图

Fig.1 The sketch map of roller bearings test-bed

根据上述小波相关特征尺度熵定义及其计算方法,对四种负载工况下滚动轴承正常和滚动体故障运行状态振动信号进行分析,采用以下步骤提取滚动轴承运行状态振动信号的故障特征参数:

(1) 将信号进行离散小波变换,得到各个尺度的小波系数;

(2) 对得到的小波系数进行小波相关滤波处理(为避免在进行小波相关滤波时发生特征信号畸变情况,应该选择合适的小波分解层次,根据实验得到,本文选择 db4 小波进行 5 层分解最佳),求得信噪比较高的尺度域小波系数;

(3) 由式(6)、(7)分别求得各个尺度的小波相关特征尺度熵 W_{CFSE1} , W_{CFSE2} , ..., W_{CFSE5} (因为第 5 层的低频重构信号可以认为是低频的渐变信号,其小波相关特征尺度熵很小,所以将 W_{CFSE6} 忽略)。由于滚动轴承振动信号的主要信息在高频段,因此选取最能反映故障特征的高频段尺度 1 的小波相关特征尺度熵 W_{CFSE1} 作为特征参数来判断滚动轴承工作状况和故障类型。

由以上步骤,得到四种负载工况下滚动轴承正常和滚动体故障运行状态振动信号高频段尺度 1 的小波相关特征尺度熵 W_{CFSE1} (如表 1),通过对比小波相关特征尺度熵 W_{CFSE1} 的大小,来判断滚动轴承故障。

表 1 四种负载工况下滚动体正常和故障振动信号 W_{CFSE1} , W_{CFSE2}

Tab.1 The W_{CFSE1} , W_{CFSE2} of roller normal and fault running state vibration signal for four kinds of load condition

滚动轴承工作状态	实验一(0kW)	实验二(0.75kW)	实验三(1.50kW)	实验四(2.25kW)
正常状态	0.4557	0.4512	0.4547	0.4568
滚动体故障	0.5106	0.5089	0.5117	0.5132

由上述数据分析得出,当滚动轴承出现故障时,小波相关特征尺度熵 W_{CFSE1} 增大,这是因为滚动轴承存在局部故障时,局部损伤的滚动轴承元件在运转过程中产生的高频振动破坏了振动信号分布原有的均匀性,小波相关特征尺度熵 W_{CFSE1} 随之发生相应的改变。

附一:变量命名

A 止推轴承面积(m^2)	\bar{p}_s 无量纲气源压力	B 轴承宽度(m)
p 多孔质内气体压力	H 多孔质节流器厚度(m)	\bar{p} 多孔质内无量纲气体压力
L 轴承长度(m)	u, v, w 气体沿 x, y, z 方向的流动速度分量	M 轴承的气体质量流量
x, y, z 笛卡儿坐标	\bar{M} 轴承的无量纲气体质量流量	$\bar{x}, \bar{y}, \bar{z}$ 无量纲坐标
T_a 绝对环境温度	λ 轴承刚度	W 轴承的承载
$\bar{\lambda}$ 轴承无量纲刚度	\bar{W} 轴承的无量纲承载	$\alpha = 0.8$ 试验测量出来的滑移经验系数
d 多孔质节流器直径	r, θ, y 多孔质节流器的柱坐标形式	h_0 气膜间隙无量纲参考值
η 气体的动力粘度	h 气膜间隙	$\xi = 3(2\phi + h\sqrt{\phi/\alpha})/(h\sqrt{\phi/\alpha} + h^2)$
p 气膜压力	φ 多孔质材料的渗透系数(各向同性)	\bar{p} 无量纲气膜压力
R 气体常数	p_a 大气环境压力	Γ 质量流量边界
\bar{p}_a 无量纲大气环境压力	δ_j Kronecker delta 函数	p_s 气源压力

参考文献:

- [1] 杜金名,卢泽生. 多孔质流体静压轴承润滑技术的研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2003.
- [2] Kwan Y B P, Corbett J. A Simplified Method for the Correction of Velocity Slip and Inertia Effects in Porous Aerostatic Thrust Bearing[J]. Tribology Instrumental, 1998, 31(12).
- [3] Tian Y. Static Study of the Porous Bearings by the Simplified Finite Element Analysis[J]. Wear, 1998, 218: 203 - 209.
- [4] Fourka M, Bonics M. Comparison between Externally Pressurized Gas Thrust Bearings with Different Orifice and Porous Feeding Systems[J]. Wear, 1997, 210: 311 - 317.
- [5] 蔡久田. 小型气体静压主轴系统及其性能研究[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学. 2004.
- [6] 王建敏,戴一帆,李圣怡. 局部多孔质气浮轴承的有限元方程收敛算法研究[J]. 中国机械工程, 2006, 17(5): 474 - 477.
- [7] Yoshimoto S. An Aerostatic Thrust Bearing with a Stiffness of $1N \cdot nm^{-1}$ [J]. Nanotechnology, 1996, 7: 52 - 57.

(上接第 105 页)

4 结论

本文将小波相关滤波方法和 Shannon 信息熵理论相结合,给出了小波相关特征尺度熵的定义及其计算方法,在此基础上提出了小波相关特征尺度熵的滚动轴承故障诊断方法。小波相关特征尺度熵定量表征不同尺度的能量分布,各尺度能量分布的均匀性可以反映滚动轴承的运行状态的差别。由于滚动轴承振动信号的主要信息在高频段,因此选取高频段尺度 1 的小波相关特征尺度熵 W_{CFSE1} 作为特征参数,通过求得高频段尺度 1 的小波相关特征尺度熵 W_{CFSE1} 并对 W_{CFSE1} 进行分析,我们可以确定信号的能量分布的均匀性程度,从而判断滚动轴承的故障与否。实验证明该方法能有效地判断滚动轴承故障特征,为滚动轴承故障诊断提供了新的思路。

参考文献:

- [1] Ling J, Qu L S. Feature Extraction Based on Morlet Wavelet and its Application for Mechanical Fault Diagnosis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2000, 234(1): 135 - 148.
- [2] Peter W T, Peng Y H, Yam R. Wavelet Analysis and Envelop Detection for Rolling Element Bearing Fault Diagnosis-their Effectives and Flexibilities[J]. Journal of Vibration and Acoustics, 2000, 123: 303 - 310.
- [3] 张中民,张英堂,张培林. 基于小波分析的变速箱滚动轴承故障诊断方法的研究[J]. 机械科学与技术, 1999, 18(1): 121 - 124.
- [4] 傅勤毅,章易程,等. 滚动轴承故障特征的小波提取方法[J]. 机械工程学报, 2001, 37(2): 30 - 33.
- [5] 何正友,蔡玉梅,钱清泉. 小波熵理论及其在电力系统故障检测中的应用研究[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(5): 38 - 43.
- [6] 印欣运,何永勇,彭志科,等. 小波熵及其在状态趋势分析中的应用[J]. 振动工程学报, 2004, 17(2): 165 - 169.
- [7] 封洲燕. 应用小波熵分析大鼠脑电信号的动态特性[J]. 生物物理学报, 2002, 18(3): 325 - 330.
- [8] 成礼智. 小波的理论与应用[M]. 北京:科学出版社, 2004.
- [9] Xu Y S, Weaver J B, Healy D M, et al. Wavelet Transform Domain Filters: A Spatially Selective Noise Filtration Technique[J]. IEEE Trans. on Image Processing, 1994, 3(6): 747 - 758.
- [10] Pan Q, Zhang L, Dai G Z, et al. Two De-noising Methods by Wavelet Transform[J]. IEEE Trans. on Signal Processing, 1999, 47(2): 3401 - 3406.
- [11] <http://www.eecs.cwru.edu/laboratory/bearing/>.

