

文章编号:1005-0523(2001)02-0016-04

基于小波和模糊模式识别的齿轮故障诊断

杨卫峰, 杨树军, 宋京伟

(华东交通大学 机械工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 利用小波把齿轮振动信号分解到独立的频带里, 提供无冗余、无疏漏的诊断信息¹⁹. 使用各个独立频带内的能量作为信号的特征量, 然后用模糊模式识别方法对待征量进行定性分类, 从而确定状态类型¹⁹. 结果表明, 特征量是有效的, 齿轮状态得到了较好的分类¹⁹.

关键词: 小波; 模糊模式识别; 故障诊断

中图分类号: U 269.6

文献标识码: B

0 引言

传统的齿轮故障诊断大多利用 FFT 进行频谱分析, 然后根据啮合频率确定特征频率, 由特征频率处频谱的幅值进行诊断¹⁹. 很显然, 这没有能够充分利用信号所提供的全部信息, 从而在实际诊断中易出现故障的漏判和错判¹⁹. 而小波分析在时域和频域具有良好的分析能力, 是一种理想的分析平稳信号和非平稳信号的途径¹⁹. 利用小波分解方法将信号分解到若干独立的频带, 然后利用频带的能量作为特征量进行诊断, 既充分利用了信号所提供的全部信息, 又为故障的智能诊断提供了可能¹⁹.

1 齿轮发生故障时的能量分布

齿轮异常是诱发机器故障的重要原因, 齿轮异常的基本形式有齿面的磨损、剥落、点蚀和断齿等¹⁹. 由齿轮信号的频谱分析可知, 当故障发生时, 频谱的分布和幅度都发生了变化¹⁹. 图 1 为正常齿轮和异常齿轮的频谱图, 齿轮的啮合频率为 550 Hz¹⁹. 由图可以看出, 当齿轮磨损严重时, 齿轮的上啮合频率和各阶谐波幅值都会上升, 齿面剥落时其 2 倍频分量迅速上升¹⁹. 根据特征频率处的幅值进行故障诊断, 这就是传统齿轮故障分析的主要方法¹⁹. 但是由于实际中的齿轮故障多种多样, 仅根据频谱分析还很不充分¹⁹. 如上图中的磨损和齿面剥落的频谱特征就比较相似, 很难进行故障的分类¹⁹. 根据巴塞伐定理可知,

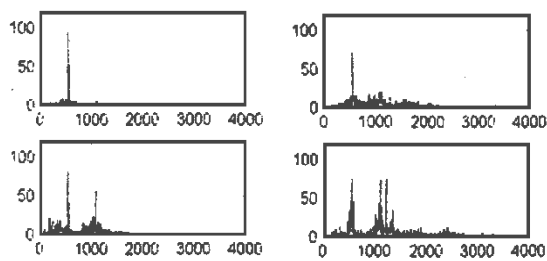


图 1 齿轮的频谱及能量分布

同一信号的时域能量和频域能量是相等的, 那么由于齿轮故障导致的齿轮频谱的分布和幅度的变化, 必然会引起信号的能量在各个频带的重新分布¹⁹. 如果将信号的整个频率范围划分为若干独立的频带, 以各频带内的能量为特征参数, 将可以对故障的特征进行较好的描述¹⁹. 由于信号的能量主要集中在基频及其特征频率附近, 即低频部分, 故进行频带划分时低频部分的划分的应尽量密¹⁹. 小波分解为这个问题的解决提供了一个良好的工具¹⁹.

2 利用小波分解提取信号的特征量

小波分解, 即多分辨分析 (MRA) 实际上是构造了一个在频率上高度接近 $L^2(\mathbb{R})$ 空间的正交小波基, 这些频率不同的正交小波基相当于带宽各异的带通滤波器¹⁹. 分解时小波函数 $\Psi(t)$ 相当于一个带通滤波器, 而其尺度函数 $\Phi(t)$ 则相当于一个低通滤波器¹⁹. 小波分解区别于小波包分解之处在于小波分解仅对上一步分解的低频信号进行分解, 而高频部分

收稿日期: 2000-11-02

作者简介: 杨卫峰 (1976-), 男, 山东济宁人, 华东交通大学在读研究生¹⁹.

不进行分解¹⁹。分解后的信号完整的反映了信号的全部信息,无冗余,无遗漏¹⁹。信号的小波分解采用基于正交镜像滤波器 $h(n)$ 和 $g(n)$ ⁽¹³⁾ $h(n)$ 是低通滤波器, $g(n)$ 是带通滤波器,可分别通过 $\Psi(t)$ 和 $\Phi(t)$ 的内积获得

$$h(n) = [\frac{1}{2} \Phi(\frac{t}{2}), \Phi(t-n)] \quad (1)$$

$$g(n) = [\frac{1}{2} \Psi(\frac{t}{2}), \Phi(t-n)] \quad t \in R, n \in Z \quad (2)$$

小波分解为

$$A_j = \sum_k h(k-2n) A_{j-1}(k) \quad (3)$$

$$D_j = \sum_k g(k-2n) A_{j-1}(k) \quad n = 1, 2, 3, \dots (4)$$

信号S三层多分辨分析的分解树如图2所示¹⁹其中A1, A2, A3分别为该次分解的低频信号, D1, D2, D3分别为该次分解的高频信号¹⁹其中: $S = A3 + D3 + D2 + D1$ ¹⁹假设信号的采样频率为 $2f_0$,那么分

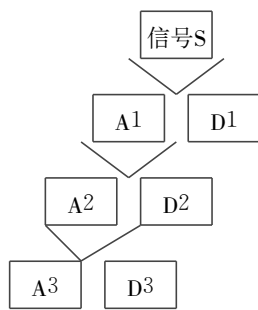


图2 信号的三层小波分解

解后信号的频带分布如图1所示¹⁹。四个信号A3, D3, D2, D1频带正好不相交的布满整个频率轴,提供了信号S的无冗余,无疏漏的全部信息¹⁹。

以分解信号的能量为特征量,也即以各个独立频带内的能量为特征量构造信号的特征向量,可以较好的反映信号的特征,为状态的分类提供了依据¹⁹。假设信号长度为 n 并进行 K 层分解

$$D_i = (d_{i1}, d_{i2}, \dots, d_{im}, \dots, d_{in}) \quad (5)$$

表1 分解信号及其频带

信号	A3	D3	D2	D1
频带	$[0, f_0/8]$	$[f_0/8, f_0/4]$	$[f_0/4, f_0/2]$	$[f_0/2, f_0]$

其中 $i = 1, 2, \dots, K+1, m = 1, 2, \dots, n$

D_i 表示分解后由低频到高频的各级信号,其能量表示如下

$$X_i = \sum_{m=1}^n d_{im}^2 \quad (6)$$

原始信号的特征向量表示如下

$$X = (X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_{k+1}) \quad (7)$$

对上式进行归一化处理

$$x_i = \frac{X_i}{Y} \quad (8)$$

$$Y = \sum_{i=1}^{k+1} X_i \quad (9)$$

归一化后的特征向量可以表示为

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_{k+1}) \quad (10)$$

3 模糊模式识别

3.1 模糊隶属度的建立

在利用特征向量进行模糊模式识别前必须确定特征向量中的每一个特征参数对状态类别的隶属度¹⁹。根据概率理论,可能性分布函数可以作为模糊隶属度¹⁹。对采集的齿轮故障信号进行特征向量提取后进行概率统计试验¹⁹。如图3是利用小波对四类齿轮状态信号进行5层分解,对表征第二个频带内能量的特征参数进行直方图分析¹⁹。

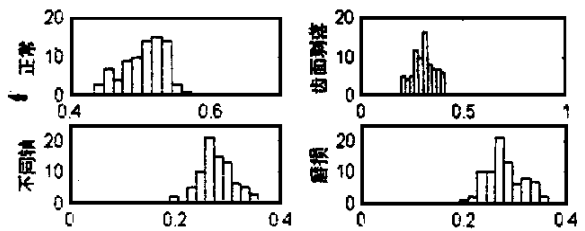


图3 不同状态信号特征参数的分布

由图可知,特征参数的分布大致呈正态分布,所以特征参数状态类别的隶属度可以使用正态分布表示¹⁹。其公式为

$$\text{模} = e^{\frac{-(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (11)$$

式中 μ , σ 分别为特征参数的均值和标准差¹⁹。利用统计实验方法可以确定各个特征参数对状态类别的隶属度¹⁹。

3.2 建立状态类别的标准模糊子集

利用小波对已知状态信号提取的参数有 k 个,对 k 个参数分别计算对于其已知状态的隶属度⁽¹³⁾对该状态类别的所有信号进行计算,取其均值作为该状态的标准模糊子集⁽¹³⁾建立后的标准模糊子集如下

$$A_j = (u_{j1}, u_{j1}, \dots, u_{jk}) \quad (12)$$

其中 $j=1, 2, \dots, l$ 状态类别数目⁽¹³⁾

3.3 建立待识别状态的模糊子集

在采集的信号中任取一信号,计算其特征向量,分别计算特征向量中的 k 个特征参数对每一种故障类型的隶属度⁽¹³⁾ k 个隶属度就确定了待识别状态的模糊子集⁽¹³⁾

$$B_j = (v_{j1}, v_{j2}, \dots, v_{jk}) \quad (13)$$

3.4 按贴近度原则进行状态分类

建立了状态的标准模糊子集和待识别状态的模糊子集后就可以按照贴进度原则进行模糊模式识别了¹⁹两个模糊子集之间的贴进度越大,则划分为同一模式的可能性就越大;贴进度越小,两个子集间的差别越大,划分为同一模式的可能性也小¹⁹采用欧氏贴进度计算未知状态和已知状态之间的贴进度

$$N(B_j,A_j)=1-\frac{L}{k}\sum_{q=1}^k(v_{jq}-u_{jq})^2\quad q=1,2,\cdots,p$$

(14)

4 实验

试验齿轮副的齿数分别为 55 和 75,模数 2,转速为 600rpm,载荷 1 NM¹⁹可知齿轮的啮合频率为 550 HZ(55 * 600/60)¹⁹在下列四种状态下进行试验:正常,齿轮严重磨损,齿轮齿面剥落,齿轮偏心¹⁹对每种情况分别采集 80 组数据,每组数据长度为 1024¹⁹采样频率为 25.5 KHZ,低通滤波器截止频率为 10 KHZ¹⁹根据信号的采样频率和啮合频率对信号采用 db5 小波(Daubechies 5 小波)进行五层分解,并对分解后小波系数进行重构¹⁹如图 4 为齿轮齿面剥落故障信号小波分解的重构图¹⁹对重构后的信号按式(5)-(10)提取特征向量¹⁹.

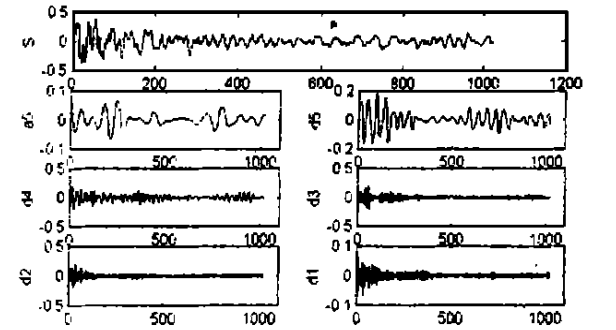


图 4 齿面剥落故障信号及其分解信号($S=a^5+d^5+d^4+d^3+d^2+d^1$)

表 2 待检缺陷和标准缺陷之间的贴进度

待判状态\标准状态	正常	磨损	齿面剥落	偏心
正常	0.7810	0.3812	0.6107	0.3157
磨损	0.3831	0.8203	0.5648	0.4841
齿面剥落	0.5039	0.3565	0.9535	0.3628
偏心	0.2879	0.4963	0.4762	0.8115

在确定状态的标准模糊子集时,把每种类型的信号分为两部分,一部分 20 组信号,一部分 60 组信号¹⁹前一部分作为待识别信号,后一部分用来确定状态的标准模糊子集¹⁹然后根据式(11)-(14)计算待

判模糊子集和标准模糊子集之间的贴进度¹⁹如表 2 所示(为研究方便,把正常信号作为缺陷的一种)¹⁹.

由表 2 可以,同类状态之间的贴进度最大,而不同类状态之间的贴进度则比较小¹⁹对四类信号的 80 组待检信号进行识别,仅有 3 组织错识,识别的准确率达到了 96%¹⁹这说明了以小波分解提取的信号能量作为特征量可以表示状态特征,模糊模式识别分类是可行的¹⁹.

5 结论

通过上面的分析,可以得出下列结论:
1) 小波分解技术将信号分解到独立的频带内,这些频带内的能量对于状态监测和故障诊断是十分有利的¹⁹由于齿轮的缺陷不同,其能量的分布在各个频带内也是不同的,且具有各自的特点,所以可以用各频带内的能量所组成的特征向量作为智能诊断的特征量¹⁹.

2) 可以利用特征参数的可能性分布作为与其对应的故障的隶属度函数¹⁹利用模糊模式识别方法可以对缺陷进行很好的分类¹⁹两个模糊子集之间的贴进度描述了两个子集之间的接近程度¹⁹.

3) 由于小波分解只对上一次分解的低频信号进行进一步的分解,故要求被提取特征量的信号的能量主要集中在低频部分,否则提取的特征量不能进行很好的分类¹⁹当信号的能量分布在整个频带时,可以用小波包分解技术提取特征量¹⁹.

参考文献:
[1] 张海燕,孙智,等.小波变换和模糊模式识别技术在金属超声检测缺陷分类中的应用[M].无损检测,2000.
[2] 何正嘉,赵纪元,等.机械检测诊断中的小波应用技术[C].第五届全国机械设备故障诊断学术会议论文集,北京:科学技术出版社,1996,137~141.
[3] 赵纪元,何正嘉,等.基于小波包的模糊诊断网络建立和应用[C].第五届全国机械设备故障诊断学术会议论文集,北京:科学技术出版社,1996,132~136.
[4] 胡昌华,张军波,等.基于 MATLAB 的系统分析和设计——小波分析[M].西安:西安电子科技大学出版社,1999.
[5] Fang FENG, Peng CHEN, Zhengja He, Jingwei SONG. Sequential Extration Method of Symptom Parameters in Frequency Domain for Fuzzy Diagnosis of Machinery[J]. Internal Conference on Advance Manufacturing Technology, 1999.
[6] 黄文虎,夏松波,等.设备故障诊断原理、技术与应用[M].北京:科学出版社,1996.

Gear Fault Diagnosis Base on Wavelet and Fuzzy Pattern Recognition

YANG Wei-feng YANG Shu-jin, SONG Jin-wei

(School of Mechanical Engineering, East China Jiaotong Univ., Nanchang 330013, China)

Abstract: Gear signal was decomposed into independent frequency band, giving diagnosis information without slipping and redundancy. The power of every frequency band was used as the signal characteristic value, then the signal characteristic value was identified by fuzzy pattern recognition, thus the fault was decided. Results showed that the signal characteristic value was effective and the fault was well identified.

Key words: wavelet; fuzzy pattern recognition; fault diagnosis

(上接第 12 页)

参考文献:

- [1] 雷晓燕. 铁路轨道结构数值分析方法[M]. 北京: 中国铁道出版社, 1998.
- [2] 雷晓燕. 高速列车对道碴的动力响应[J]. 铁道学报, 1997, 19(1) .
- [3] 毛利军, 雷晓燕. 提速线路轨道过渡段动力响应分析[J]. 华东交通大学学报, 2001, (1) : 35~40.
- [4] 陈 果. 车辆-轨道耦合系统随机振动分析[M]. 成都: 西南交通大学博士学位论文, 2000.
- [5] 罗 林. 轨道随机干扰函数[M]. 北京: 中国铁道科学, 1982, 13(1) : 74~110.
- [6] 星谷胜. 随机振动分析[M]. 北京: 地震出版社, 1980.
- [7] Euheng Yang, Ghislain. An Iterative Solution Method for Dynamic Response of Bridge-vehcecles Systems[J]. A Fonder Earthquake Engineering and Strucural Dynamics Vol. 25, 195~215, 1996.

An Analysis of Random Vibration of Vehicle/Trach Coupling System

MAO Li-jun¹, LEI Xiao-yan²

(School of Civil Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: The track vertical profile irregularity is regarded as stationary ergodic Gaussian random processes. The vertical radom vibration of vehicle and track is computed on the basis of vehicle/track coupling dynamic FEM model. The analysis of system response is made in the time and frequency field.

Key words: railway vehicles; track; coupling dynamics; random vibration; track irregularity