

文章编号: 0255-8297(2007)05-0510-06

转子故障信号的小波能量特征自动提取

邓 堰, 陈 果

(南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 提出了一种基于小波变换的转子故障信号能量特征自动提取方法, 受倍频分析思想的启发, 运用尺度变换对原始时间信号重采样, 将重采样后的信号进行小波变换, 并统一分解到给定层上, 从而获取信号的频带特征. 该方法能消除转子转速和采样频率对小波分解频带分布的影响, 提取的频带能量特征具有统一的物理意义. 在 ZL-3 多功能转子模拟试验台上模拟了不平衡、不对中、碰摩及油膜涡动 4 种转子常见故障的 128 个样本, 应用本文方法进行小波分析特征提取, 并构造集成神经网络诊断模型进行诊断实验, 结果表明了本文方法的有效性和正确性.

关键词: 转子; 小波变换; 特征提取; 神经网络; 故障诊断

中图分类号: TH165.3; TP206.3 **文献标志码:** A

Automatic-Extraction of Wavelet Energy Features for Rotor Fault Signals

DENG Yan, CHEN Guo

(College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: A new method based on wavelet transform is proposed to extract rotor fault signal energy features automatically. The method is motivated by multiple-frequency analysis and the scale transform theory is applied to resample the original signal at certain time interval. The re-sampled signal is decomposed into a predefined layer with wavelet transform, and the energy features of the frequency band are acquired. It can eliminate the effect of rotor speed and sampling frequency on the distribution of wavelet analysis frequency band energy. Energy features of the frequency band have unified physical meanings. In a simulation setup of the ZL-3 multi-function rotor, we simulate 128 samples including 4 kinds of common rotor faults, namely, imbalance, rub-impact, oil whipping and misalignment, extract the samples' energy features, and construct integrated neural networks to recognize the samples' faults. The results show validity of the proposed method.

Key words: rotor; wavelet transform; feature extracting; neural networks; fault diagnosis

由于旋转机械转子故障特征的强非线性, 导致了故障信号的非平稳性, 而小波分析是非平稳信号处理的有力工具, 它能够实现时域和频域的局部分析, 即通过伸缩和平移等运算功能对函数或信号进行多尺度细化分析. 因此, 小波分析在转子故障诊断中的应用越来越受到人们的青睐.

应用小波分析技术可以把转子故障信号在各频率波段中的故障特征提取出来, 大多数的研究方法是对信号进行频带分析, 将分别计算所得的各个频带的能量作为特征向量, 有效提取故障特征^[1-6]. 目

前, 多数研究都是在确定的转速和采样频率下进行的, 但是, 转速或采样频率一旦发生变化, 而小波变换的分解层数不变, 则同一故障所提取出的能量特征将大不相同, 即小波能量特征的物理意义将随着转速和采样频率的变化而变化. 这就使得现有的运用小波分析提取能量特征的方法难于实现特征的自动提取, 难于真正应用于实际故障诊断. 本文分析了此问题的产生原因, 并针对此问题, 介绍了一种小波能量特征自动提取新方法, 比较了该新方法和普通方法的差异, 证明了该方法能够有效解决上述问题,

收稿日期: 2007-01-18; 修订日期: 2007-06-24

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (50705042)

通信作者: 陈 果, 副教授, 研究方向: 航空发动机状态监测与故障诊断、非线性转子动力学等, E-mail: cgzyx @263.net

即同一故障所提取的特征具有特定的物理意义,不受转速和采样频率的影响.最后建立集成神经网络,用 4 类转子故障实验数据进行了诊断实验验证.

1 基于小波变换的多尺度空间能量分布特征提取

设 $\psi(t)$ 是 $L^2(R)$ 中某一多尺度分析的尺度函数, $\psi_j(t)$ 为相应的正交小波,则对任何 $f(t) \in L^2(R)$, 信号 $f(t)$ 的二进小波分解式可表示为

$$f(t) = \sum_{k \in Z} \psi_{j,k}(t) c_{j,k}^j + \sum_{l \in Z} \sum_{k \in Z} \psi_{j,l,k}(t) d_{j,l,k}^j = A^j + D^j \quad (1)$$

式中, A^j 是 $f(t)$ 的近似,称为第 j 级近似, D^j 是信号 $f(t)$ 的第 j 级细节(或称第 j 级细节信号),小波变换 $d_{j,l,k}^j = \langle f, \psi_{j,l,k} \rangle$ 为细节信号系数.

在作数值计算时,将 $f(t)$ 离散化后得采样序列 $f_n, n=1, 2, 3, \dots$, 将 f_n 记为 A^0 , 则信号的多尺度分解可以表示为

$$A^0 = A^1 + D^1 = A^2 + D^1 + D^2 = \dots \quad (2)$$

A^j 分解为 A^{j+1} 和 D^{j+1} , 实质是 A^j 分别通过低通滤波器与高通滤波器后得到近似信号 A^{j+1} 与细节信号 D^{j+1} , 其中 A^{j+1} 为低频部分, D^{j+1} 为高频部分, 此时信号的频带分布可以直观地用图 1 表示.

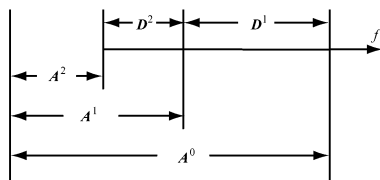


图 1 多尺度分解的信号频带分布

Fig.1 Distribution of frequency belt of multi-scale decomposition signal

Mallat 算法给出了信号小波分解和重构的快速算法^[7], 其作用相当于傅里叶变换中的 FFT. 由 Mallat 算法可以快速地计算得到 $f(t)$ 的第 j 级小波分解细节信号

$$D^j = g_j(t) = \sum_{k \in Z} d_{j,k}^j \psi_{j,k}(t) \quad (3)$$

从图 1 易看出, 不同的 D^j 能提供信号 $f(t)$ 不同频带的构成信息, 所以可以考虑利用此特性来提取振动信号 $f(t)$ 的故障特征, 即研究故障信息在不同频带的分布情况.

设信号 $f(t)$ 的分析时间为 T , 由式(1)所示的分解结构和 Mallat 算法求得信号的小波分解细节信

号, 从而定义细节信号的能量表达式

$$ED_j = E(D^j) = \frac{1}{T} \int_0^T g_j^2(t) dt \quad (4)$$

细节信号总能量为 $ED = \sum_{j=1}^J ED_j$.

同样, $f(t)$ 的第 j 级小波分解近似信号

$$A^j = h_j(t) = \sum_{k \in Z} c_{k,j}^j \psi_{j,k}(t) \quad (5)$$

近似信号的能量表达式为

$$EA_j = E(A^j) = \frac{1}{T} \int_0^T h_j^2(t) dt \quad (6)$$

信号的总能量 $E = EA_j + ED = EA_j + \sum_{j=1}^J ED_j$.

于是选择第 J 层的近似信号和各层的细节信号的能量作为特征, 构造特征向量 $F = [ED_1, ED_2, \dots, ED_J, EA_J]$.

2 转速和采样频率对能量特征的影响

2.1 采样频率 f_s 对特征的影响

由采样定理 $f_s \geq 2f_m$ 可知, 最高分析频率 $f_m = f_s/2$. 所以, 信号的频率分析范围就是 $[0, f_s/2]$, 在这个频率范围内进行多尺度分解, 如图 2 所示.

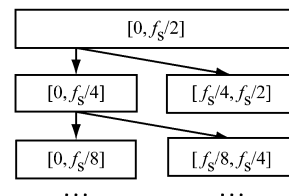


图 2 频带分布图

Fig.2 Distribution of frequency belt

通过图 2 可以发现, 在相同的转速和分解层数下, 若 f_s 是不确定的, 那么分解得到的各个频带的频率范围也是不确定的, 同一个特征就可能落入不同频带, 从而导致故障信号的频带能量特征随采样频率的变化而变化.

因此, 如果确定了小波分解的最小频率范围, 则可以由采样频率决定小波分解的层数.

2.2 转速 n 对特征的影响

转速频率 $f_n = n/60$. 采样频率 f_s 和分解层数确定后, 各频带的频率范围就确定了. 对于不同转速下的信号, 其频率结构也随之不同, 因此在相同层上的信号能量特征也将不同, 从而导致故障信号的频带能量特征随转速变化而变化.

2.3 算例

为了进一步分析转速和采样频率对特征的影

响,下面运用1个仿真算例来进行说明:设转子发生了不平衡故障,故障信号的采样频率 $f_s = 1/t_s$, t_s 为采样间隔,转速频率 $f_n = n/60$, n 为转速(单位:r/min),故障信号为 $x = \sin 2 f_n t$,其中, t 从0到1s时按 t_s 采样得到离散数字信号.对输入信号 x 进

行多分辨率分析,统一分解到8层,然后重构各层细节信号和近似信号,得到9个能量特征.

表1给出了在相同采样间隔和不同转速下的小波能量特征计算结果;表2给出了在相同转速和不同采样间隔下的小波能量特征计算结果.

表1 不同转速下能量特征分布比较(采样间隔 $t_s = 0.005$ s)

Table 1 Comparison of distribution of energy features (sampling interval $t_s = 0.005$ s)

$n/(r \cdot \min^{-1})$	ED ₁	ED ₂	ED ₃	ED ₄	ED ₅	ED ₆	ED ₇	ED ₈	EA ₈
1 000	0.013 0	0.142 2	0.656 9	0.107 5	0.012 6	0.009 4	0.014 3	0.005 3	0.038 9
2 000	0.122 3	0.534 6	0.107 8	0.013 2	0.006 5	0.003 9	0.023 1	0.083 2	0.105 4
5 000	0.910 9	0.007 7	0.010 5	0.002 8	0.000 5	0.000 7	0.007 6	0.025 5	0.033 8

表2 不同采样频率下能量特征分布比较(转速 $n = 2\ 000$ r/min)

Table 2 Comparison of distribution of energy features (rotating speed $n = 2\ 000$ r/min)

t_s/s	ED ₁	ED ₂	ED ₃	ED ₄	ED ₅	ED ₆	ED ₇	ED ₈	EA ₈
0.01	0.661 9	0.114 2	0.018 5	0.003 6	0.003 6	0.021 4	0.083 8	0.001 2	0.091 8
0.005	0.122 3	0.534 6	0.107 8	0.013 2	0.006 5	0.003 9	0.023 1	0.083 2	0.105 4
0.001	0.000 4	0.005 0	0.066 9	0.498 4	0.347 5	0.009 4	0.016 4	0.021 0	0.035 0

由表1可以看出,在采样频率一定的情况下,能量特征随着转速变化而变化;从表2可以看出,在转速一定的情况下,不同的采样频率也导致了小波能量特征的巨大差异.显然,这样提取的频带能量特征难于应用于实际故障诊断.因此,需要解决能量特征随转速和采样频率变化而变化的问题.

受倍频分析思想的启发,由于转子故障的典型特征是信号的特征频率通常为转子旋转频率的整数或分数倍频,则将信号的频率除以旋转频率即可得到信号的阶次谱,使得同一故障在不同转速下均表现出了相同的特征.显然,将信号频率除以旋转频率,相当于对频率进行了压缩,在频率上进行了尺度变换.由此可见,可以从信号的尺度变换原理来对信号进行处理,对处理后的信号再进行小波变换,将消除转速对所提取的能量特征的影响.

3 基于尺度变换的能量特征提取新方法

根据 Fourier 变换定理,所谓尺度变换,即若 $x(t) \leftrightarrow X(f)$,则

$$x(at) \leftrightarrow \frac{1}{|a|} X\left(\frac{f}{a}\right) \quad (7)$$

式中, a 为非零常数.

若令 $a = f_n$,则频率就变成 f/f_n ,得到的是倍频或分频成分.显然,信号的倍频特征是不会随着转速

频率 f_n 的变化而变化的.那么,对输入信号 $x(t)$ 进行尺度为 f_n 的变换,有

$$x(f_n t) \leftrightarrow \frac{1}{|f_n|} X\left(\frac{f}{f_n}\right) \quad (8)$$

显然,如果对时间扩展后的时域信号 $x(f_n t)$ 以时间间隔 t_s 进行采样,那么相当于对原始信号 $x(t)$ 以 t_s/f_n 的间隔进行采样.而对频率压缩后的信号采样的时间间隔 t_s 的确定,则直接由小波分解后得到的最高倍频决定,而小波分解的层数则由分解后得到的最低倍频决定.通常,转子故障信号的频率特征需要满足:最低倍频在0.5倍以下,最高倍频在10倍以上.

因此, t_s 需要满足

$$t_s < (1/2)/10 = 0.05 \quad (9)$$

小波分解层数 m 需要满足

$$m > \text{lb}\left[\frac{1}{2 \times t_s \times 0.5}\right] \quad (10)$$

例如,当 $t_s = 0.01$ s时,需要分解到 $m > \text{lb}\left(\frac{1}{2 \times 0.01 \times 0.5}\right) = 6.64$,即 $m = 7$ 层,则最低频带范围为 $(0 \sim 50/2^7 \times)$,即 $(0 \sim 0.39 \times)$.

该方法的实施很简单.首先,按式(9)确定频率压缩后的信号采样的时间间隔 t_s ;然后,按式(10)确定小波分解的层数 m ;最后,只需将原始信号按

t_s/f_n 进行重采样,对重新采样的信号进行 m 层小波分解,即可提取出频带能量特征.

下面研究原始信号经重采样后是否存在失真.根据采样定理,要求采样频率 $f_s > 2f_m$, f_m 为信号的最高分析频率.在旋转机械振动信号中,通常要求最高分析频率 $f_m > 10f_n$,则要求 $f_s > 20f_n$.若将对原始信号的采样间隔定为 t_s/f_n ,则对原始信号的采样频率 $f_s = f_n/t_s$,按式(9)确定的 t_s ,可得 $f_s > 20f_n$,显然重采样不会导致信号失真.

为了验证该方法的有效性,根据上面分析对前面的仿真算例按式(9)选取 $t_s = 0.005$,对原始信

号统一按 $0.005/f_n$ 的采样间隔进行重采样,可以使采样后的信号不失真;小波分解层数可由式(10)确定,即小波分析需要分解到 $m > \lg \left[\frac{1}{2 \times 0.005 \times 0.5} \right] = 7.64$,因此,确定小波分解层数为 8 层,所得到的结果如表 3 和 4 所示.从表中可以看出,该方法消除了转速和采样频率对频带能量特征的影响,即同一故障在不同的转速和采样频率下得到了相同的频带能量特征.显然,通过该方法的处理,所提取的特征反映了故障的本质规律,可以应用于实际的故障诊断中.

表 3 采用新方法提取的能量特征分布比较(采样间隔 $t_s = 0.005$)

Table 3 Comparison of distribution of energy features extracted by new method (sampling interval $t_s = 0.005$ s)

n/rpm	ED ₁ (50 ~ 100 ×)	ED ₂ (25 ~ 50 ×)	ED ₃ (12.5 ~ 25 ×)	ED ₄ (6.2 ~ 12.5 ×)	ED ₅ (3.1 ~ 6.2 ×)	ED ₆ (1.6 ~ 3.1 ×)	ED ₇ (0.8 ~ 1.6 ×)	ED ₈ (0.4 ~ 0.8 ×)	EA ₈ (0 ~ 0.4 ×)
1 000	0.000 0	0.000 0	0.000 1	0.000 8	0.011 0	0.132 5	0.687 4	0.152 6	0.015 7
2 000	0.000 0	0.000 0	0.000 2	0.001 5	0.012 2	0.132 4	0.684 8	0.150 8	0.018 1
5 000	0.000 0	0.000 1	0.000 4	0.002 9	0.022 9	0.182 7	0.656 9	0.121 4	0.012 8

表 4 采用新方法提取的能量特征分布比较(转速 $n = 2\ 000$ rpm)

Table 4 Comparison of distribution of energy features extracted by new method (rotating speed $n = 2\ 000$ rpm)

t_s/s	ED ₁ (50 ~ 100 ×)	ED ₂ (25 ~ 50 ×)	ED ₃ (12.5 ~ 25 ×)	ED ₄ (6.2 ~ 12.5 ×)	ED ₅ (3.1 ~ 6.2 ×)	ED ₆ (1.6 ~ 3.1 ×)	ED ₇ (0.8 ~ 1.6 ×)	ED ₈ (0.4 ~ 0.8 ×)	EA ₈ (0 ~ 0.4 ×)
0.005	0.000 0	0.000 0	0.000 2	0.001 5	0.012 2	0.132 4	0.684 8	0.150 8	0.018 1
0.002	0.000 0	0.000 0	0.000 1	0.000 7	0.010 9	0.132 8	0.686 3	0.151 1	0.0180
0.001	0.000 0	0.000 0	0.000 0	0.000 7	0.010 9	0.132 8	0.686 4	0.151 1	0.018 0

4 小波频带能量特征自动提取新方法在转子故障诊断中的应用

4.1 实验数据获取

利用 ZL-3 多功能转子实验台和 DH5922 动态信号测试分析系统,在不同的转速下采集了不平衡、不对中、碰摩及油膜涡动 4 类转子故障样本.其中,不平衡故障 26 个,碰摩故障 30 个,油膜涡动故障 40 个,不对中故障 32 个.

试验装置如图 3 所示,由电动机带动,通过转速传感器(反射式光电传感器)获知转速,利用电涡流位移传感器采集转子振动模拟信号, DH5922 动态信号测试分析系统进行模/数变换,将数字信号传送给计算机(或数字信号处理器)进行处理.

4.2 利用小波特征提取的新方法提取能量特征

众所周知,转子故障的特征主要体现在旋转频率的分数倍和整数倍频,下面运用本文的特征提取新方法对故障信号进行频带能量特征提取.

按式(9)选取 $t_s = 0.005$,对原始信号统一按 $0.005/f_n$ 的采样间隔进行重采样;小波分解层数由式(10)确定,即分解层数 $m > \lg \left[\frac{1}{2 \times 0.005 \times 0.5} \right] = 7.64$,确定小波分解层数 m 为 8 层.将采样后的信号进行尺度为 8 的小波多分辨率分解,再重构各个分、倍频段的时域信号,提取能量作为特征向量,最低的信号频带范围为 $(0 \sim 100/2^8)$,即约为 0 到 0.4 倍频.所提取的能量特征能够充分表现出转子故障的本质.最终得到 1 至 8 层的细节信号能量特征及第 8 层的低频信号能量特征,形成 ED₁ (50 ~ 100 ×)、ED₂ (25 ~ 50 ×)、ED₃ (12.5 ~ 25 ×)、ED₄ (6.2 ~ 12.5 ×)、ED₅ (3.1 ~ 6.2 ×)、ED₆ (1.6 ~ 3.1 ×)、ED₇ (0.8

$\sim 1.6 \times$)、 ED_8 (0.4 ~ 0.8 \times)、 EA_8 (0 ~ 0.4 \times) 共 8 个 频带能量特征。

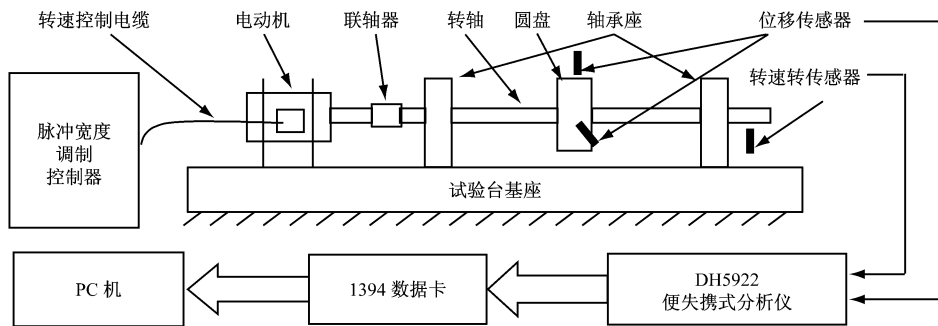


图3 转子实验装置

Fig.3 Rotor experimental rig

4.3 构建集成神经网络实现多类故障的辨识

(1) 集成网络构建

由于多分类问题转化为两分类问题进行处理,具有泛化能力强、所需样本少等优点^[5].因此,为了实现转子不平衡、不对中、碰摩及油膜涡动 4 种故障的诊断,本文设计了一个 4 分类的集成神经网络模型,用于识别不平衡、碰摩、油膜涡动和不对中 4 种故障.在集成神经网络中,每个子网络实现一种故障的诊断,每个子网络均为 3 层 BP 网络,在最终诊断中,将每个子网络的输出进行比较,选择输出值最大的作为神经网络分类结果,结构如图 4 所示.

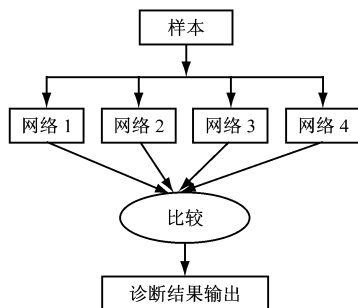


图4 集成神经网络示意图

Fig.4 Sketch map of compositive neural networks

(2) 集成网络工作原理

首先,将采集到的 4 类故障数据分别标识类别号,不平衡故障标为 1,碰摩故障标为 2,油膜涡动故障标为 3,不对中故障标为 4.将各类故障样本随机选一半作为训练样本,另一半作为测试样本.

其次,构建 4 个子网络.每个子网络都为 3 层 BP 网络,在组织每个子网络的训练和测试样本时,如果样本故障与子网络所诊断的故障相同,则该样本的目标值为‘1’,否则为‘0’.例如,某故障样本为不平衡故障,则该样本在作为不平衡子网络训练样

本时,其目标值为‘1’,而作为其他子网络的训练时,其目标值为‘0’,按此方法依次可以得到每个子网络的训练样本.

由两类分类器原理,根据输出 y 的值来对样本进行判别分类,即:如果 $y > 0.5$,判断为是该故障类型;如果 $0 < y < 0.5$,判断为不是该故障类型;如果 $y = 0.5$,则无法判断是否为该故障.对各子网络进行训练,训练成功后,对测试样本进行测试,即可得到各子网络的识别率.将测试样本输入到每个子网络后,每个子网络将产生一个输出 y_i ($i = 1, 2, 3, 4$),对最终的故障类型判别方法为:如果 $y_i = \max_{k=1,2,3,4} (y_k)$, and $y_i > 0.5$, and $N(y_i) = 1$,其中 $N(y_i)$ 表示满足条件的 y_i 的个数,则将最终判别为第 i 类故障;否则,该样本作拒识处理,这样得到对每个样本最终的识别结果.

本文运用 MATLAB 神经网络工具箱的 trainlm 快速学习算法.

(3) 用结构自适应神经网络方法设计子网络结构

由于神经网络训练的不确定性,以及泛化能力受结构参数的影响很大,为了获得具有最大泛化能力的神经网络结构和参数,需要确定最优的中间层节点数、最大训练步数及初始权值的随机种子 3 个参数.网络的输入层布点数由特征数确定为 9,训练合译误差定为 0.001.本文利用文献[8]提出的结构自适应神经网络来自动获取最佳的子网络结构参数,其基本思想是:将故障样本随机选择一半作为训练样本,剩余的作为测试样本,用训练样本训练网络,再用测试样本对训练好的网络测试,用所产生的测试误差构造遗传算法的适应度函数,利用遗传算法的全局搜索能力自动获取测试误差最小,且具有

最佳泛化能力的网络结构参数.优化后得到的神经网络结构参数如表5所示.

表5 子神经网络最优结构参数

Table 5 Optimizing structure parameters of somNNs

子网络	输入层节点数	中间层节点数	最大训练步数	初始权值随机种子	训练误差
不平衡子网络	9	5	23	480	0.001
碰摩子网络	9	2	31	440	0.001
油膜涡动子网络	9	17	7	400	0.001
不对中子网络	9	28	17	220	0.001

(4) 诊断结果

利用表5的子神经网络构造集成神经网络模型对故障的识别结果如表6所示.从表6可知,该集成神经网络对故障样本达到了较高的识别精度率,对不平衡、碰摩及油膜涡动故障的识别率达到了95%

以上,对不对中故障的识别率也达到了85%,识别效率能够达到故障诊断的要求.满意的识别结果充分表明了故障特征的可诊断性,从而反映了本文提出的基于小波分析的转子故障信号频带能量特征自动提取方法的有效性和正确性.

表6 集成神经网络对转子故障实验样本的识别率

Table 6 Recognition rate of compositive neural networks to rotor fault samples

故障类型	训练样本数	测试样本数	类别号	识别率	总识别率
不平衡	13	13	1	0.963 25	0.892 5
碰摩	15	15	2	0.977 5	
油膜涡动	20	20	3	0.984 38	
不对中	16	16	4	0.851 25	

5 结 论

(1) 本文提出了基于小波变换的多尺度空间频带能量分布特征自动提取新方法,通过对信号进行给定频率的重采样,再分解到指定层上以获取信号频带能量特征.并用仿真算例验证了本文方法能够有效地消除转速和采样频率对频带分布的影响,整个计算过程自动完成.

(2) 利用ZL-3型多功能转子实验台进行了不平衡、不对中、碰摩及油膜涡动故障的模拟,同时,用DH5922动态信号测试分析系统采集了128组包含4种故障的样本.用本文所提出的特征自动提取新方法对转子故障信号进行频带能量特征提取,用集成神经网络对故障样本实施了诊断,获得了较高的诊断精度.满意的识别结果充分表明了故障特征的可诊断性,从而反映了本文转子故障信号小波频带能量特征自动提取新方法的有效性和正确性.

参考文献:

[1] 张静远,张冰,蒋兴舟.基于小波变换的特征提取方法分

析[J].信号处理,2000,16(2):156-162.

- [2] 杨国安,钟秉林,黄仁,贾民平,许云飞.机械故障信号小波包分解的时域特征提取方法研究[J].振动与冲击,2001,20(2):25-28.
- [3] 宋友,柳重堪,李其汉.基于小波变换的转子动静件碰摩故障诊断研究[J].振动工程学报,2002,15(3):319-322.
- [4] 程军圣,于德介,杨宇,邓乾旺.尺度一小波能量谱在滚动轴承故障诊断中的应用[J].振动工程学报,2004,17(1):82-85.
- [5] 虞和济,周永,张省.小波神经网络诊断系统的应用与发展[J].振动、测试与诊断,1998,18(2):85-90.
- [6] LIN J, QU L. Feature extraction based on Morlet wavelet, its application for mechanical fault diagnosis[J]. Journal of Sound Vibration, 2000, 234(1): 5-9.
- [7] MALLAT S. Theory for multiresolution signal decomposition: the wavelet representation [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7): 674-693.
- [8] 陈果.神经网络模型的预测精度影响因素分析及其优化[J].模式识别与人工智能,18(5),2005:528-534.

(编辑:秦 巍)