

文章编号:1000-6893(2009)02-0362-06

滚动轴承早期故障的特征提取与智能诊断

陈果

(南京航空航天大学 民航学院, 江苏 南京 210016)

Feature Extraction and Intelligent Diagnosis for Ball Bearing Early Faults

Chen Guo

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

摘要: 在基于小波变换的滚动轴承故障诊断研究中,目前普遍存在小波变换参数选取和故障特征计算无法自动完成的问题。基于此,提出了一种基于二进离散小波变换的滚动轴承故障特征自动提取技术,实现了小波函数参数的自动选取和故障特征的自动提取。同时,基于结构自适应神经网络方法建立了滚动轴承的集成神经网络智能诊断模型。最后,利用实际的滚动轴承实验数据验证了所提方法的有效性。

关键词: 滚动轴承; 二进离散小波变换; 神经网络; 特征提取; 智能诊断

中图分类号: TB123 **文献标识码:** A

Abstract: In the study on ball bearing fault diagnosis based on wavelet transform, the parameter selection of wavelet transform and computation of fault features cannot be carried out automatically at present. Aiming at these problems, a new ball bearing fault feature auto-extracting method based on binary discrete wavelet transform is proposed in this article, which can select automatically wavelet function parameters and extract the fault features. In addition, an intelligent diagnosis model based on the neural network with self-adaptive structure is established to implement the intelligent diagnosis of ball bearing faults. Finally, practical ball bearing experiment data is used to verify the new method put forward in this article, and the results fully validate its application.

Key words: ball bearings; binary discrete wavelet transform; neural networks; feature extraction; intelligent diagnosis

目前,滚动轴承在旋转机械中应用极为广泛,其运行状态往往直接影响到整台机器的精度、可靠性及寿命。由于滚动轴承的寿命离散性很大,无法进行定时维修^[1],因此,对滚动轴承的状态监测与故障诊断具有重要意义。目前,共振解调法在滚动轴承故障诊断中得到了普遍认可,其基本原理是通过传感器获取轴承故障冲击引起的共振响应,然后通过窄带滤波器得到合适的共振频带,再通过包络解调分析将轴承故障信息从复杂的调幅振动信号中分离出来。该方法的主要缺点是当由缺陷引起的共振频带较多时,不能有效地进行共振频带的选取。因此往往难以得到满意的识别效果。

小波变换具有带通滤波特性,可通过选择合适的小波对信号进行分解,进而得到每一频带内振动信号的变化规律,因此可以从中提取出能够真实反映轴承冲击振动现象的特征频带信号,作

为监测滚动轴承运行状态的依据。近几年,小波变换在滚动轴承故障诊断中得到了广泛应用,文献[2-4]将连续小波应用于滚动轴承的故障诊断,展示了连续小波变换在特征提取上的优越性能,提取了滚动轴承故障特征;由于二进离散小波变换和小波包变换以尺度的二进离散求得小波系数,而且通过 Mallat 塔形算法进行快速变换,由于该方法具有无冗余分解和准确重构的特点,目前被广泛应用于滚动轴承故障诊断^[5-9]。

现有的研究表明了小波分析在滚动轴承故障特征提取和状态识别中的有效性。但是,目前主要还是从信号分析特征提取的角度进行研究,关于小波变换参数选取及故障特征参数的计算,基本上不能自动完成,往往需要研究者进行人工识别,因此,不能实现滚动轴承故障的智能诊断。鉴于此,本文在现有研究的基础上,提出了一套基于小波包络谱分析的特征参数,并实现了小波变换自动选取和特征参数的自动计算,同时采用结构自适应神经网络技术构造了用于滚动轴承多故障智能诊断的集成神经网络模型,实现了滚动轴承

收稿日期:2007-11-27; 修订日期:2008-03-19

基金项目:国家自然科学基金(50705042); 航空科学基金(2007ZB52022)

通讯作者:陈果 E-mail: cgzyx @263. net

故障的智能诊断,并用实际的滚动轴承故障数据进行了验证。

1 二进离散小波变换基本原理

多分辨率小波分析由 Mallat 算法^[10]给出,其作用相当于快速傅里叶变换(FFT)算法。

设有信号 $f(t)$ 的离散序列 $f(n), n=1, 2, \dots, N$, 若以 $f(n)$ 表示信号在尺度 $j=0$ 时的近似值, 记为 $c_0(n) = f(n)$, 则 $f(t)$ 的离散二进小波变换由下式确定

$$\left. \begin{aligned} c_{j+1}(n) &= \sum_k h(k-2n) c_j(k) \\ d_{j+1}(n) &= \sum_k g(k-2n) c_j(k) \end{aligned} \right\} \quad (1)$$

式中: c_j 和 d_j 分别为信号在尺度 j 上的近似部分和细节部分; $h(n)$ 和 $g(n)$ 为由小波函数 $\phi(x)$ 确定的两列共轭滤波器系数。

尺度函数由两尺度关系

$$\phi(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} h(k) \phi(2x-k)$$

完全确定。其中, $h(k) = \frac{1}{\sqrt{2}} \phi\left(\frac{x}{2}\right), \phi(x-k)$ 。

相应地,小波函数由

$$\psi(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} g(k) \phi(2x-k)$$

完全确定。其中, $g(k) = (-1)^k h(1-k)$ 。

离散信号 c_0 经过尺度 $1, 2, \dots, J$ 的分解, 最终分解为 $d_1, d_2, \dots, d_J, c_J$, 它们分别包含了从高频到低频的不同频带信息。

重构表达式为

$$c_j(k) = \sum_n h(k-2n) c_{j+1}(n) + \sum_n g(k-2n) d_{j+1}(n) \quad (2)$$

显然,可以由分解的序列一步步恢复出原始信号。

2 基于二进离散小波变换的滚动轴承故障小波包络谱分析及特征提取

2.1 滚动轴承的小波包络谱分析

文献[1]的研究表明:当外圈存在单个损伤点时,由损伤引起的脉冲力以外圈故障特征频率不断产生,所以引起一系列高频衰减振动,在频谱上表现为在共振频率附近出现一系列以外圈故障特征频率为间隔的随频率增大逐渐衰减的离散谱线;当内圈存在单个损伤点时,由于损伤点随内圈

转动而不断变化,因此所引起的包络信号频谱比外圈单个损伤点时的情况要复杂得多,其特征是在内圈故障频率的各阶倍频处有幅值逐渐下降的谱线,并且以各阶倍频为中心在其两旁有间隔等于旋转频率的调制谱线,调制谱线的幅值远离各阶故障特征频率时逐渐下降;当单个滚动体有损伤时,振动包络信号是一系列指数衰减脉冲,脉冲的幅值受滚动体的公转频率的调制,包络谱是一系列以滚动体自转频率(故障特征频率)各阶倍频为中心的谱线,在每一族中,族中心处的谱线值最大,两边的谱线为调制边频带,幅值远离中心时逐渐减小,间隔等于滚动体的公转频率(保持架特征频率)。

滚动轴承的共振解调原理^[1]是选择某一高频固有振动作为研究对象,通过中心频率等于该固有频率的带通滤波器把该固有振动分离出来。然后,通过包络检波器检波,去除高频衰减振动的频率成分,得到只包含故障特征信息的低频包络信号,对包络信号进行频谱分析便可容易地诊断出滚动轴承的故障来。但是由损伤引起的共振频带往往比较多,如何有效地选择共振频带进行分析将直接影响故障识别的效果。利用二进离散小波变换进行滚动轴承故障诊断的本质就是利用小波变换的带通滤波器的特性,通过选择合适的小波函数对信号进行分解以得到合适的共振频带。

下面用来自美国 Case Western Reserve University 电气工程实验室的滚动轴承实验数据^[11]来进行小波包络谱分析,该数据来源于 SKF6205 滚动轴承,采样频率为 12 kHz。

设 f_o, f_1, f_c, f_B, f_R 分别为外圈特征频率、内圈特征频率、保持架特征频率、滚动体特征频率及转轴旋转频率。实验转速为 1 730 r/min,所以旋转频率 $f_R = 28.7$ Hz,通过计算^[11]可以得到滚动轴承各部件的特征频率分别为: $f_o = 102.8$ Hz, $f_1 = 155.3$ Hz, $f_B = 135.2$ Hz, $f_c = 11.4$ Hz。

限于篇幅,本文以外圈故障的小波包络谱分析为例,关于内圈和滚动体故障的小波包络谱分析可以依此类推。图 1(a)为 SKF6205 轴承外圈损伤的振动加速度原始信号,图 1(b)为频谱图,从图中可以看出原始信号存在多个共振区,从中很难发现滚动轴承的特征频率。对原始信号进行 4 层二进离散小波分解,小波函数为 db8,图 2 为各分解层中重构的细节信号 d_1, d_2, d_3 及 d_4 的频谱,从图中可以看出,通过小波函数的带通滤波作用,各层细节信号频谱上取出了轴承损伤所引起

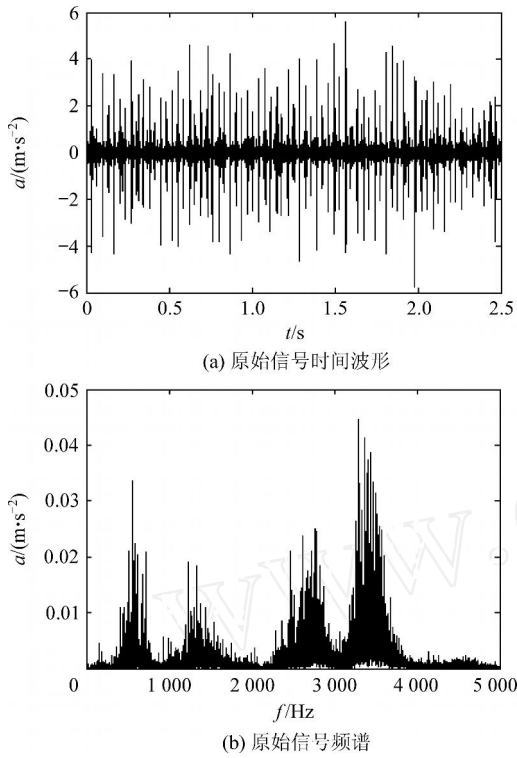


图1 滚动轴承外圈故障原始信号及频谱

Fig. 1 Original signal and frequency spectrum of ball bearing outer ring fault

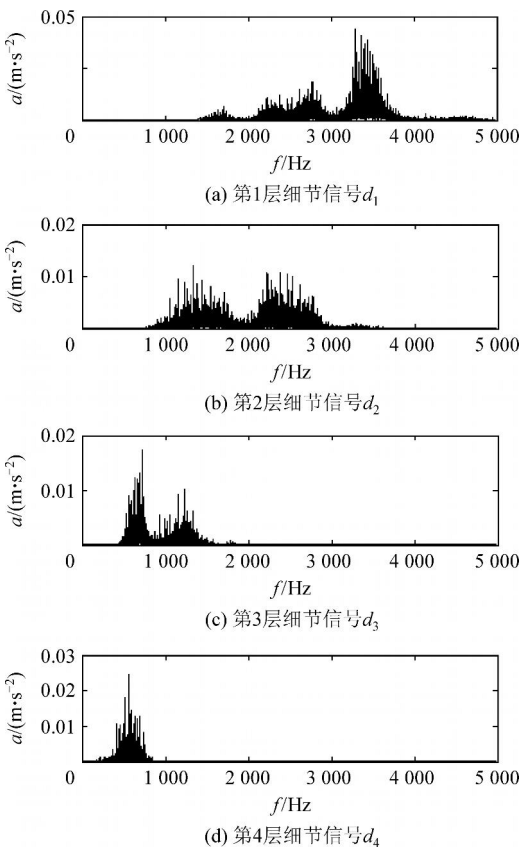


图2 二进离散小波变换各层细节信号频谱

Fig. 2 Frequency spectrum of detail signals for various layers of binary discrete wavelet transform

的共振峰。图3为通过Hirbert包络检测,得到的各尺度下的小波包络谱,在包络谱中可清楚地发现滚动轴承外圈的故障所表现出的特征频率为102.99 Hz(约为102.8 Hz)。由此可见,小波包络谱对于检测滚动轴承故障非常有效。

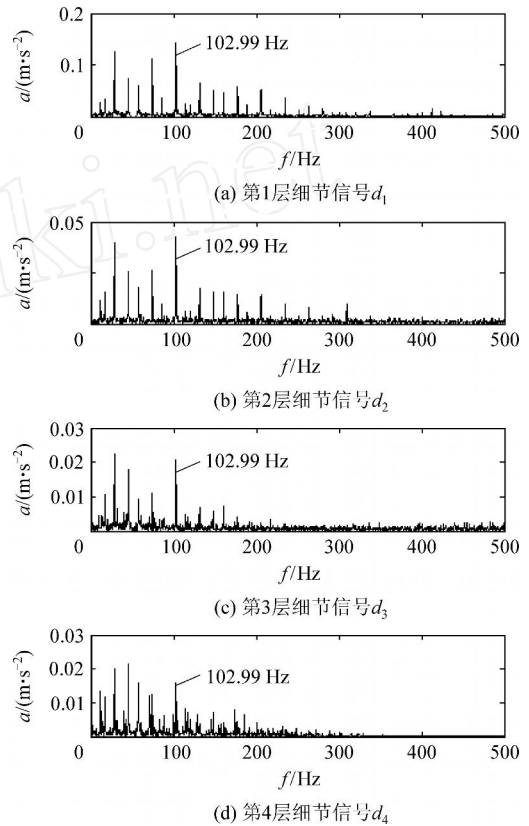


图3 各分解层细节信号的小波包络谱

Fig. 3 Wavelet envelope spectrum for detail signals of various layers

2.2 滚动轴承的小波包络谱自动特征提取

从小波包络分析中可以看出,小波包络谱中体现了滚动轴承的故障特征频率,因此为有效地识别故障部位提供了重要信息,但是如何从小波包络谱中自动获取其频率特征,从而为智能诊断提供征兆信息,目前还未充分解决此问题。

如前所述,外圈损伤在频谱上表现为在共振频率附近出现一系列以外圈故障特征频率 f_o 为间隔的随频率增大逐渐衰减的离散谱线;内圈损伤在内圈故障频率 f_i 的各阶倍频处有幅值逐渐下降的谱线,并且以各阶倍频为中心在其两旁有间隔等于旋转频率 f_r 的调制谱线;滚动体损伤是以滚动体自转频率(故障特征频率) f_B 各阶倍频为中心的谱线,两边的谱线为调制边频带,间隔等于滚动体的公转频率(保持架特征频率) f_c 。因此,可以根据各尺度下的小波包络谱自动计算

各故障特征值。具体计算步骤为:

步骤 1 按统一采样频率 f_s 进行重采样(如 10 kHz),使分解中尺度所代表的频率相同。

步骤 2 确定分解层数,通常取 $L = 4$ 。图 4 为二进小波的 4 层分解频带关系图,从图中可以看出,当采样频率为 10 kHz 时,各层的细节信号频带分别为: $d_1 : [2\ 500, 5\ 000]$ Hz; $d_2 : [1\ 250, 2\ 500]$ Hz; $d_3 : [625, 1\ 250]$ Hz; $d_4 : [312.5, 625]$ Hz。显然,这些频带范围基本上覆盖了轴承损伤所引起的共振频带。因此可以对各层的细节信号进行包络谱分析。

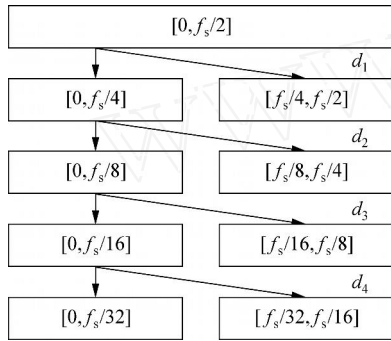


图 4 频带分布图

Fig. 4 Frequency band distribution

步骤 3 确定小波函数,通常采用 dbN,其中, N 为小波的阶数, $N = 8 \sim 10$ 。

步骤 4 进行二进离散小波分解,得到各层细节信号。

步骤 5 对小波分解层的细节信号进行 Hilbert 变换,获得小波包络谱。

步骤 6 将各频率下的包络谱值与最大值相除,对各尺度下的小波包络谱进行归一化处理,然后在归一化后的包络谱中寻找滚动轴承故障特征频率所对应的包络谱值。

设 $W(f)$ 为归一化后的包络谱; F_1 为旋转频率包络谱值; F_2 为保持架频率包络谱值; F_3 为外圈频率包络谱值; F_4 为内圈频率包络谱值; F_5 为滚动体频率包络谱值。由于根据轴承转速和几何尺寸计算出的故障特征频率与实际包络谱中的故障特征频率总是存在差异,因此特征值需要在一定范围寻找,设其特征频率差异为 f ,包络频谱间隔为 Δf ,令 $m = \Delta f / f$,则在层 l 中的细节信号各特征值为

$$F_{1i} = \max[W_l(f_R + i \Delta f)], \quad i \in [-m, m]$$

$$F_{2i} = \max[W_l(f_C + i \Delta f)], \quad i \in [-m, m]$$

$$F_{3i} = \max[W_l(f_O + i \Delta f)], \quad i \in [-m, m]$$

$$F_{4i} = \max[W_l(f_I + i \Delta f)], \quad i \in [-m, m]$$

$$F_{5i} = \max[W_l(f_B + i \Delta f)], \quad i \in [-m, m]$$

步骤 7 计算出层细节信号的各特征值后,由于故障特征频率通常不可能在每层细节信号中均存在,根据识别经验,当观察到某层细节信号的小波包络谱中出现了故障特征频率,并且其值较大时,即表明该故障发生,据此,可以比较各细节信号的特征值,将其最大值作为最终特征值,即

$$F_i = \max_{l=1}^L [F_{li}] \quad (i = 1, 2, 3, 4, 5) \quad (4)$$

表 1 为滚动轴承典型故障样本的小波包络谱特征,从表 1 可以看出,当出现外圈故障时,小波包络谱表现出了外圈故障的特征频率,此时,特征值 F_3 取值较大;当出现内圈故障时,小波包络谱表现出了内圈故障的特征频率及内圈旋转频率,此时,特征值 F_1 和 F_4 取值较大;当出现滚动体故障时,小波包络谱表现出了滚动体故障的特征频率及保持架旋转频率,此时, F_2 和 F_5 取值较大。当滚动轴承无故障时,小波包络谱上所对应的滚动轴承元件特征频率处的取值均较小,即 F_3, F_4 和 F_5 均较小。由此可见,这 5 个小波包络谱特征对滚动轴承故障具有较强的识别力,可用于滚动轴承智能诊断。

表 1 滚动轴承故障的小波包络谱特征值

Table 1 Features of wavelet envelope spectrum for ball bearing faults

故障类型	F_1	F_2	F_3	F_4	F_5
正常	1.000 0	0.943 4	0.438 9	0.315 7	0.282 3
	1.000 0	0.814 5	0.626 2	0.459 1	0.431 4
	1.000 0	0.915 1	0.753 8	0.591 9	0.632 0
外圈故障	0.707 2	0.664 6	1.000 0	0.259 2	0.337 6
	1.000 0	0.522 9	1.000 0	0.391 0	0.657 2
	1.000 0	0.308 3	1.000 0	0.312 8	0.583 5
内圈故障	0.642 3	0.372 7	0.224 5	1.000 0	0.229 6
	1.000 0	0.340 2	0.581 2	1.000 0	0.180 6
	0.904 1	0.508 3	0.483 1	1.000 0	0.393 3
滚动体故障	1.000 0	0.923 2	0.512 1	0.484 2	1.000 0
	0.969 4	0.969 4	0.646 9	0.775 2	1.000 0
	0.699 0	0.974 1	0.558 6	0.568 2	1.000 0

3 基于结构自适应神经网络的滚动轴承故障智能诊断

3.1 滚动轴承故障实验介绍

本文用美国 Case Western Reserve University 电气工程实验室的滚动轴承故障模拟实验台^[11]的故障数据进行诊断分析。

该实验台如图5所示,包括一个2马力的电动机,一个扭矩传感器/译码器,一个功率测试计,还有电子控制器(图中没显示)。待检测的轴承支撑着电动机的转轴,驱动端轴承为SKF6205,风扇端轴承为SKF6203,表2和表3中分别列出了两种轴承的几何尺寸和各部件的故障频率。轴承用电火花加工单点损伤,损伤直径分为0.1778 mm, 0.3556 mm, 0.5334 mm。其中,轴承外圈的损伤点在时钟:3点钟、6点钟、12点钟3个不同位置进行设置。电动机风扇端和驱动端的轴承座上方各放置一个加速度传感器用来采集故障轴承的振动加速度信号。振动信号由16通道数据记录仪采集得到,采样频率为12 kHz,驱动端轴承故障还包含采样频率为48 kHz的数据。功率和转速通过扭矩传感器/译码器测得。

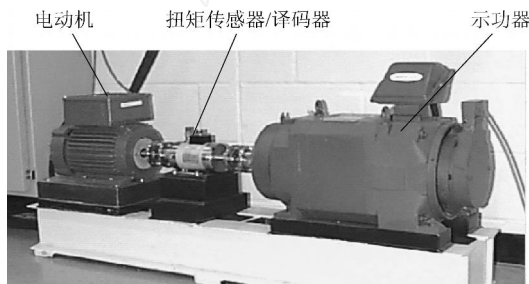


图5 滚动轴承故障模拟实验台实物图

Fig. 5 Ball bearing fault experiment rig

表2 滚动轴承几何尺寸(单位:mm)

Table 2 Ball bearing geometry size(Unit :mm)

型号	内圈直径	外圈直径	厚度	滚动体直径	节径
SKF6203	17.000 2	39.999 9	11.999 0	6.746 2	28.498 8
SKF6205	25.001 2	51.998 9	0.590 6	15.001 2	39.039 8

表4 神经网络训练和识别结果

Table 4 Training and recognition results of integrated neural network

子网络	样本数据数	训练样本数	测试样本数	未知样本数	对测试样本的识别率/%	对测试样本的总识别率/%	对未知样本的总识别率/%
正常	8	3	4	1	93.5	80.6	87.5
外圈故障	53	19	12	22	93.5	—	—
内圈故障	23	7	10	6	90.3	—	—
滚动体故障	11	3	5	3	93.5	—	—

4 结论

(1) 利用二进离散小波变换进行了滚动轴承故障的小波包络谱分析,提出了小波函数相关参

表3 滚动轴承各部件故障频率(转频的倍数)

Table 3 Component defect frequencies (multiple of running speed in Hz)

型号	内圈	外圈	保持架	滚动体
SKF6203	4.946 9	3.053 0	0.381 70	3.987 4
SKF6205	5.415 2	3.584 8	0.398 28	4.713 5

利用该实验台获取的正常样本8个、外圈损伤样本53个、内圈损伤样本23个及滚动体损伤样本11个。本文构造集成神经网络模型,将四分类问题转化为两分类问题,由各子网络分别负责诊断一种故障,最后根据4个神经网络输出的最大值来判断最终故障类型。

对于每个子网络,采用文献[12]提出的结构自适应神经网络模型。其基本原理是将样本随机分为测试样本和训练样本集,其中训练样本直接参与神经网络训练;测试样本参与对每次训练好的神经网络的测试,其识别率作为遗传算法的适应度函数;经过逐代遗传,最后得到具有最佳泛化能力的神经网络模型。本文将故障样本随机分为训练样本集(32个样本)、测试样本集(31个样本)及未知样本集(32个),其中未知样本作为最佳神经网络的测试样本,以检验其泛化能力。

3.2 滚动轴承故障诊断结果

利用集成神经网络诊断模型,对滚动轴承实验台模拟的包含正常、外圈故障、内圈故障以及滚动体故障的56个样本进行了诊断实验,结果如表4所示。表5为各子网络外部结构参数的优化结果。从表4可以看出,根据本文提出的小波尺度谱特征,对测试样本的未知样本的识别率分别为80.5%和87.5%。显然,所提方法实现了滚动轴承故障特征的自动提取和故障的有效诊断。

数的选取准则及从小波包络谱中自动提取特征参数的方法,并给出了计算流程。运用滚动轴承实际故障数据进行了分析验证,表明了特征参数的有效性。

表5 遗传算法优化后的最优子神经网络结构参数
Table 5 Son-neural network structure parameters after optimization by genetic algorithm

子网络	输入层 节点数	中间层 节点数	最大训 练步数	权值随 机种子	训练误差
正常	5	12	5	310	0.001
外圈故障	5	10	4	330	0.001
内圈故障	5	2	27	270	0.001
滚动体故障	5	2	23	270	0.001

(2) 建立了实现滚动轴承故障诊断的集成神经网络模型,子网络的构建采用了结构自适应神经网络模型,实现了神经网络结构参数的优化。最后采用美国 Case Western Reserve University 电气工程实验室的滚动轴承模拟故障数据进行了诊断实验,表明了方法的有效性。

(3) 本文研究工作对于提高滚动轴承诊断的自动化和智能化水平具有重要意义。

参 考 文 献

- [1] 梅宏斌. 滚动轴承振动监测与诊断[M]. 北京:机械工业出版社,1996.
Mei Hongbin. Ball bearing vibration monitoring and diagnosis[M]. Beijing:China Machine Press,1996. (in Chinese)
- [2] 林京. 连续小波变换及其在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 西安交通大学学报,1999,33(11):108-110.
Lin Jing. Continuous wavelet transform and its application in ball bearing fault diagnosis[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University,1999,33(11):108-110. (in Chinese)
- [3] 史东锋,鲍明,屈梁生. 小波包络分析在滚动轴承诊断中的应用[J]. 中国机械工程,2000,11(12):1382-1385.
Shi Dongfeng, Bao Ming, Qu Liangsheng. Application of wavelet envelope analysis in ball bearing fault diagnosis[J]. China Mechanical Engineering,2000,11(12):1382-1385. (in Chinese)
- [4] 程军圣,于德介,邓乾旺,等. 连续小波变换在滚动轴承故障诊断中的应用[J]. 中国机械工程,2003,14(23):2037-2040.
Cheng Junsheng, Yu Dejie, Deng Qianwang, et al. Application of continuous wavelet transform in ball fault diagno-

sis[J]. China Mechanical Engineering,2003,14(23):2037-2040. (in China)

- [5] Lin 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.
- [6] Tse P W, Peng Y H, Richard Y. Wavelet analysis and envelope detection for rolling element bearing fault diagnosis—their effectiveness and flexibilities[J]. Journal of Vibration and Acoustics,2000,123(3):303-310.
- [7] 傅勤毅,章易程,应力军,等. 滚动轴承特征的小波提取方法[J]. 机械工程学报,2001,27(2):30-32.
Fu Qinyi, Zhang Yicheng, Ying Lijun, et al. Wavelet extraction method of ball bearing features[J]. Journal of Mechanical Engineering,2001,27(2):30-32. (in Chinese)
- [8] Nikolaou N G, Antoniadis I A. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets[J]. NDT and E International,2002,35(3):197-205.
- [9] 张辉. 基于小波变换的滚动轴承故障诊断方法的研究[J]. 振动与冲击,2004,23(4):127-130.
Zhang Hui. Study on ball bearing fault diagnosis based on wavelet transform[J]. Journal of Vibration and Shock,2004,23(4):127-130. (in Chinese)
- [10] Mallat S G. A theory for multi-resolution signal decomposition: the wavelet representation[J]. IEEE Trans on PAM I,1989,11(7):674-693.
- [11] The Case Western Reserve University Bearing Data Center Website. Bearing data center seeded fault test data[EB/OL]. [2007-11-27]. <http://www/eecs/cwru/edu/laboratory/bearing/>.
- [12] 陈果. 一种实现结构风险最小化思想的结构自适应神经网络模型[J]. 仪器仪表学报,2007,28(10):1874-1879.
Chen Guo. A structure self-adaptive neural network model which can carry out structural risk minimization principle[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2007,28(10):1874-1879. (in Chinese)

作者简介:

陈果(1972-)男,博士,教授,博士生导师。主要研究方向:航空发动机智能诊断与专家系统、转子动力学。

Tel: 025-84891850

E-mail: cgzyx@263.net

(责任编辑:蔡斐,杨冬)