

## 滚动轴承表面损伤故障智能诊断新方法\*

陈 果

(南京航空航天大学民航学院 南京 210016)

**摘要:** 本文针对目前基于小波变换的滚动轴承故障诊断研究中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,提出了一种基于小波包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。最后,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,利用实际的滚动轴承实验数据进行了验证,结果表明了本文方法的有效性。

**关键词:** 滚动轴承;小波包变换;神经网络;特征提取;智能诊断

**中图分类号:** TB123 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.152

### New intelligent diagnosis method for ball bearing faults due to surface damage

Chen Guo

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

**Abstract:** At present, in the study of ball bearing fault diagnosis based on wavelet transform, the parameter selection of wavelet transform and computation of fault features can not be accomplished automatically. In this paper, a new method based on wavelet packet transform for auto-extracting ball bearing fault features is put forward, which can select the wavelet function parameters and extract the fault features automatically. An integrated neural network based on structure self-adaptive neural network model was established to implement the intelligent diagnosis of ball bearing faults, practical ball bearing experiment data were used to verify the new method, and the results fully show that the new method is correct and effective.

**Key words:** ball bearing; wavelet packet transform; artificial neural network; feature extracting; intelligent diagnosis

### 1 引 言

滚动轴承在机器设备中应用极为广泛,由于其寿命离散性很大,无法进行定时维修,因此,对其进行状态监测与故障诊断具有重要意义<sup>[1]</sup>。在滚动轴承故障中,早期的表面损伤类故障(包括点蚀、剥落、擦伤等),具有很大的危害性。当损伤点滚过轴承元件表面时要产生突变的冲击脉冲力,该力是一宽带信号,所以必然覆盖轴承系统的高频固有频率而引起谐振,从而产生冲若若干个共振频带。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比较多时,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

收稿日期:2007-12 Received Date:2007-12

\* 基金项目:国家自然科学基金(50705042)、航空科学基金(2007ZB52022)资助项目

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,而且可以通过 Mallat 塔形算法进行快速变换,同时该方法具有无冗余分解和准确重构的特点,因此目前被广泛应用于滚动轴承故障诊断<sup>[5-9]</sup>。

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,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。有鉴于此,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。

## 2 基于小波包变换的滚动轴承故障小波包络谱分析及特征提取

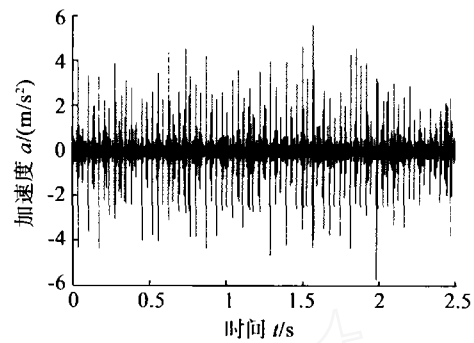
### 2.1 滚动轴承的小波包络谱分析

利用小波包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。然后,通过包络解调得到只包含故障特征信息的低频包络信号,其频谱为小波包络谱,从小波包络谱中可观察出滚动轴承特征故障。关于小波包变换的基本原理可以参考文献[8]。

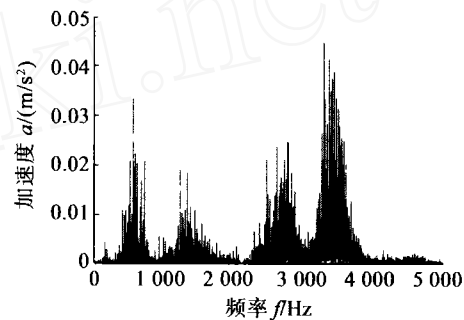
下面用来自美国 Case Western Reserve University 电气工程实验室的滚动轴承实验数据<sup>[11]</sup>来进行小波包络谱分析,该数据来源于 SKF6205 滚动轴承,采样频率为 12 kHz,设  $f_o, f_i, f_c, f_b, f_r$  分别为外圈特征频率、内圈特征频率、保持架特征频率、滚动体特征频率及转轴旋转频率。实验转速为 1 730 r/min,所以旋转频率  $f_r = 28.7$  Hz,通过计算<sup>[11]</sup>可以得到滚动轴承各部件的特征频率分别为:外圈 102.8 Hz、内圈 155.3 Hz、滚动体 135.2 Hz、保持架 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次类推。

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。对原始信号以 10 kHz 采样频率重采样后,进行 3 层小波包分解,小波函数为 db8,图 2 为第 3 层中各节点重构信号的频谱,由小波包变换理论<sup>[12]</sup>可知,第 3 层中各节点重构信号的频带

范围分别为: $W(3,0):[0,625]$  Hz、 $W(3,1):[625,1250]$  Hz、 $W(3,2):[1250,1875]$  Hz、 $W(3,3):[1875,2500]$  Hz、 $W(3,4):[2500,3125]$  Hz、 $W(3,5):[3125,3750]$  Hz、 $W(3,6):[3750,4375]$  Hz、 $W(3,7):[4375,5000]$  Hz。从图中可以看出,通过小波函数的带通滤波作用,第 3 层中各节点取出了轴承损伤所引起的共振频带。



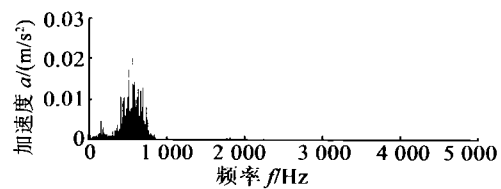
(a) 原始信号时间波形



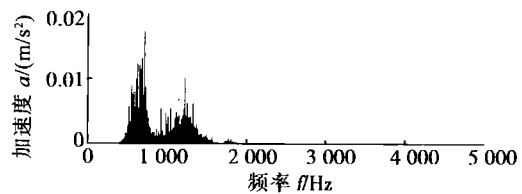
(b) 原始信号频谱

图 1 滚动轴承外圈故障原始信号及频谱

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



(a) 节点  $w(3,0)$  重构信号频谱



(b) 节点  $w(3,1)$  重构信号频谱

图 2 小波包变换第 3 层各节点的重构信号频谱

Fig. 2 Frequency spectra of reconstructed signals of the third layer of wavelet packet transform

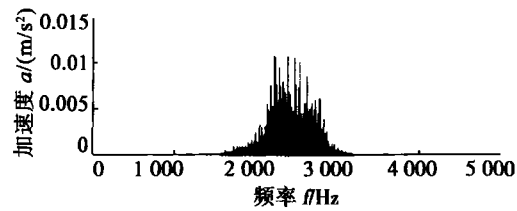
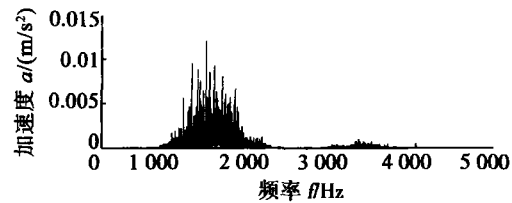
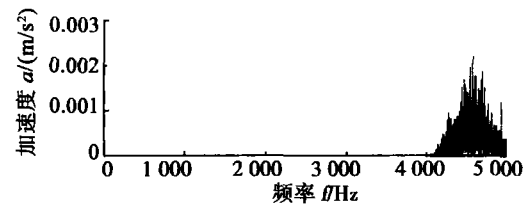
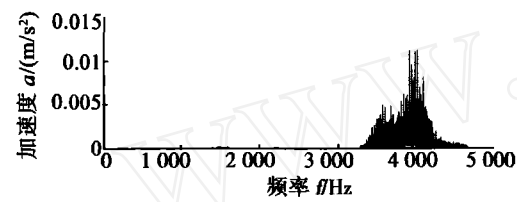
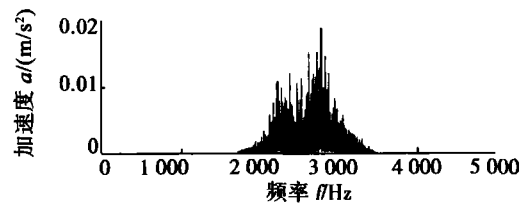
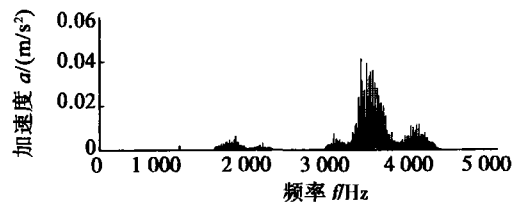
(c) 节点  $w(3,2)$  重构信号频谱(d) 节点  $w(3,3)$  重构信号频谱(e) 节点  $w(3,4)$  重构信号频谱(f) 节点  $w(3,5)$  重构信号频谱(g) 节点  $w(3,6)$  重构信号频谱(h) 节点  $w(3,7)$  重构信号频谱

图2 小波包变换第3层各节点的重构信号频谱

Fig.2 Frequency spectra of reconstructed signals of the third layer of wavelet packet transform

图3 为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  $102.99 \text{ Hz} \cong 102.8 \text{ Hz}$ 。由此可见,小波包络谱对于检测滚动轴承故障非常有效。

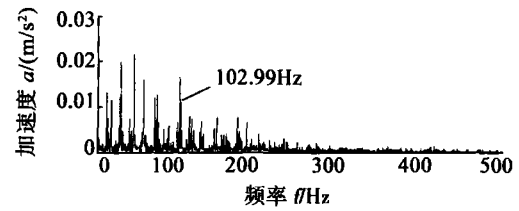
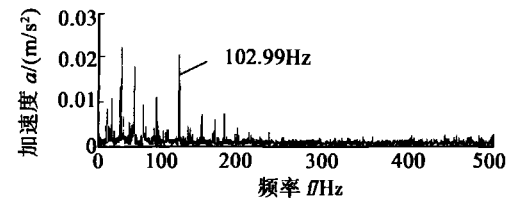
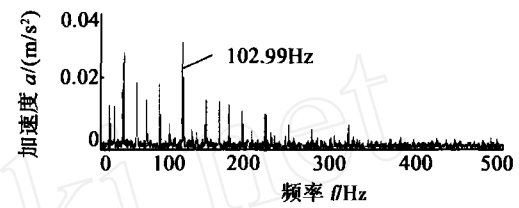
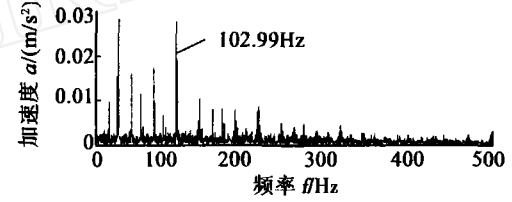
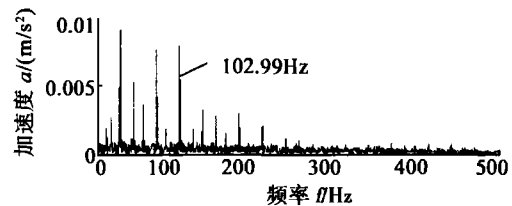
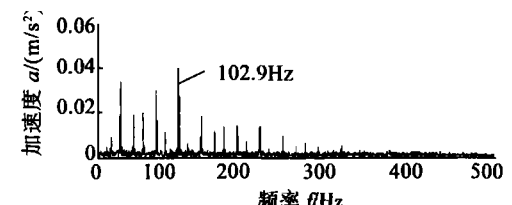
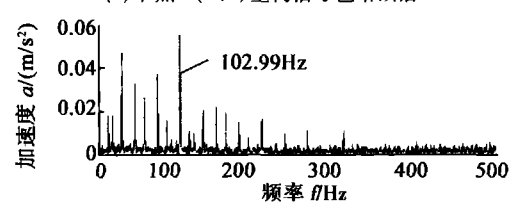
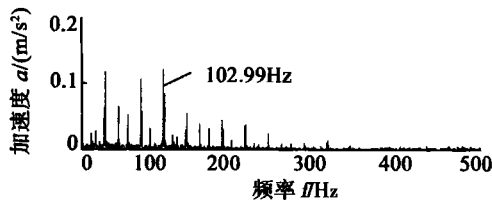
(a) 节点  $w(3,0)$  重构信号包络频谱(b) 节点  $w(3,1)$  重构信号包络频谱(c) 节点  $w(3,2)$  重构信号包络频谱(d) 节点  $w(3,3)$  重构信号包络频谱(e) 节点  $w(3,4)$  重构信号包络频谱(f) 节点  $w(3,5)$  重构信号包络频谱(g) 节点  $w(3,6)$  重构信号包络频谱

图3 各分解层细节信号的小波包络谱

Fig.3 Wavelet envelope spectra for the detail signals of various layers



(h)节点  $w(3,7)$  重构信号包络频谱

图3 各分解层细节信号的小波包络谱

Fig.3 Wavelet envelope spectra for the detail signals of various layers

### 2.2 滚动轴承的小波包络谱特征提取

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,目前的研究还未充分解决此问题。

研究发现<sup>[1]</sup>,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:

1) 按统一的采样频率进行重采样(如10 kHz),使小波分解中尺度所代表的频率值相同;

2) 确定分解层数,通常取 $L=3$ 。图4为小波包的3层分解频带关系图,从图中可以看出,当采样频率为10 kHz时,第3层的各节点频带为 $W(3,0):[0,625]$  Hz、 $W(3,1):[625,1250]$  Hz、 $W(3,2):[1875,2500]$  Hz、 $W(3,3):[1250,1875]$  Hz、 $W(3,4):[4375,5000]$  Hz、 $W(3,5):[3750,4375]$  Hz、 $W(3,6):[2500,3125]$  Hz、 $W(3,7):[3125,3750]$  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。因此可以进行包络谱分析。

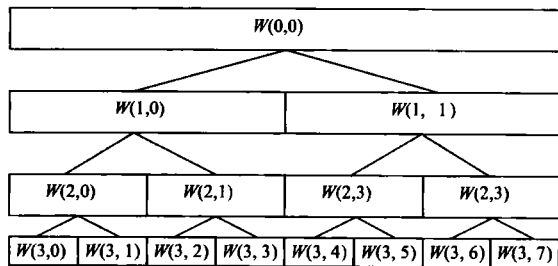


图4 小波包分解示意图

Fig.4 Wavelet packet decomposition sketch diagram

- 3) 确定小波函数,通常采用 dbN,  $N=8 \sim 10$ ;
- 4) 进行小波包分解,得到第3层各节点重构信号;
- 5) 对第3层各节点重构信号进行 Hilbert 变换,获得小波包络谱;

设包络谱为  $W(f)$ ,  $F_1$  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;  $F_4$  为内圈包络谱值;  $F_5$  为滚动体包络谱值。由于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  $\delta f$ , 包络频谱间隔为  $\Delta f$ , 令  $m = \delta f / \Delta f$ , 则在第3层第  $l$  个节点的重构信号各特征值为:

$$F_{li} = \max_{k=-m}^m [W_l(f - k\Delta f)], k \in Z, i = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (1)$$

6) 计算出第三层的各节点重构信号的各特征值后,由于故障特征频率通常不可能在各节点重构信号中均存在,根据识别经验,当观察到某节点重构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

$$F_{0i} = \max_{l=0}^7 [F_{li}], i = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (2)$$

7) 特征归一化处理:

$$F_i = \frac{F_{0i}}{\max_{j=1}^5 [F_{0j}]}, i = 1, 2, 3, 4, 5 \quad (3)$$

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  $F_3$  取得较大;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,此时,  $F_5$  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  $F_5$  较小且比较平均。由此可见,这5个小波包络谱特征具有较强的识别力,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	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$	类标记
正常	1.000 0	0.392 1	0.486 7	0.314 5	0.255 8	1
	1.000 0	0.584 9	0.637 3	0.214 2	0.484 6	1
	1.000 0	0.674 2	0.776 7	0.214 6	0.395 5	1

续表 1

故障类型	$F_1$	$F_2$	$F_3$	$F_4$	$F_5$	类标记
	0.474 2	0.060 3	1.000 0	0.139 2	0.215 4	2
外圈故障	0.839 6	0.124 9	1.000 0	0.357 3	0.388 0	2
	0.461 9	0.240 6	1.000 0	0.203 4	0.178 9	2
	0.665 6	0.134 7	0.297 7	1.000 0	0.483 8	3
内圈故障	0.880 2	0.224 2	0.573 5	1.000 0	0.409 0	3
	0.911 8	0.271 9	0.369 2	1.000 0	0.324 4	3
	0.226 2	0.198 5	0.087 1	0.098 2	1.000 0	4
滚动体故障	0.405 6	0.289 6	0.084 6	0.115 9	1.000 0	4
	0.542 4	0.215 8	0.121 3	0.195 9	1.000 0	4

### 3 基于结构自适应神经网络的滚动轴承故障智能诊断

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<sup>[11]</sup>的 95 个故障数据进行诊断分析,其中正常样本 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 4 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 个神经网络的输出来判断最终故障类型。

对于每个子网络,采用文献[13]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网络的测试样本,以检验其泛化能力。

1) 在每个子网络中,输入通过对连续小波包络谱分析提取的特征  $F_1$ 、 $F_2$ 、 $F_3$ 、 $F_4$  和  $F_5$ ;

2) 训练样本的构成:对某故障子网络,属于该故障的样本网络输出为 +1,属于其他故障的样本则输出为 -1;

3) 子网络识别率计算:对于子神经网络,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:  $y > 0$ ,判断为是该损伤类型;  $y < 0$ ,判断为不是该故障;  $y = 0$ ,则无法判断是否为该故障。子网络识别率正确识别样本数与参与测试的样本数目之比;

4) 集成神经网络总识别率计算:相同的样本特征参数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  $y_i > 0$ , and  $N(y_i) = 1$ ,其中

$N(y_i)$  表示满足条件的  $y_i$  的个数。则将最终损伤判别为第  $i$  类损伤;否则,该样本作拒识处理。总识别率为正确识别数与参与测试的样本数之比。

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 95 个样本进行了诊断实验,结果如表 2 所示。表 3 为各子网络外部结构参数的优化结果。从表 2 可以看出,根据本文提出的小波包络谱特征,对测试样本的未知样本的识别率均为 87.5%。显然,本文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。

表 2 集成神经网络训练和识别结果

Table 2 Training and recognition results of the integrated neural network

子网络	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	96.3%	
外圈	53	19	12	22	92.6%	87.5%
内圈	23	7	10	6	100%	87.5%
滚动体	11	3	5	3	100%	

表 3 最优子神经网络结构参数

Table 3 Optimum sub-NN structure parameters

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	2	31	440	0.001
外圈	5	17	7	440	0.001
内圈	5	17	4	440	0.001
滚动体	5	17	7	440	0.001

## 4 结 论

1) 利用小波包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;

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 H B. Ball bearing vibration monitoring and diagnosis [M]. Beijing: Machinery Industry Press, 1996.
- [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 J. Continuous wavelet transform and its application in ball bearing fault diagnosis[J]. Journal of Xian Jiaotong University, 1999, 33(11):108-110.
- [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 D F, BAO M, QU L SH. Application of wavelet envelope analysis in ball bearing fault diagnosis[J]. China Mechanical Engineering, 2000, 11(12):1382-1385.
- [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 J SH, YU D J, DENG Q W, et al. Application of continuous wavelet transform in ball fault diagnosis [J]. China Mechanical Engineering, 2003, 14(23):2037-2040.
- [5] LIN J, QU L SH. 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 Vibration and Acoustics, 2000, 123:303-310.
- [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 Q Y, ZHANG Y CH, YING L J, et al. Wavelet extraction method of ball bearing features[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2001, 27(2):30-32.
- [8] NIKOLAOU N G. Rolling element bearing fault diagnosis using wavelet packets[J]. NDT&E International, 2002, 35:197-205.
- [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 H. Study on ball bearing fault diagnosis based on wavelet transform [J]. Journal of Vibration and Shock, 2004, 23(4):127-130.
- [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] 杨国安, 钟秉林, 黄仁, 等. 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):25-31.  
YANG G AN, ZHONG B L, HUANG R, et al. Research on the extraction method of time domain symptoms based on wavelet packet decomposition of mechanical fault signal[J]. Journal of Vibration and Shock, 2001, 20(2):25-31.
- [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 G. 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.

### 作者简介



陈果, 1994年、1997年、2000年于西南交通大学分别获得学士、硕士和博士学位, 现为南京航空航天大学教授、博士生导师, 主要研究方向为航空发动机状态监测与故障诊断、智能诊断与专家系统、机器学习与知识获取、图像处理及模式识别、非线性转子动力学等。

E-mail:cgzyx@263.net

Chen Guo obtained bachelor, master and doctor degrees all from Southwest Jiaotong University in 1994, 1997 and 2000, respectively. He is a professor in Nanjing University of Aeronautics and Astronautics now, his main research fields include aero-engine condition monitoring and fault diagnosis, intelligent diagnosis and expert system, machine learning and knowledge acquisition, image processing and pattern recognition, nonlinear rotor dynamics and etc.

E-mail:cgzyx@263.net