

文章编号:1673-9469(2008)01-0049-05

## 小波包特征熵-神经网络在轴承故障诊断中的应用

王利英

(河北工程大学 水电学院, 河北 邯郸 056021)

**摘要:**提出了一种基于小波包特征熵-神经网络的轴承故障诊断新方法。首先对采集到的轴承的振动信号进行三层小波包分解,提取小波包特征熵,然后构造信号的小波包特征向量,并以此向量作为故障样本对三层BP神经网络进行训练,实现智能化故障诊断。仿真结果表明该方法有效可行。

**关键词:**滚动轴承;小波包特征熵;神经网络;故障诊断

**中图分类号:**TH165.3

**文献标识码:**A

### Application of neural network based on wavelet packet - characteristic entropy in rolling bearing fault diagnosis

WANG Li-ying

(College of Water Conservancy and Electric Power, Hebei University of Engineering, Handan 056021, China)

**Abstract:** A new fault diagnosis method of vibrating of hearings was proposed on the basis of neural network based on wavelet packet - characteristic entropy (WP - CE). Firstly, three layers wavelet packet decomposition of the acquired vibrating signals of hearings was performed and the wavelet packet - characteristic entropy was extracted; then the eigenvector of wavelet packet of the vibrating signals was constructed, the three layers BP neural network were trained to implement the intelligent fault diagnosis by taking this eigenvector as fault sample. The simulation result from the proposed method is effective and feasible.

**Key words:** rolling bearing; WP - CE; neural network; fault diagnosis

对滚动轴承的运行状态监测和故障模式的识别一直是机械故障诊断技术中的重点。据统计,旋转机械故障的30%是由轴承故障引起的。在滚动轴承的故障中,90%的故障来自外环和内环的故障。利用振动信号携带的运行状态信息进行故障模式的识别是滚动轴承故障诊断中常用的方法<sup>[1]</sup>,其信号处理的主要数学工具是傅里叶变换。然而,当滚动轴承存在局部故障时,在轴承运行过程中,轴承中的其它组件会周期性地撞击故障部位,产生冲击力,从而激励轴承座或其它机械零部件产生共振,形成一系列冲击振动,这些冲击振动的出现使所测得的信号呈现出非平稳振动信号特征。故障部位不同,振动信号的频域分布能量也不同,且故障轴承产生的信号是非平稳信号,显然这些非平稳成分中包含有丰富的信息。因此对非

平稳信号进行分析是滚动轴承故障模式识别的重点和难点之一<sup>[2]</sup>。

本文结合小波包特征熵(Wavelet Packet - Characteristic Entropy, WP - EE)和人工神经网络的优点实现滚动轴承的故障诊断<sup>[3]</sup>,具体做法是提取轴承的各频段特征熵之后,建立基于小波包能量熵的三层BP神经网络分类器,仿真结果表明,该方法能有效识别各种轴承故障。

#### 1 滚动轴承振动信号小波包特征熵提取

小波分析是一种全新的信号的信号时间-尺度分析方法,它继承了傅里叶分析用简谐函数作为基函数来逼近任意信号的思想<sup>[3]</sup>,只不过小波分析的基函数是一系列尺度可变函数。这使得小

收稿日期:2007-11-20

基金项目:河北省教育厅产业化项目(CY0403)

作者简介:王利英(1978-),女,河北石家庄人,硕士,从事非线性振动研究与教学。

波分析具有良好的时频定位特性以及对信号的自适应能力,故能够对各种时变信号进行有效的分解,为控制系统故障诊断提供了新的、强有力的分析手段。由小波变换得到的小波包技术能够把任何信号映射到一个小波伸缩而成的一组基函数上,信息量完整无缺,在通频范围内得到分布在不同频道内的分解序列,具有对非平稳信号进行局部化分析的功能。

Burg 将熵的概念引入到谱估计中来,提出了极大熵准则的谱估计<sup>[4]</sup>。其概念是与估计的功率谱相对应的自相关和与数据算得的自相关一致,同时对已有区段之外的自值采用外推的办法求取。而不是一概假定为零外推的原则是保证自相关函数为正定,且具有最大熵。具有这种自相关序列的过程是根据已有的相关函数值所得到的“最随机”过程。这样,在谱估计中就避免了由于在周期图估计中对数据或它的自相关函数所作的加窗处理而造成的窗口外数据为零以及窗口内的数据在某种形式修正后的不良后果。由此采用极大熵建立的时序模型,对诊断将提供更可靠、准确的信息。

### 1.1 小波包分解

轴承系统振动信号可以用下面的递归式(1)进行小波包分解:

$$\begin{cases} u_{2n}(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) u_n(2t - k) \\ u_{2n-1}(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) u_n(2t - k) \end{cases} \quad (1)$$

式中  $h(k)$ —高通滤波器组;  $g(k)$ —低通滤波器组。

从多分辨分析的角度看,轴承系统振动信号小波包分解的实质是让轴承系统振动信号通过高低通组合滤波器组<sup>[5]</sup>,每次分解总是将原信号分解到高低两个频率通道内,然后对高低频部分分别进行同样的分解直至满足要求。

### 1.2 小波包特征熵

对信号进行  $j$  层小波包分解后得到小波包分解序列为  $S_{(j,k)} (k=0, \dots, 2^j - 1)$ , 在此可以把信号的小波包分解看成对信号的一种划分<sup>[6]</sup>, 定义这种划分的测度为

$$\epsilon_{(j,k)}(i) = \frac{S_{F(j,k)}(i)}{\sum_{i=1}^N S_{F(j,k)}(i)} \quad (2)$$

式中  $S_{F(j,k)}(i) - S_{(j,k)}$  的傅立叶变换序列的第  $i$  个值;  $N$ —原始信号长度。

根据 Shanno 信息熵的基本理论, 定义小波包特征熵为

$$H_{j,k} = - \sum_{i=1}^N \epsilon_{(j,k)}(i) \log \epsilon_{(j,k)}(i) \quad (k=0, \dots, 2^j - 1) \quad (3)$$

$H_{j,k}$  即为信号的第  $j$  层第  $k$  个小波包特征熵。当  $\epsilon_{(j,k)} = 0$  时,  $\epsilon_{(j,k)}(i) \log \epsilon_{(j,k)}(i) = 0$ , 信息熵  $H$  是在一定状态下定位系统的一种信息测度, 是对序列未知程度的一种度量, 可用来估计随机信号的复杂性。

### 1.3 振动信号的小波包特征熵提取

试验选择 197726 型轴承在滚动轴承振动实验台上进行, 轴承的工作转速为 1 250r/min, 振动信号采样频率为 10.24kHz。图 1 为采集该轴承振动的信号, 纵坐标额为加速度  $a$ 。提取该振动信号的小波包特征熵方法如下:

1) 信号分解: 对振动信号利用上面的小波包分解式(1)进行三层小波包多分辨分解。

2) 信号重构: 对经过步骤(1)之后得到的 8 个频带内的序列进行重构, 得到 8 个小波包重构信号如图 2 所示。其中各个重构信号分别包含了原始信号从低到高的各频率段信息量既无冗余, 也不疏漏。

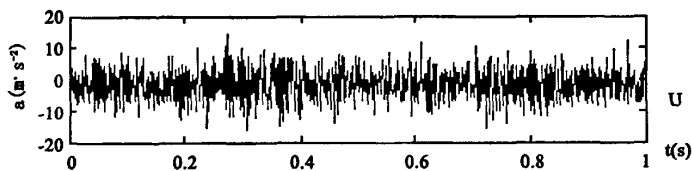


图1 轴承振动信号

Fig.1 Vibrating signal of hearing

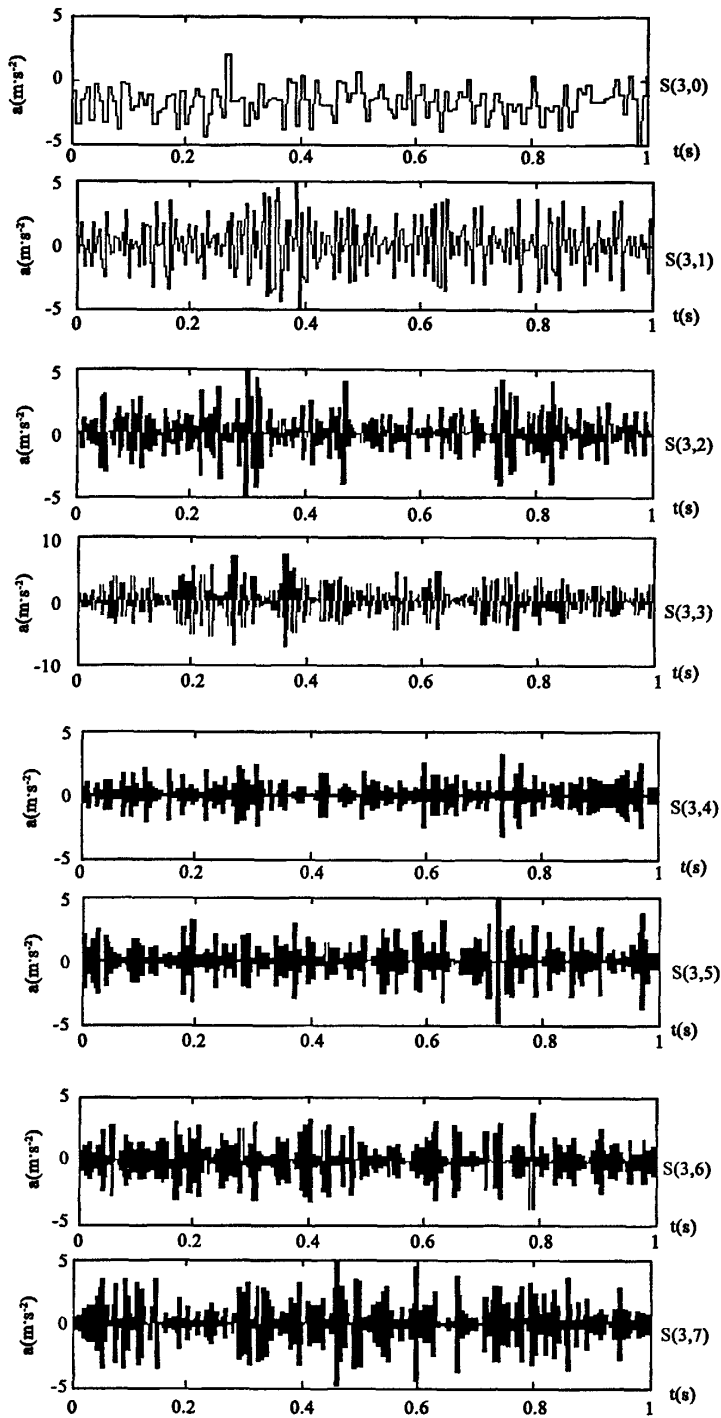


图2 轴承振动小波包重构信号图

Fig.2 Wavelet packet reconstruction signals of vibrating of hearing

3) 信号小波包特征熵向量:由式(2)、(3)分别求得 8 个小波包特征熵,进而以这 8 个小波包特征熵为元素可以构造一个特征向量,表示为  $T$ ,则  $T = [H_{3,0}, H_{3,1}, H_{3,2}, H_{3,3}, H_{3,4}, H_{3,5}, H_{3,6}, H_{3,7}]$

当小波包特征熵较大时会给分析带来诸多不便,为此可对特征向量作归一化处理。即

$$H = \left( \sum_{j=0}^7 \| H_{3,j} \|^2 \right)^{1/2}$$

则  $T'$  即为归一化小波包特征熵向量  $T' = \left[ \frac{H_{3,0}}{H}, \frac{H_{3,1}}{H}, \frac{H_{3,2}}{H}, \frac{H_{3,3}}{H}, \frac{H_{3,4}}{H}, \frac{H_{3,5}}{H}, \frac{H_{3,6}}{H}, \frac{H_{3,7}}{H} \right]$

根据以上小波包特征熵提取方法,对不同工况下轴承振动信号进行分析,提取其小波包特征熵如表 1。

从表 1 的试验数据可以看出:当轴承出现不同的故障时,小波包特征熵会出现不同程度的增

大,程度的不同会对应不同的故障。这是因为轴承出现故障时,不正常的振动增加,破坏了运行时原有振动能量分布的均匀性和内在规律性,相应故障发生情况的可能性也就增加,小波包特征熵随之发生相应的改变。因此,可以把上述特征熵作为神经网络的输入向量,进行轴承振动的模式识别。

## 2 轴承振动的 BP 网络分类器设计

神经网络发展过程中,出现了很多各具特色的神经网络模型,如误差反向传播(BP)模型、Hopfield 离散和连续模型、K-phonon 自组织特征映射模型、Boltzman 机、Cauchy 机等。其中误差反向传播(BP)模型以其网络结构简单,算法成熟,而获得了广泛应用。该模型可实现从输入到输出的高度非

表 1 轴承振动信号小波包特征熵

Tab.1 W P - CE of vibrating signals of bearing

轴承状态	$H_{3,0}$	$H_{3,1}$	$H_{3,2}$	$H_{3,3}$	$H_{3,4}$	$H_{3,5}$	$H_{3,6}$	$H_{3,7}$
正常	9.3735	80.7256	2.7521	15.5489	0.5212	0.5423	0.4218	0.1475
正常	6.1872	77.1542	4.2754	12.7452	0.4418	0.6542	0.2814	0.2463
正常	6.4521	75.1845	3.4512	13.5742	0.5214	0.5579	0.3452	0.2019
内圈故障	22.4086	55.2163	2.7415	8.1542	0.1274	0.2019	5.1293	0.9246
内圈故障	13.4592	60.5283	2.8541	9.2019	0.1648	0.2948	4.9216	0.8952
内圈故障	15.6213	63.1275	3.1285	8.1282	0.2016	0.2413	5.1243	0.7596
外圈故障	11.2562	52.1354	2.1643	25.9216	0.0951	0.6318	1.2546	0.3549
外圈故障	14.2512	42.5986	5.2146	23.5486	0.1524	0.5869	1.8542	0.6318
外圈故障	10.2541	46.2351	3.4526	21.5623	0.2983	0.6875	1.2536	0.8192

表 2 轴承故障编码

Tab.2 Fault code of bearings

故障类型	特征向量(输入)							故障编码(输出)			
	$X_0$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$Y_0$	$Y_1$	$Y_2$
1	9.3735	80.7256	2.7521	15.5489	0.5212	0.5423	0.4218	0.1475	1	0	0
2	22.4086	55.2163	2.7415	8.1542	0.1274	0.2019	5.1293	0.9246	0	1	0
3	11.2562	52.1354	2.1643	25.9216	0.0951	0.6318	1.2546	0.3549	0	0	1

注:故障编码 100:轴承正常;010:内圈故障;001:外圈故障。

表 3 轴承振动情况网络识别结果

Tab.3 Fault diagnosis results of vibrating of bearings

	检测样本(输入)							输出			故障类型	故障
	$X_0$	$X_1$	$X_2$	$X_3$	$X_4$	$X_5$	$X_6$	$X_7$	$Y_0$	$Y_1$		
8.2145	89.7251	2.2141	14.1524	0.4215	0.5012	0.2085	0.3541	0.98	0.01	0.01	1	正常
20.4120	55.2513	2.2154	4.5415	0.1125	0.5213	5.2413	0.9246	0.03	0.98	0.01	2	内圈
10.2512	49.5214	2.4124	21.9126	0.0565	0.5689	1.5419	0.5419	0.02	0.04	0.95	3	外圈

线性映射<sup>[7]</sup>,若将故障特征  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$  作为网络的输入,各特征元素对应网络输入的神经元,故障的分类  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_m)$  作为网络的输出,故障元素对应输出的神经元,隐含层节点用以提取信号中的相关性,则 BP 算法可通过对标准样本的学习,根据输出层的实际输出与标准输出的差值调整网络的权值,使得最终输出结果的均方差最小,从而保证诊断结果的准确性。为此,本文采用 BP 算法来构造神经网络轴承振动模式分类器,该 BP 网络以小波包特征熵向量作为输入,进行故障识别<sup>[7-9]</sup>。

## 2.1 网络学习

首先对各个不同工况下获得的轴承振动信号进行小波包特征熵提取,获得大量特征向量作为训练网络的输入样本。部分训练样本见表 1,再将这些特征向量按照表 2 的形式进行故障编码,确定每个输入样本的网络标准输出。在确定了样本的输入和输出之后,便可对图 2 的网络进行训练,其中网络输入层节点为 8,隐含层节点取 12,输出层节点取 3。对应三种诊断类型,表 2 列出了轴承振动信号的部分训练样本和编码情况,用于训练网络的正常轴承的数据有 20 组,外圈故障数据 16 组,内圈故障数据 16 组。当网络训练趋向稳定后,冻结网络权值,便可以进行诊断了<sup>[10]</sup>。

## 2.2 网络测试

利用训练好的网络对一组不同工况下采集到的轴承振动信号进行识别,其结果如表 3 所示。从识别结果看来,该网络分类器可以准确地对轴承振动情况进行分类识别,大量的试验表明,该网络识别结果与实际情况一致,具有较高的精度和很好的实用价值。

## 3 结束语

本文结合小波包特征熵与神经网络技术提出

了轴承故障诊断的新方法。该方法通过对轴承振动信号进行小波包分解,提取小波包特征熵,进而形成能反映轴承振动情况的特征熵向量,并输入到 BP 网络进行训练,当网络稳定后,便可以对轴承振动信号进行有效识别,从而实现对不同工况下轴承的监测与模式识别,较好解决轴承故障诊断中遇到的实际困难。试验结果表明,该方法对于提取轴承动态特性信息是一种行之有效方法,对提高故障诊断和状态识别具有重要意义。

## 参考文献:

- [1] 王利英,杨绍普.李雅普指数在轴承故障诊断中的应用研究[J].噪声与振动控制,2007,27(5):103-106.
- [2] HUANG QING, TIAN BIN. Underwater target classification using wavelet packets and neural networks[J]. IEEE Transaction, 2000, 11(5): 784-794.
- [3] C S CHANG. Separation of corona using wavelet packet transform and neural network for detection of partial discharge in gas-insulated substations[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2005, 20(2): 19-21.
- [4] GUI ZHONG-HUA, HAN FENG-QIN. Neural network based on wavelet packet characteristic entropy for fault diagnosis of draft tube[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(4): 99-102.
- [5] 王国锋,王子良.基于小波包和径向神经网络轴承故障诊断[J].北京科技大学学报,2004,26(2):184-187.
- [6] OIVIEVRIOL, MARTIN VETTERLL. Wavelets and signal processing[J]. IEEE SP Magazine, 1991, 10: 14-38.
- [7] SRACL I, ALGUINDICUE E. Monitoring and diagnosis of rolling element bearings using artificial neural network[J]. IEEE Tran. On Industrial Electronics, 1993, 40(20): 623-628.
- [8] 李文军,张洪坤.基于小波和神经网络的传感器故障诊断[J].吉林大学学报,2004,34(3):491-495.
- [9] 常晓丽.基于 Matlab 的 BP 神经网络设计[J].机械工程与自动化,2006,8(4):36-37.
- [10] 庞彦军,刘开第.粗集理论及其在故障诊断中的应用[J].河北建筑科技学院学报,2006, 23(2):103-105.

(责任编辑 闫纯有)

# 小波包特征熵-神经网络在轴承故障诊断中的应用

作者: [王利英](#), [WANG Li-ying](#)  
作者单位: [河北工程大学, 水电学院, 河北, 邯郸, 056021](#)  
刊名: [河北工程大学学报\(自然科学版\)](#)   
英文刊名: [JOURNAL OF HEBEI UNIVERSITY OF ENGINEERING \(NATURAL SCIENCE EDITION\)](#)  
年, 卷(期): 2008, 25(1)  
被引用次数: 3次

## 参考文献(10条)

1. [王利英;杨绍普](#) [李雅普指数在轴承故障诊断中的应用研究](#)[期刊论文]-[噪声与振动控制](#) 2007(05)
2. [HUANG QING;TIAN BIN](#) [Underwater target classification using wavelet packets and neural networks](#) 2000(05)
3. [C S CHANG](#) [Separation of corona using wavelet packet tmmonn and neural network for detection of partial discharge in gas-insulated substations](#) 2005(02)
4. [GUI ZHONG-HUA;HAN FENG-QIN](#) [Neural network based on wavelet packet characteristic entropy for fault diagnosis of draft tube](#) 2005(04)
5. [王国锋;王子良](#) [基于小波包和径向神经网络轴承故障诊断](#)[期刊论文]-[北京科技大学学报](#) 2004(02)
6. [OIVIEVRIOLU;MARTIN VETTERLL](#) [Wavelets and signal processing](#)[外文期刊] 1991(4)
7. [SRACL I;ALGUINDIGUE E](#) [Monitoring and diagnosis of rolling element bearings using artificial neural network](#) 1993(20)
8. [李文军;张洪坤](#) [基于小波和神经网络的传感器故障诊断](#)[期刊论文]-[吉林大学自然科学学报](#) 2004(03)
9. [常晓丽](#) [基于Matlab的BP神经网络设计](#)[期刊论文]-[机械工程与自动化](#) 2006(04)
10. [庞彦军;刘开第](#) [粗集理论及其在故障诊断中的应用](#)[期刊论文]-[河北建筑科技学院学报](#) 2006(02)

## 本文读者也读过(10条)

1. [王奉涛. 马孝江. 邹岩崑. 张志新](#) [基于局域波神经网络的柴油机故障诊断方法](#)[期刊论文]-[农业机械学报](#) 2004, 35(3)
2. [徐涛. 王祁. XU Tao. WANG Qi](#) [基于小波包神经网络的传感器故障诊断方法](#)[期刊论文]-[传感技术学报](#)2006, 19(4)
3. [欧阳乾. 谷爱昱. OUYANG Qian. GU Aiyu](#) [基于小波熵的电机故障诊断](#)[期刊论文]-[电脑知识与技术](#)2009, 5(19)
4. [岳亮. 秦瑞胜. 陈永安. 屈强](#) [基于小波包-神经网络的泵机组故障诊断](#)[期刊论文]-[内蒙古石油化工](#)2010, 36(9)
5. [王利英. 杨绍普. 王欢. 张魁龙. 赵卫国. 田玉龙. WANG Li-ying. YANG Shao-pu. WANG-Huan. ZHANG Kui-long. ZHAO Wei-guo. TIAN Yu-long](#) [李雅普指数在轴承故障诊断中的应用研究](#)[期刊论文]-[噪声与振动控制](#)2007, 27(5)
6. [王奉涛. 马孝江. 张勇. WANH Feng-tao. MA Xiao-jiang. ZHANH Yong](#) [基于局域波-粗糙集-神经网络的故障诊断方法研究](#)[期刊论文]-[内燃机工程](#)2007, 28(2)
7. [焦海锋. JIAO Hai-feng](#) [基于小波-近似熵在风机故障诊断中的应用研究](#)[期刊论文]-[电站系统工程](#)2007, 23(4)
8. [王奉涛. 马孝江. 邹岩崑. 张志新](#) [基于局域波法的时频局部能量特征提取方法](#)[期刊论文]-[中国机械工程](#) 2003, 14(23)
9. [赵金宪. 金鸿章. ZHAO Jin-xian. JIN Hong-zhang](#) [基于小波包和神经网络的瓦斯传感器故障诊断](#)[期刊论文]-[传感器与微系统](#)2010, 29(5)
10. [王凤利. WANG Feng-li](#) [基于局域波时频分析的机械故障诊断](#)[期刊论文]-[大连海事大学学报](#)2005, 31(4)

## 引证文献(3条)

1. 蒋宇,李志雄,唐茗,李力 [基于知识增殖神经网络的滚动轴承故障诊断](#)[期刊论文]-[轴承](#) 2009(8)
2. 蒋宇,李志雄,唐茗,李力 [EMD下轴承故障程度诊断技术的研究](#)[期刊论文]-[机床与液压](#) 2009(8)
3. 周西峰,索会迎,郭前岗,张宇飞 [基于小波包-BP网络的超声检测缺陷类型识别](#)[期刊论文]-[解放军理工大学学报\(自然科学版\)](#) 2012(5)

本文链接: [http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_hbjkjxyxb200801014.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_hbjkjxyxb200801014.aspx)