

# 基于小波包分析及神经网络的汽轮机转子振动故障诊断

梁平<sup>1</sup>, 白蕾<sup>1</sup>, 龙新峰<sup>2</sup>, 范立莉<sup>3</sup>

(1. 华南理工大学 电力学院, 广东 广州 510640; 2. 华南理工大学 化工与能源学院, 广东 广州 510640;

3. 广东电网公司 电力科学研究院, 广东 广州 510640)

**摘要:** 根据Bently 实验台所采集的碰摩、松动、不对中、不平衡4种典型汽轮机转子振动故障信号, 运用小波包分析方法对其进行能量分析并提取故障特征. 分析结果表明: 小波包分析与信号能量分解的故障特征提取方法, 可以获得汽轮机转子振动的故障状态, 有较好的故障区分度; 另外由于经过小波包分解再重构后所提取的故障特征参数浓缩了汽轮机转子振动故障的全部信息, 而BP神经网络具有优良的非线性映射能力, 对提取的故障特征参数应用BP神经网络映射, 可对汽轮机转子振动故障进行进一步的诊断. 诊断结果表明: 基于小波包分析及神经网络的故障诊断方法, 具有较高的故障识别能力.

**关键词:** 小波包分析; 汽轮机转子; 故障诊断; 特征提取; BP神经网络

**中图分类号:** TK268.+1      **文献标识码:** A

## Turbine rotor vibration faults diagnosis based on wavelet packet analysis and neural network

LIANG Ping<sup>1</sup>, BAI Lei<sup>1</sup>, LONG Xin-feng<sup>2</sup>, FAN Li-li<sup>3</sup>

(1. College of Electricity Power, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China;

2. College of Chemical Engineering and Energy, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510640, China;

3. Electric Power Research Institute of Guangdong Power Grid, Guangzhou Guangdong 510600, China)

**Abstract:** According to the four typical fault signals of turbine vibration including rubbing, loosening, misalignment and mass unbalance collected from the Bently experiment table, energy analysis and symptom extraction are carried out by wavelet packet analysis. The results of analysis indicate that symptom extraction by wavelet packet analysis and energy decomposition can obtain the faults state of turbine rotor vibration, possess better differentiation capability of fault types. In addition, the fault symptom parameters extracted by wavelet packet decomposition and reconstruction condense the whole information of turbine rotor vibration faults, and neural network possesses good non-linear mapping capability. For these symptom parameters, applying BP neural network mapping can diagnose the turbine rotor vibration faults further. The results of diagnosis indicate that the faults diagnosis method based on wavelet packet analysis and neural network has better faults identification capability.

**Key words:** wavelet packet analysis; turbine rotor; fault diagnosis; symptom extraction; BP neural network

### 1 引言(Introduction)

汽轮机转子振动信号携有丰富的机械设备运行状态信息, 对振动信号进行分析可以掌握故障产生的机理, 并可提取出故障特征<sup>[1,2]</sup>, 从而达到对机组振动故障诊断的目的. 然而通常的振动信号是非平稳动态信号, 其统计特性与时间有关, 因此处理这种非平稳信号必须进行时频分析. 传统的基于快速傅立叶变换(FFT)仅能有效的分析平稳随机信号, 从时域或频域给出信号统计的平均结果, 而无法同时兼顾信号在时域和频域的整体和局部特征. 即使是

短时傅立叶变换(STFT)<sup>[3]</sup>也因时窗的大小和形状固定, 而不能满足信息频率高低的不同要求.

小波包分解能够将任何信号(平稳或非平稳)分解成一个由小波伸缩而成的基函数族, 信息量完整无缺, 通过对分解信号在不同尺度上的分解与重构, 能得到原信号在不同频段上分布的详细信息<sup>[4]</sup>.

神经网络作为一种自适应的模式识别技术, 可以充分利用状态信息, 对来自不同状态的信息逐一进行训练而获得某种映射关系, 而且网络可以连续学习, 如果环境发生改变, 这种映射关系还可以自适

应地进行调整. 若将小波包分析和神经网络模式识别相结合, 必然能够提高对汽轮机状态识别的准确性<sup>[5]</sup>.

### 2 小波包故障特征提取方法<sup>[6~9]</sup> (Wavelet packet fault symptom extraction method)

小波包函数分解方法, 能同时对各分解层的高频和低频部分进行分解. 离散信号按小波包基展开时, 包含低通滤波与高通滤波两部分, 每一次分解就将上层  $j + 1$  的第  $n$  个频带进一步分割变细为下层  $j$  的第  $2n$  与  $2n + 1$  两个子频带.

离散信号的小波包分解算法:

$$\begin{cases} d_i(j, 2n) = \sum_k a_{k-2i} d_k(j + 1, n), \\ d_i(j + 1, n) = \sum_k b_{k-2i} d_k(j + 1, n). \end{cases} \quad (1)$$

式中  $a_k, b_k$  为小波分解共扼滤波器系数.

小波包的重构算法:

$$d_i(j + 1, n) = \sum_k [p_{i-2k} d_k(j, 2n) + q_{i-2k} d_k(j, 2n + 1)]. \quad (2)$$

式中  $p_k, q_k$  为小波重构共扼滤波器系数.

小波包频带分析技术和Fourier频谱分析技术一样, 其理论依据也是Parseval能量积分等式. 因信号  $f(x)$  在时域上的能量

$$\|f\|^2 = \int |f(x)|^2 dx. \quad (3)$$

$f(x)$  的小波变换为

$$d(j, k) = W(2^j, 2^j k) = 2^{j/2} \int_R \overline{\varphi(2^{-j}x - k)} f(x) dx. \quad (4)$$

其中  $\varphi(x)$  为基小波, 二者由Parseval恒等式联系:

$$\int_{-\infty}^{+\infty} |f(x)|^2 dx = \int |d(j, k)|^2. \quad (5)$$

由式(3)可知, 小波变换系数  $d(j, k)$  的平方具有能量的量纲, 因此可以用于汽轮机转子故障诊断的能量特征提取.

以能量为元素可以构造一个特征向量. 特征向量的构造如下:

$$T = [E^1, E^2, \dots, E^M]. \quad (6)$$

当能量较大时,  $E(j, k)$  通常是一个较大的数值, 在数据分析上会带来一些不便, 由此可以进行归一化处理, 可得到小波包提取的特征向量

$$e = E^1, E^2, \dots, E^M / E(0, 0). \quad (7)$$

### 3 BP神经网络<sup>[10]</sup> (BP neural network)

BP神经网络是一种单向传播的具有3层或3层以上的神经网络, 包括输入层, 中间层(隐层)和输出

层. 当一对学习样本提供给网络后, 通过“误差逆传播算法”, 随着误差逆的传播修正不断进行, 网络对输入模式响应的正确率也不断上升. 由于神经网络优化算法具有计算精度高和速度快等优点, 可以应用在设备故障诊断领域内.

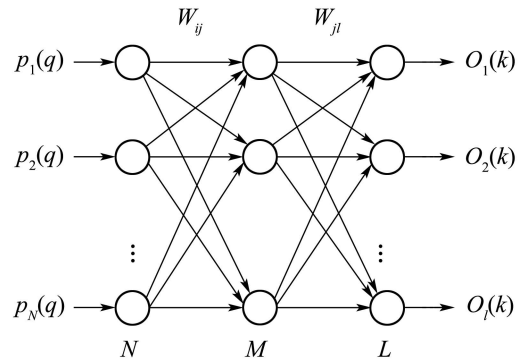


图1 单隐层BP神经网络拓扑结构图  
Fig. 1 BP neural network topological structure of single hidden layer

上图为一个典型的3层神经BP网络的拓扑结构及学习过程原理图. 图中的  $q$  为样本序号, 网络输入层每输入一次就定义为一个样本,  $N$  为输入层节点数, 根据特征向量的维数来确定,  $L$  为网络输出节点数, 根据故障类型的个数来确定.

### 4 典型振动故障信号实验研究与分析 (Experiment investigation and analysis of typical vibration fault signals)

本文根据Bently实验台所采集的4种典型汽轮机转子振动故障: 不平衡、碰摩、松动故障及不对中故障2号通道(测点1的  $x$  方向)的数据, 运用小波包分析方法对其进行能量分析并提取故障特征. 实验中各种故障的采样频率为2000 Hz, 选取1024个振动数据作为研究对象, 选择如图2所示的用于小波包分解的分解树.

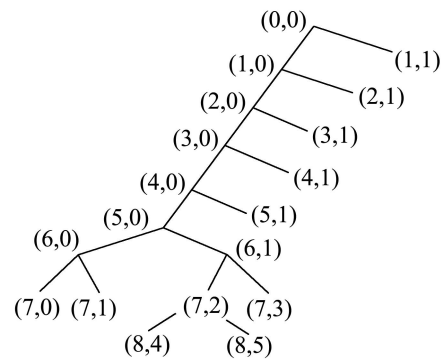


图2 小波包分解树示意图

Fig. 2 Sketch map of wavelet packet decomposition tree

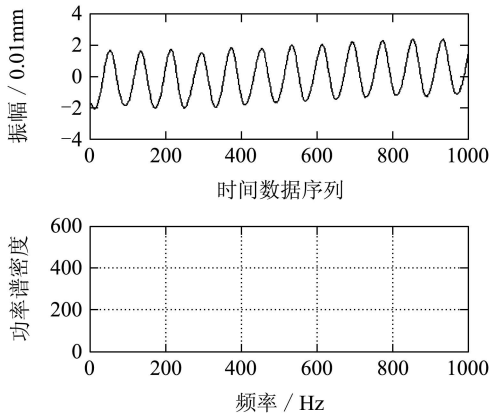
用  $s(0,0)$  表示原信号,  $s(j, k)$  表示小波包分解第  $j$  层的第  $k$  个频带的信号的小波系数, 则小波包分解

可表示为

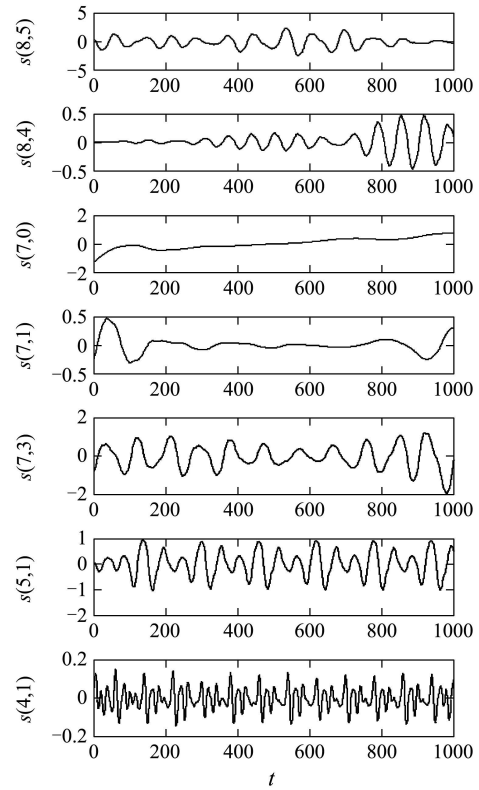
$$s(0,0) = s(7,0) + s(7,1) + s(8,4) + s(8,5) + s(7,3) + s(5,1) + s(4,1) + s(3,1) + s(2,1) + s(1,1). \quad (8)$$

**4.1 4种故障的小波包分析 (Wavelet packed analysis of four kinds of faults)**

下面以4种故障的一种状况为例对其进行小波包分析,其中不平衡、碰摩、松动故障的转速为1500r/min,不对中故障的转速为1000r/min.限于篇幅,仅给出碰摩的小波包分析结果,如图3所示.



(a) 波形图和频谱图



(b) 小波包变换主要频段信号重构示意图

图3 小波包变换主要频段信号重构示意图  
Fig. 3 Sketch map of wavelet packet reconstruction for main frequency bands

表1 3#通道4种故障各频带内的能量分布

Table 1 Each frequency band's energy distribution of No.3 channel signal for four faults

故障类型	故障特征						
	$(0\sim 0.94)f$	$(0.94\sim 1.88)f$	$(1.88\sim 2.34)f$	$(2.34\sim 3.75)f$	$(3.75\sim 7.5)f$	$(7.5\sim 15)f$	$>15f$
不平衡故障1	0.0299	0.0446	0.7093	0.2016	0.0142	0.0003	—
不平衡故障2	0.0263	0.0468	0.6948	0.2121	0.0195	0.0004	—
不平衡故障3	0.0299	0.0457	0.7492	0.1738	0.0057	0.0003	—
不平衡故障4	0.0309	0.0509	0.7010	0.1953	0.0216	0.0002	—
碰摩故障1	0.0191	0.0501	0.7705	0.1571	0.0028	0.0001	—
碰摩故障2	0.0012	0.0083	0.8178	0.1696	0.0026	0.0003	—
碰摩故障3	0.0833	0.0245	0.7426	0.1472	0.0020	0.0002	—
不对中故障1	0.0092	0.3079	0.0162	0.6312	0.0332	0.0015	0.0005
不对中故障2	0.0168	0.2790	0.0173	0.6399	0.0448	0.0014	0.0005
不对中故障3	0.0103	0.3122	0.0129	0.6221	0.0405	0.0013	0.0004
不对中故障4	0.0183	0.3722	0.0137	0.5602	0.0336	0.0013	0.0004
松动故障1	0.0015	0.0114	0.7974	0.1866	0.0025	0.0003	—
松动故障1	0.0278	0.0487	0.7677	0.1533	0.0023	0.0001	—

**4.2 各频段的能量分析 (Energy analysis of each frequency band)**

对上述4种故障的小波包分解所得的频段信号的小波系数进行能量计算,并对各频带内的能量

进行归一化处理,结果如表1.

从表1可以看出各种故障在频域中的动态特性,实验中不平衡、碰摩和松动故障状况振动频率主要分布在 $(1.88\sim 2.34)f$ ,  $(2.34\sim 3.75)f$ 次之:

不对中时的振动频率在 $(2.34\sim 3.75)f$ 频段较大,  $(0.94\sim 1.88)f$ 次之。

因此通过对振动信号的能量特征提取, 根据振动故障的频率谱能量分布特性, 可以提取故障特征, 对机组振动故障进行预测与诊断。如果对足够的振动故障样本进行小波包分析, 找出同类故障的频谱能量分布共性, 将进一步提高汽轮机转子振动故障的辨识能力。

#### 4.3 基于小波包分析-BP神经网络的故障诊断方法(Faults diagnosis method based on wavelet packed analysis and BP neural network)

基于小波包分析及神经网络的故障诊断方法如下: 先人为设定各种类型的故障目标函数值, 据所设定的各种类型的故障目标函数值, 将经过小波包分解再重构后所提取的故障特征参数作为网络的输入, 故障的分类作为网络的输出, 则网络的结构为: 输入节点(神经元)为10, 输出节点为4, 取20组训练样本, 其中初始状态、不平衡、碰摩、松动故障及不对中分别有4组数据, 训练精度为0.001。设故障类型和输出的对应关系如表2所示。

表2 状态和输出编码的对应关系

Table 2 Corresponding relation between the state and output codes

状态	输出编码
初始	0 0 0 0
不平衡	1 0 0 0
碰摩	0 1 0 0
松动故障	0 0 1 0
不对中	0 0 0 1

再从每种故障的样本中选取两组数据, 输入训练后网络中, 则8组训练样本对应网络的实际输出如表3所示。

表3 实际输出  
Table 3 Actual output

状态	输出编码
不平衡1	0.9999 0.0000 0.0015 0.0000
不平衡2	1.0000 0.0000 0.0002 0.0000
碰摩1	0.0000 1.0000 0.0000 0.0000
碰摩2	0.0004 0.8852 0.0169 0.0000
松动故障1	0.0000 0.0000 0.9759 0.0026
松动故障2	0.0054 0.0000 0.9709 0.0000
不对中1	0.0000 0.0000 0.0000 1.0000
不对中2	0.0000 0.0042 0.0000 1.0000

从表3可以看出, 对应表中特定状态的节点输

出接近于1, 而其余各节点输出接近于0。用训练过的网络, 输入待诊断的4组样本, 其结果见表4。

表4 故障诊断结果

Table 4 Results of fault diagnosis

故障状态	输出编码	结果
不平衡	1.0000 0.0000 0.0008 0.0000	正确
碰摩	0.0000 1.0000 0.0000 0.0000	正确
松动故障	0.0000 0.0000 0.9946 0.0024	正确
不对中	0.0000 0.0000 0.0012 0.9999	正确

由表4可以看出: 同类故障的检验样本与目标函数值几乎相等, 表明了基于小波包分析的神经网络故障诊断方法有很高的故障识别能力。

#### 5 结论(Conclusion)

1) 对汽轮机转子振动故障时间序列在不同尺度上进行小波包分解与重构, 能得到原信号在不同频段上能量分布的详细信息。基于小波包分析的这种特性, 通过对振动信号的小波包分析, 利用能量特征提取方法, 就能够对振动系统进行故障诊断, 根据振动故障的频率谱能量分布特性, 可以提取故障特征, 对机组振动故障进行预测与诊断。

2) 由于经过小波包分解再重构后所提取的故障特征参数浓缩了汽轮机转子振动故障的全部信息, 对提取的故障特征参数应用BP神经网络映射, 对汽轮机转子振动故障进行进一步的诊断。诊断结果表明: 基于小波包分析及神经网络的故障诊断方法, 具有较高的故障识别能力。

#### 参考文献(References):

- [1] 陈长征, 栗青, 刘一芳. 汽轮发电机组故障智能诊断方法研究[J]. 中国电机工程学报, 2002, 22(5): 121 - 124. 124. (CHEN Changzheng, LI Qing, LIU Yifang. Intelligent fault diagnosis method for turbo-generator unit[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2002, 22(5): 121 - 124.)
- [2] 戈志华, 牛玉广, 李如翔. 汽轮发电机组振动故障诊断系统自学习的研究[J]. 中国电机工程学报, 2000, 20(5): 76 - 79. (GE Zhihua, NIU Yuguang, LI Ruxiang. Study on self-learning vibration fault diagnosis system of turbo generator unit[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2000, 20(5): 76 - 79.)
- [3] 徐玉秀, 原培新, 杨文平. 复杂机械故障诊断的分形与小波方法[M]. 第1版. 北京: 机械工业出版社, 2003. (XU Yuxiu, YUAN Peixin, YANG Wenping. *Fractal and Wavelet Method of Complex Mechanism Fault Diagnosis*[M]. The first edition. Beijing: Machinery Industry Press, 2003.)
- [4] 程正兴. 小波分析算法与应用[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1998. (CHENG Zhengxing. *Wavelet Analysis Algorithm and Application*[M]. Xi'an: Xi'an Jiaotong University Press, 1998.)
- [5] 杨其俊, 孙辉, 裴峻峰. 小波神经网络在往复泵故障诊断中的应用[J]. 石油机械, 1999, 10(27): 17 - 20. (YANG Qijun, SUN Hui, PEI Junfeng. Fault diagnosis for recipro-

- cating pump with wavelet neural network[J]. *China Petroleum Machinery*, 1999, 10(27): 17 – 20.)
- [6] 洪治, 李国宏, 蔡维由. 基于小波包分析的水轮发电机组振动的故障诊断[J]. 武汉大学学报(工学版), 2000, 24(11): 65 – 68.  
(HONG Ye, LI Guohong, GAI Weiyu. Fault diagnosis of hydro-generator unit vibration based on wavelet packet analysis[J]. *Engineering J of Wuhan University*, 2000, 24(11): 65 – 68.)
- [7] 杨国安, 钟秉林, 黄仁. 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 – 29.  
(YANG Guoan, ZHONG Binglin, HUANG Ren. Research on the extraction method of time-domain symptoms based on wavelet packet decompositions of mechanical fault signal[J]. *J of Vibration and Shock*, 2001, 20(2): 25 – 29.)
- [8] 于志伟, 苏宝库, 曾鸣. 小波包分析技术在大型电机转子故障诊断系统中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(22): 158 – 162.  
(YU Zhiwei, SU Baoku, ZENG Ming. Application of wavelet packet in fault diagnosis system of large scale DC motor rotor[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2005, 25(22): 158 – 162.)
- [9] 胡昌华. 基于MATLAB的系统分析与设计—小波分析[M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 1999.  
(HU Changhu. *System Analysis and Design Based on MATLAB-Wavelet Analysis*[M]. Xi'an: Xi'an Electronic Technology University Press, 1999.)
- [10] 飞思科技产品研发中心. 神经网络理论与MATLAB 7实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005.  
(Feisi technology products research and development center. *Neural Network Theory and MATLAB Implementation*[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 2005.)

#### 作者简介:

**梁平** (1953—), 男, 博士, 副教授, 主要从事传热与节能、汽轮机转子振动故障诊断与预测研究, E-mail: mrliang@126.com;

**白蕾** (1983—), 女, 华南理工大学在读硕士研究生, 主要从事传热与节能、汽轮机转子振动故障诊断与预测的研究, E-mail: blue286@163.com.

**龙新峰** (1967—), 男, 华南理工大学副研究员, 主要从事强化传热与节能、非线性数值分析、新能源发电技术方面的研究;

**范立莉** (1982—), 女, 在广东电网公司电力科学研究院工作.

#### (上接第980页)

- [3] HE Y, WANG G H, LU D J, et al. *Multisensor Information Fusion with Applications*[M]. Beijing: PHEI, 2000: 12 – 15, 206 – 213.
- [4] CHEN Zhanglan. *Study on the detection of weld center based upon the visual image centroid*[D]. Guangzhou: Guangdong University of Technology, 2006.
- [5] GAO Xiangdong, CHEN Zhanglan, CHEN Yongping. Study on the centroid arithmetic of welding visual image[C]//*Proc of the 3rd Int Conf on Responsive Manufacturing*. Guangzhou, China: Guangdong People's Publishing House, 2005: 485 – 491.

#### 作者简介:

**高向东** (1963—), 男, 教授, 博士, 研究方向为机器视觉和自动控制, E-mail: gaofd666@126.com;

**陈永平** (1976—), 男, 广东工业大学硕士研究生, 研究方向为制造自动化网络与测控技术;

**袁弱男** (1966—), 女, 副教授, 研究方向为工业自动化;

**李桂华** (1968—), 女, 讲师, 研究方向为电子精密机械制造;

**陈章兰** (1970—), 女, 广东工业大学硕士研究生, 研究方向为焊接过程自动控制.