

文章编号: 1000-8055(2009)04-0793-06

# 转子故障的连续小波尺度谱特征提取新方法

陈 果, 邓 堰

(南京航空航天大学 民航学院, 南京 210016)

**摘 要:** 引入图像分析方法, 提出了直接从转子故障信号连续小波尺度谱中提取图像纹理特征的新方法. 首先, 通过转子故障模拟实验台采集了不平衡、不对中、碰摩及油膜涡动等典型故障信号; 然后, 分析了故障信号尺度谱的差别及所提取出的数字特征对故障的敏感性; 最后用结构自适应集成神经网络进行了智能诊断实验, 结果表明了本文所提出的尺度谱数字特征对转子故障诊断的有效性.

**关 键 词:** 连续小波变换; 尺度谱; 特征提取; 转子; 故障诊断; 图像分析

中图分类号: TP277; TN911.7

文献标识码: A

## New approach of features extraction for rotor faults from continuous wavelet transform scalogram

CHEN Guo, DENG Yan

(College of Civil Aviation,

Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

**Abstract:** By introducing the image analysis method, this paper proposed a new method of directly extracting the image text features from scalogram of continuous wavelet transform of rotor faults signals. Firstly, the rotor fault experimental rig was used to simulate unbalance, misalignment, rubbing and oil whirling faults, and faults samples were obtained; secondly, the scalograms of typical faults was analyzed, and the sensitivity of digital features of scalograms to faults was studied; finally, the integrated back propagation (BP) neural network was used to carry out the diagnosis based on digital features of scalogram. The results fully show the effectivity of the new digital features of scalogram put forward in this paper.

**Key words:** continuous wavelet transform (CWT); scalogram; feature extraction; rotor; fault diagnosis; image analysis

旋转机械普遍存在不平衡、不对中、碰摩及油膜涡动等故障<sup>[1]</sup>, 这些故障, 除纯粹的不平衡故障外, 其他故障均具有严重的非线性特征. 显然, 傅立叶变换在转子系统的振动信号分析中扮演着重要角色. 但是, 众所周知, 傅立叶分析在分析非线性现象中有着一些固有的局限性, 通常不能很好的表现故障的时频特性. 近年来, 小波理论作为数

学和信号处理工具所表现出来的许多明显的优点而得到了快速发展. 被人们广泛应用于转子故障特征提取<sup>[2-4]</sup>. Peng Z 等研究了基于连续小波变换的碰摩转子特征提取, 利用尺度谱, 发现了轻度碰摩和严重碰摩故障在尺度谱上所表现出的差异, 并以此作为碰摩故障诊断的产生<sup>[4]</sup>, 但是, 该文献的研究并未从尺度谱上得到数字特征, 仅仅

收稿日期: 2008-03-21; 修订日期: 2008-05-21

作者简介: 国家自然科学基金(50705042); 航空科学基金(2007ZB52022)

作者简介: 陈果(1972-), 男, 四川武胜人, 教授、博士生导师. 主要从事航空发动机状态监测与故障诊断、非线性转子动力学、智能诊断与专家系统、图像处理及模式识别等领域研究.

通过人为观察来对故障进行识别,显然无法实现特征的自动提取和碰摩故障的智能诊断.本文基于文献[4]的研究,通过引入图像分析和处理方法<sup>[5]</sup>,对尺度谱图像计算其20个纹理特征,并在此基础上,建立结构自适应集成神经网络模型实现基于尺度谱数字特征的转子多故障智能诊断.

## 1 连续小波变换基本原理

小波变换克服了短时傅立叶变换的缺点,能够实现多分辨率分析,因为它用不同窗函数来分析信号  $x(t)$  的不同频段.窗函数  $a,b(t)$  称为子小波,是由称作母小波的原函数  $(t)$  伸缩产生的.  $x(t)$  的连续小波变换有如下定义:

$$W_x(a, b; ) = [x(t), a,b(t)] = a^{-1/2} \int x(t) a,b(t) dt, \quad a > 0 \quad (1)$$

其中

$$a,b(t) = a^{-1/2} \left( \frac{t-b}{a} \right)$$

对全部  $(t)$ ,  $x(t) \in L^2(R)$  来说,  $x(t)$  的小波叶反变换的定义如下:

$$x(t) = \frac{1}{C} \iint W_x(a, b; ) a,b(t) da db \quad (2)$$

这里  $a$  是尺度参数,  $b$  是时间参数,它们都是连续

变化的.因子  $a^{-1/2}$  在变换过程中保持能量不变.母小波必须满足允许条件,它要求母小波函数是紧支撑集和振荡的.

本文应用 Complex Morlet 小波,即:  $(t) = e^{2i f_c t} e^{-x^2/f_b} / \sqrt{f_b}$ , 式中参数  $f_b$  是带宽参数;  $f_c$  是小波中心频率.本文选取的带宽为1,中心频率为1.5.定义  $|W_x(a, b; )|^2$  为小波尺度谱.小波尺度谱被广泛地用于非稳定信号的分析,并且可以看作是连续相关带宽的频谱.

## 2 小波尺度谱数字特征提取新方法

### 2.1 典型转子故障的尺度谱

本文利用 ZT-3 多功能转子实验台获取典型故障的振动信号,图1~图4分别为典型不平衡故障、不对中故障、油膜涡动故障及碰摩故障的时间波形、频谱及小波尺度谱.从图中可以看出,不同故障在尺度谱上表现出了不同的时频特征,与频谱相比,还显示出了倍频成分所出现的时间,因此比频谱具有更多的反映故障性质的特征,文献[4]对此也进行了详细分析,但是如何自动从尺度谱中提取出数字特征,这是实现故障智能诊断的关键,然而文献[4]并未对此进行深入研究.

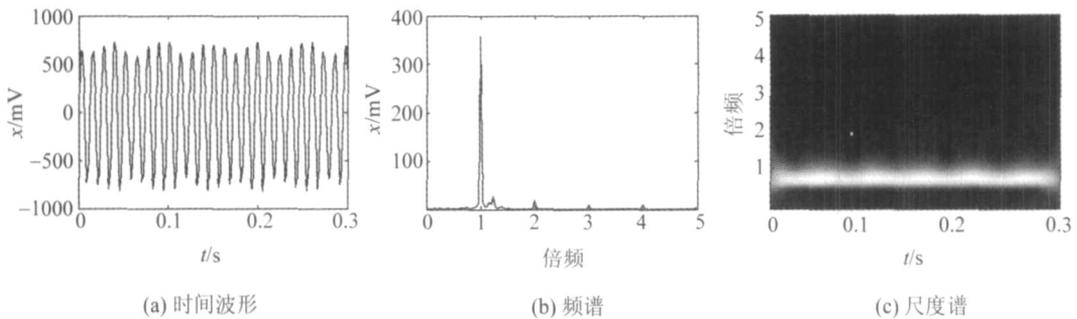


图1 不平衡故障实验信号

Fig. 1 Experimental signal for imbalance fault

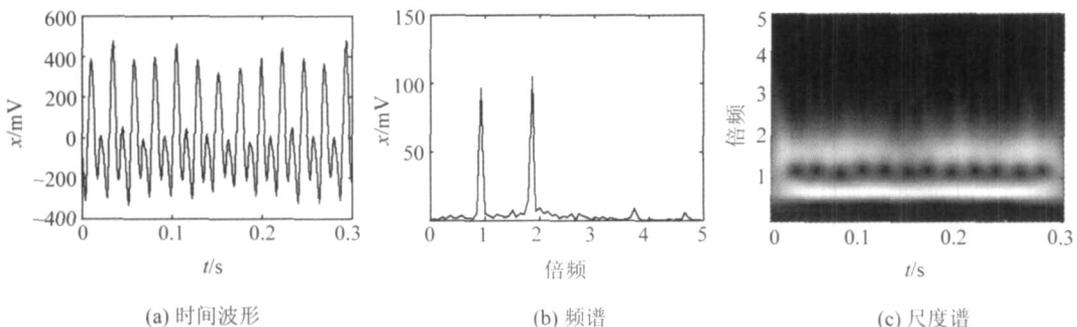


图2 不对中故障实验信号

Fig. 2 Experimental signal for misalignment fault

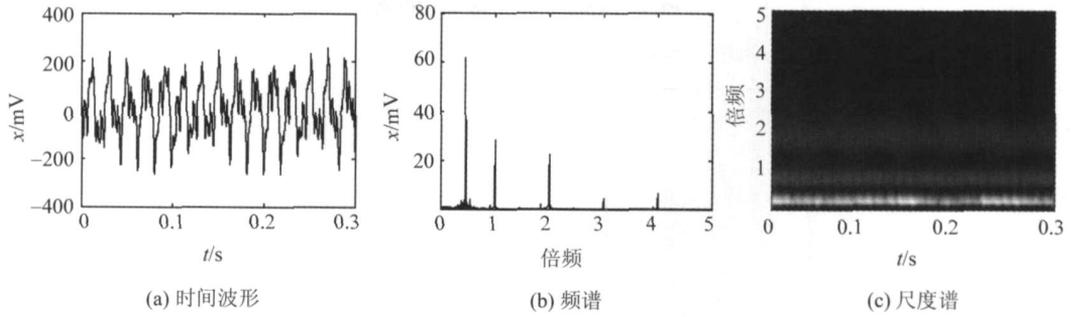


图 3 油膜涡动故障实验信号

Fig. 3 Experimental signal for oil-film whirling fault

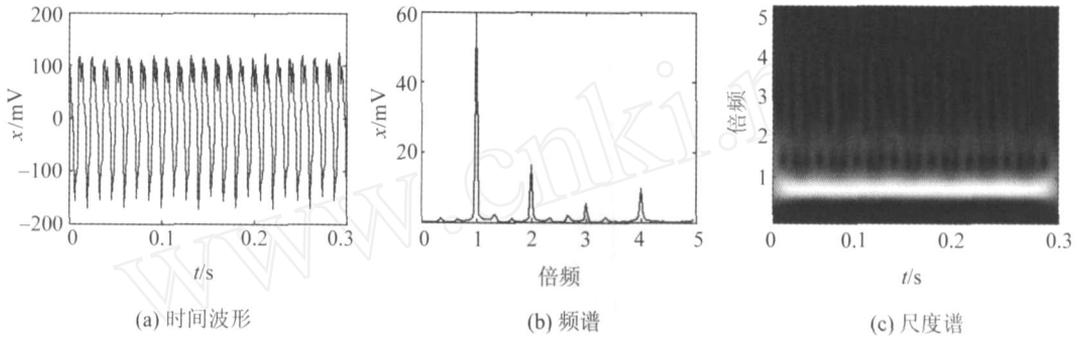


图 4 碰摩故障实验信号

Fig. 4 Experimental signal for rubbing fault

2.2 尺度谱数字纹理特征提取

事实上,尺度谱可以看作一典型的图像,尺度谱上所表现的各故障特征差异主要体现在尺度谱上的图像纹理特征,因此,可以考虑提取尺度谱图像的纹理特征来作为尺度谱的数字特征,通常采用图像的灰度共生矩阵来提取表面纹理特征参数<sup>[5]</sup>.

将图像  $f(i, j)$  的灰度归并,其最高灰度为  $N_g$ ,记  $L_x = \{1, 2, \dots, N_x\}$ ,  $L_y = \{1, 2, \dots, N_y\}$  及  $G = \{1, 2, \dots, N_g\}$ . 因此,可以将待分析的图像  $f(i, j)$  理解为从  $L_x \times L_y$  到  $G$  的一个变换,也就是说对  $L_x \times L_y$  中的每一点,对应一个属于  $G$  的灰度. 定义方向,间隔为  $d$  的灰度共生矩阵为  $[p(i, j, d, \theta)]$ ,其第  $i$  行  $j$  列元素表示所有方向,相邻间隔为  $d$  的像素中有一个取  $i$  值,另一个取  $j$  值的相邻对点数. 对灰度共生矩阵作正规化处理

$$p(i, j) = p(i, j, d, \theta) / R \quad (5)$$

这里  $R$  是正规化常数.

$$\begin{cases} R = 2N_y(N_x - 1), & \text{if } d = 1, \theta = 0^\circ \\ R = 2(N_y - 1)(N_x - 1), & \text{if } d = 1, \theta = 45^\circ \\ R = 2N_x(N_y - 1), & \text{if } d = 1, \theta = 90^\circ \\ R = 2(N_x - 1)(N_y - 1), & \text{if } d = 1, \theta = 135^\circ \end{cases} \quad (6)$$

对灰度共生矩阵正规化处理,可以得到以下几个重要的纹理特征

1) 角二阶矩

$$f_1 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} \{p(i, j)\}^2 \quad (7)$$

2) 对比度

$$f_2 = \sum_{i=1}^{N_g-1} n^2 \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j) \right\} \quad (8)$$

3) 相关

$$f_3 = \left\{ \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} i \cdot j \cdot p(i, j) - \mu_x \mu_y \right\} / \sigma_x \sigma_y \quad (9)$$

式中  $\mu_x, \sigma_x$  分别是  $\{p_x(i); i = 1, 2, \dots, N_g\}$  的均值和均方差,  $\mu_y, \sigma_y$  分别是  $\{p_y(i); i = 1, 2, \dots, N_g\}$  的均值和均方差. 其中

$$p_x(i) = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j), i = 1, 2, \dots, N_g,$$

$$p_y(i) = \sum_{j=1}^{N_g} p(i, j), j = 1, 2, \dots, N_g$$

4) 方差

$$f_4 = \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} (i - \mu)^2 p(i, j) \quad (10)$$

式中  $\mu$  是  $p(i, j)$  的均值.

表1 实验故障信号的尺度谱数字特征

Table 1 Digital features for experimental fault signal scalogram

仿真故障	角二阶矩				对比度				相关	
	0°	45°	90°	135°	0°	45°	90°	135°	0°	45°
不平衡	0.5653	0.5458	0.5464	0.5459	0.0133	0.6234	0.6207	0.6233	0.9995	0.9753
不对中	0.3262	0.3043	0.3125	0.3040	0.0613	0.6518	0.6298	0.6530	0.9972	0.9724
碰摩	0.2141	0.1948	0.2088	0.1920	0.0878	0.6875	0.6521	0.6930	0.9960	0.9651
油膜涡动	0.4324	0.4015	0.4032	0.4012	0.0274	0.9637	0.9584	0.9644	0.9979	0.9172

仿真故障	相关		方差			逆差矩				
	90°	135°	0°	45°	90°	135°	0°	45°	90°	135°
不平衡	0.9754	0.9753	0.5281	0.6669	0.6654	0.6668	0.9933	0.8838	0.8848	0.8838
不对中	0.9733	0.9724	0.8009	0.9609	0.9412	0.9618	0.9694	0.8564	0.8665	0.8558
碰摩	0.9667	0.9649	0.9356	1.0922	1.0565	1.0978	0.956	0.8463	0.8633	0.8435
油膜涡动	0.9176	0.9172	0.6229	0.8023	0.7981	0.8029	0.9863	0.8817	0.8837	0.8813

## 5) 逆差矩

$$f^5 = \frac{N_g N_g}{\sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} 1 + (i-j)^2} p(i, j) \quad (11)$$

显然,上述特征,对于不同的间距  $d$  和方向将得到不同的值,根据文献[5],通常设  $d=1$ , 为  $0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$ , 因此,对每一特征  $f_i (i=1, 2, 3, 4)$ , 可以得到不同方向的4个值。

表1为4种故障实验样本的尺度谱特征的平均值,从表1中可以看出,除相关和逆差矩特征对故障的敏感性较差以外,其他特征对不同故障均具有较强的区分能力。由此可见,本文提出的尺度谱数字特征可以作为转子故障识别的依据。

## 3 智能诊断

## 3.1 仿真故障验证

为了验证尺度谱数字特征的识别能力,需要与频谱特征进行比较,首先仿真两个转子故障,即

$$F_1 = \begin{cases} \sin(2 \times \times n/60 \times t), 0 < t < T_0/2 \\ \sin(2 \times \times n/60 \times t) + \\ \sin(2 \times \times 2 \times n/60 \times t), T_0/2 < t < T_0 \end{cases} \quad (12)$$

$$F_2 = \sin(2 \times \times n/60 \times t) + 0.5 \times \sin(2 \times \times 2 \times n/60 \times t) \quad (13)$$

其中  $n$  为转速 ( $r/min$ ),  $T_0$  为总计算时间。图5和图6分别为  $n=3000 r/min$  时故障  $F_1$  和  $F_2$  的时间波形图、频谱图及小波尺度谱。对比图5和图6不难发现,不同的故障其频谱基本相同,但是尺度

谱上却差别很大,即2倍频成分的作用时间不相同。本文将转速从3000到8000均匀变化,仿真得到50个  $F_1$  故障和50个  $F_2$  故障,共计100个故障样本。采用文献[6]提出的结构自适应神经网络模型,该方法能够自动获取神经网络结构参数。本文将故障样本随机分为训练样本集(35个样本)、测试样本集(32个样本)及未知样本集(33个样本),其中训练样本集和测试样本集用于获取最佳网络模型,未知样本用于检验最佳网络的泛化能力。

表2为分别利用20个尺度谱数字特征和  $0.2 \times, 0.25 \times, 0.33 \times, 0.43 \times, 0.5 \times, 0.67 \times, 0.75 \times, 1 \times, 2 \times, 3 \times, 4 \times, 5 \times, 6 \times, 7 \times, 8 \times, 9 \times, 10 \times$  共17个频谱特征对100个故障样本的训练与识别结果。从表2可以看出,根据本文尺度谱数字特征,对测试样本和未知样本的识别率均达到100%。而根据频谱特征,对测试样本的未知样本的识别率仅为59.38%和42.42%。显然,由于尺度谱数字特征考虑了信号的时-频特征,显然比单一的频谱特征具有更强的分类能力。

表2 不同特征下神经网络识别结果

Table 2 Recognition results for different features

特征类型	样本数据数	对测试样本的识别率/%	对未知样本总识别率/%
尺度谱特征	100	100	100
频谱特征	100	59.38	42.42

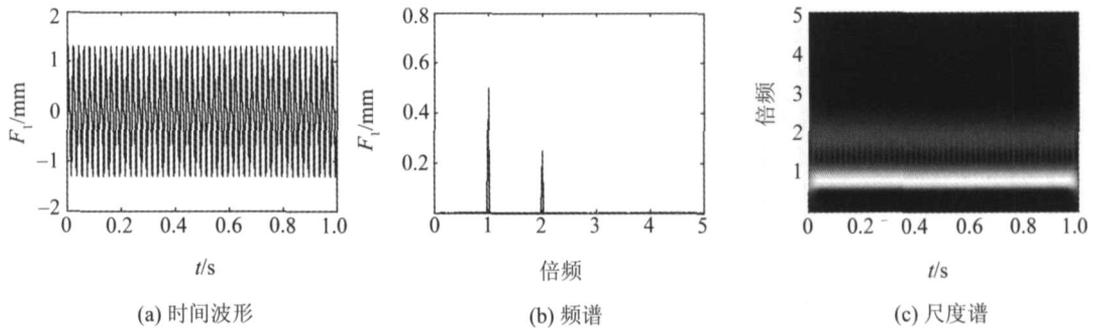


图 5 仿真故障 1 信号 ( $n = 3000 \text{ r/min}$ )

Fig. 5 Signal of simulation fault 1 ( $n = 3000 \text{ r/min}$ )

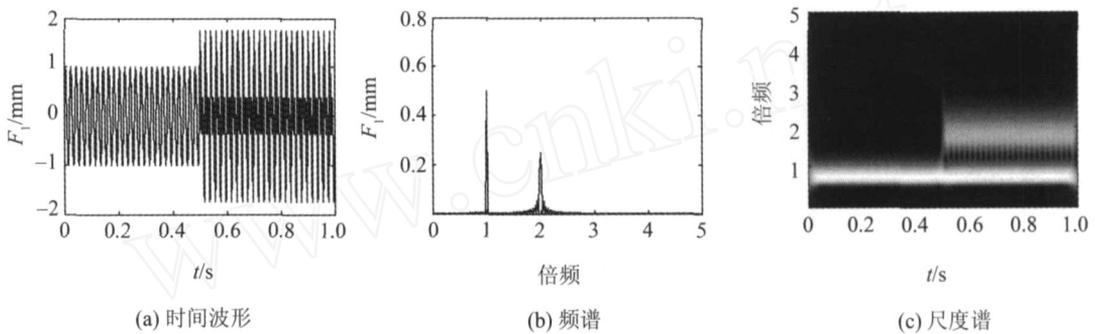


图 6 仿真故障 2 信号 ( $n = 3000 \text{ r/min}$ )

Fig. 6 Signal for simulation fault 2 ( $n = 3000 \text{ r/min}$ )

表 3 识别结果

Table 3 Recognition results

子网络	样本数	测试样本识别率/ %		测试样本总识别率/ %		未知样本总识别率/ %	
		尺度谱	频谱	尺度谱	频谱	尺度谱	频谱
不平衡	128	95.34	93.0				
不对中	128	90.7	90.8				
碰摩	128	95.4	88.4	86.1	76.7	87.2	76.3
油膜涡动	128	97.7	97.7				

### 3.2 模拟故障验证

利用 ZT-3 多功能转子故障模拟实验台和 DHDAS 信号测试分析系统获取了不同转速下的不平衡故障样本 26 个、不对中样本 32 个、碰摩样本 30 个及油膜涡动样本 40 个。将 4 分类问题转化为两分类问题,构造集成神经网络模型,各子网络分别负责诊断一种故障,最后根据 4 个神经网络的输出的最大值来判断最终故障类型。对于每个子网络,采用文献[6]提出的结构自适应神经网络模型。将故障样本随机分为训练样本集(46 个样本)、测试样本集(43 个样本)及未知样本集(39 个样本),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。

表 3 为利用 20 个尺度谱数字特征和 17 个频谱特征对 128 个故障样本的识别结果。可以看出,根据本文尺度谱数字特征,对测试样本的未知样本的识别率分别为 86.05% 和 87.18%。而根据频谱特征,对测试样本的未知样本的识别率分别为 76.74% 和 76.32%。显然,本文提出的尺度谱数字特征对故障的分类能力更强。

## 4 结 论

1) 针对连续小波变换的尺度谱特征难于自动提取的问题,引入图像纹理分析方法,自动提取了转子故障信号连续小波变换的尺度谱数字特征,并以之作为故障识别的特征;

2) 分析了尺度谱数字特征对转子故障的分辨能力,表明了尺度谱数字特征可以作为转子故障模式识别的重要特征;

3) 利用转子实验台,获取了不平衡、不对中、油膜涡动及碰摩故障的128个样本,建立了集成神经网络,并运用结构自适应神经网络方法构造各子网络.最后与传统的频谱特征进行了对比,结果充分表明所提取的尺度谱数字特征具有更强的故障识别能力.

## 参考文献:

- [ 1 ] 陈予恕,田家玉,金宗武,等.非线性动力学理论与大型火电机组振动故障综合治理技术[J].中国机械工程,1999,10(9):1063-1067.  
CHEN Yushu, TIAN Jiayu, JIN Zongwu, et al. Techniques of solving irregular operation of a large scale gas turbine in a comprehensive way [J]. Chinese Mechanical Engineering, 1999, 10(9):1063-1067. (in Chinese)
- [ 2 ] 刘献栋,李其汉.小波变换在转子系统动静件早期碰摩故障诊断中的应用[J].航空学报,1999,20(3):220-223.  
LIU Xiandong, LI Qihan. Application of wavelet transform to the diagnosis of early rub-impact fault between rotor and stator [J]. Aata Aeronautica et Astronautica Sinica, 1999, 20(3):220-223. (in Chinese)
- [ 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.  
SONG You, LIU Zhongkan, LI Qihan. Research on rub-impact fault between rotor and stator using wavelet transform [J]. Journal of Vibration Engineering, 2002, 15(3):319-322. (in Chinese)
- [ 4 ] Peng Z, He Y, Lu Q, et al. Feature extraction of the rub-impact rotor system by means of wavelet analysis [J]. Journal of Sound and Vibration, 2003, 259(4), 1000-1010.
- [ 5 ] 徐建华.图像分析与处理[M].北京:科学出版社,1993.
- [ 6 ] 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. Structure self-adaptive neural network model realizing structural risk minimization principle[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2007, 28(10):1874-1879. (in Chinese)