

金属材料声发射信号特征提取方法

成建国¹, 毛汉领¹, 黄振峰¹, 黄云奇²

(1. 广西大学机械工程学院, 南宁 530004; 2. 广西交通职业技术学院机电工程系, 南宁 530023)

摘要: 试图通过对声发射信号的检测实现对水轮机转轮叶片金属疲劳裂纹的在线监测。利用美国 PAC 公司 SAMOS 声发射检测系统采集到声发射的各种参数; 针对大型水轮机现场环境的情况, 选用了四种声发射信号。通过 BP 神经网络和模式识别结合的方法, 设计特征提取器来提取金属材料疲劳声发射特征信号。比较神经网络输入参数对输出结果的灵敏度, 选择出一些对分类识别最有效的特征参数; 并采用可分离性判据进一步验证其正确性。最后, 在 13 个声发射特征参数中, 质心频率、计数、持续时间、上升时间、平均信号电平五个参数的特征最为显著, 可以用于识别现场环境下的声发射信号。

关键词: 声发射; 特征提取; BP 神经网络; 模式识别

中图分类号: TB559

文献标识码: A

文章编号: 1000-3630(2008)-03-0309-06

AE signal feature extraction method of metal materials

CHENG Jian-guo¹, MAO Han-ling¹, HUANG Zhen-feng¹, HUANG Qi-yun²

(1. College of Mechanical Engineering, Guangxi University, Nanning 530004, China;

2. Guangxi Vocational and Technical College of Communications, Nanning 530023, China)

Abstract: The attempt of using acoustic emission signal detection to carry out the turbine blades metal fatigue crack on-line monitoring has been made. Acoustic emission signal parameters are acquired by using SAMOS Acoustic Emission Testing System of the American PAC Corporation; In actual large turbine environment, four kinds of acoustic emission signals are selected. Combining BP neural network and pattern recognition, a feature extractor is designed to extract the metal fatigue characteristics of acoustic emission signals. Compared the sensitivity of input parameters to output results of neural network, several most effective parameters are chosen for identification and classification; and the separableness criterion is used further confirm its accuracy. Finally, in total 13 characteristic parameters of acoustic emission, five parameters, such as centroid frequency, counts, duration, rise time and average signal level(ASL) can be most notably used to identify acoustic emission signal in actual environment.

Key words: AE(Acoustic Emission); feature extraction; BP neural network; pattern recognition

1 引言

声发射, 是材料局部因能量的快速释放而发出瞬态弹性应力波的现象, 其形成机理是材料在动态(受力)过程中所产生的一种应力波, 当材料或零部件

受外部力的作用时, 由于材料或零件内部局部区域有缺陷存在或微观结构的不均匀性, 使该区域所承担的应力高度集中, 继而导致了该区域应变能的高度集中。由于任何材料总是力图趋于能量最低状态, 即由不稳定的高能状态必然过渡到稳定的低能状态。当外部条件作用增大到一定程度时, 局部能量的高度集中使材料缺陷部位产生微观屈服或变形, 并通过滑移、位错、开裂、晶界突然改变取向等方式将集中的多余能量释放出来, 在这应变能释放过程中, 其中一部分是以应力波形式快速释放的弹性能, 应力波向外传播就形成声发射信号, 称为应力波发射, 通常称声发

收稿日期: 2007-12-11, 修回日期: 2008-02-22

基金项目: 国家自然科学基金项目(50465002)和广西自然科学基金项目(桂科基 0448014)

作者简介: 成建国(1982-), 男, 湖南人, 硕士研究生, 研究方向为机电控制及自动化。

通讯作者: 成建国, E-mail: chejiaguo2@163.com

射(Acoustic Emission,简称AE)。工程材料中的声发射源,主要包括:金属断裂、塑性变形、摩擦、磨损、相变、渗漏、表面效应、磁效应等^[1]。

基于声发射的形成机理,通过对声发射信号的检测实现对水轮机转轮叶片金属疲劳裂纹的在线监测,并获得了国家自然科学基金项目(《混流式水轮机转轮叶片裂纹监测的理论和研究方法》,批准号:50465002)的资助。由于水轮机转轮工作在水下,在其工作过程中可能产生有多种声发射信号,以及复杂的环境噪声,使采集到的检测信号很复杂。剔除噪声和其它信号,识别出金属疲劳裂纹产生的声发射信号,是解决问题的关键。本文拟采用神经网络模式识别的智能方法对信号进行特征提取,提取能区别金属疲劳裂纹信号的最明显特征,为利用声发射信号实现对水轮机转轮叶片裂纹产生的在线监测做理论基础。

2 神经网络模式识别方法

2.1 基本概念

“模式”是一个内涵十分丰富的概念,可以把凡是人类能用其感官直接或间接接受的外界信号都称为模式^[2]。模式识别系统的组成如图1所示:

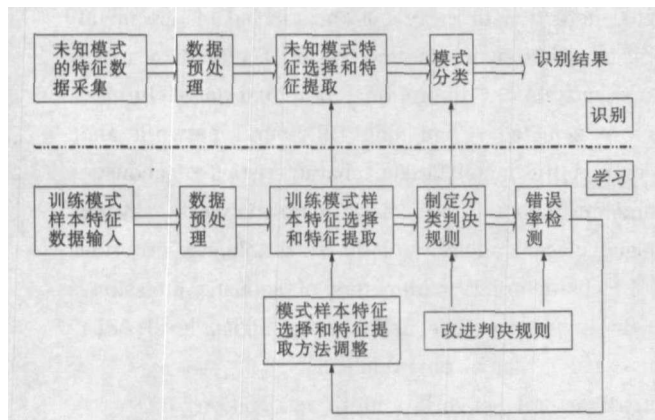


图1 模式识别系统组成示意图

Fig.1 Sketch of pattern recognition system components

神经网络是对人脑神经系统的数学模拟,从而学习和模仿人脑的信息处理能力。一般认为神经网络的信息处理能力分为学习(训练)和识别(匹配)两个独立的阶段。人工神经网络和模式识别的结合最成功的是多层前馈网络,也就是习惯上简称的BP网络。采用的BP神经网络共分为三层:输入层、隐含层、输出层。其模型图2所示。

2.2 BP神经网络的设计

对于BP网络,任何在闭区间内的一个连续函数都可以用单隐层的BP网络逼近,因此采用一个

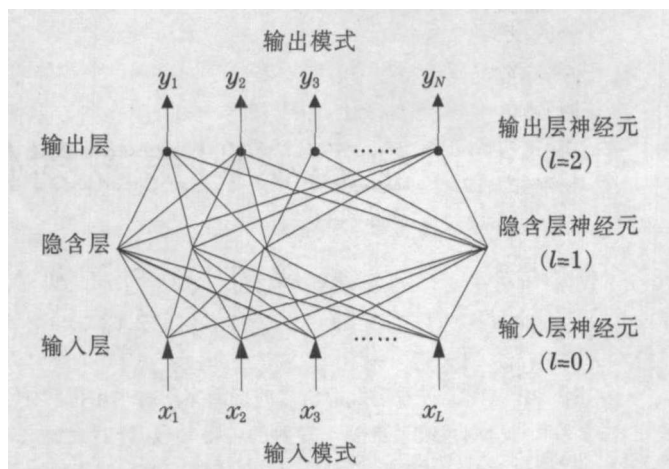


图2 多层神经网络模型

Fig.2 Multilayer neural network mode

三层BP网络可以完成任意的 n 维到 m 维的映射。BP神经网络最重要的是隐含层的确定,综合现有文献,隐含层元个数的计算公式为 $n_1 = \sqrt{n+m} + a$,其中, n_1 为隐单元数, m 为输出神经元数, n 为输入单元数, a 为 $[0, 10]$ 之间的常数^[3]。

2.3 特征提取器的实现

有些神经网络分类器的功能是完成特征提取或预处理的操作,因而被称为特征提取器,如主要分量网络(Principal Components Analysis Networks,简称PCAN)、Kohone自组织特征映射网和Hopfield网络等等。这些网络要实现模式分类的功能,往往还需要在其输出端级联一个单层感知器。有些网络主要用于一般的统计分类器,如单层感知器、函数链或高阶网络等等。还有一种网络既能完成特征提取,又具有分类功能,如多层感知器网络、径向基函数网络等等。这种网络的隐层单元主要起特征提取的作用,而其隐层至输出层的单层感知器结构主要起统计分类的作用。所以我们采用的BP神经网络能同时实现特征提取与分类选择^[4]。

特征提取与选择的基本任务是研究如何从众多特征中求出那些对分类识别最有效的特征,进而实现特征空间维数的压缩。因此,特征参数的选择对有效地把高维特征空间压缩到低维特征空间尤其重要。对于特征分类的有效性,可以用一些判据来衡量。如:基于类间距离的可分离性判据(点到点的距离、点到点集的距离、类内距离、类间距离等等)、基于类概率密度函数的可分离判据(如Bhattacharyya判据、Chernoff判据、散度判据)、基于商函数的可分离判据等等。对特征进行评价的目的是为了解决单个特征对决策的贡献程度。可选用的评价指标包括灵敏度、稳定性、测试量和计算量以及识别率等等^[5]。

灵敏度是用来反映特征参数对模式状态变化的敏感程度。特征参数 X 对设备状态 Y 的灵敏度 $\xi(Y|X)$ 可定义为

$$\xi(Y|X) = \left| \frac{\partial X}{\partial Y} \right| \quad (1)$$

在实际应用中,如设备状态监测和故障诊断问题,设备所处状态 Y 和特征参数 X 之间通常存在单调性,即随故障程度的提高,特征参数 Y 也呈上升趋势。因此,在应用中一般选择灵敏度较高的特征参数。

如图2所示,BP网络模型,其隐含层和输出层之间采用的变换函数为线性函数,输入层和隐含层之间的变换函数采用 S 型函数,其中 x_i ($i=1,2,\dots,L$), z_j ($j=1,2,\dots,M$), y_k ($k=1,2,\dots,M$) 分别代表输入层、隐含层和输出层的输出, δ_k 和 σ_j 分别为隐含层、输出层的阈值,则

$$y_k = \sum_{j=1}^M u_{jk} z_j - \delta_k \quad (2)$$

因此,特征参数 x_i 对模式类别 y_k 的灵敏度为

$$\frac{\partial y_k}{\partial x_i} = \frac{\partial y_k}{\partial z_1} \frac{\partial z_1}{\partial x_i} + \frac{\partial y_k}{\partial z_2} \frac{\partial z_2}{\partial x_i} + \dots + \frac{\partial y_k}{\partial z_M} \frac{\partial z_M}{\partial x_i} \quad (3)$$

由式(2)得

$$\frac{\partial y_k}{\partial z_j} = u_{jk} \quad (4)$$

由

$$z_j = \frac{1}{1 + \exp[-(\sum_{i=1}^L w_{ji} x_i - \sigma_j)]} \quad (j=1,2,\dots,M) \quad (5)$$

有

$$\frac{\partial z_j}{\partial x_i} = \frac{\exp(-\mu_j)}{[1 + \exp(-\mu_j)]^2} w_{ji} \quad (6)$$

其中 μ_j 表示第 j 个隐含层神经元的净输入,即

$$\mu_j = \sum_{i=1}^L w_{ji} x_i - \sigma_j \quad (7)$$

综合以上各式,有

$$\frac{\partial y_k}{\partial x_i} = \sum_{j=1}^M w_{jk} u_{jk} \zeta_j \quad (8)$$

其中

$$\zeta_j = \frac{\exp(-\mu_j)}{[1 + \exp(-\mu_j)]^2} \quad (9)$$

由于 ζ 与 x_i 直接关联,而评价标准最好与 x_i 无关,由式(7)可知, ζ 为非负,而且当样本数量越多,又符合遍历性条件时, $\frac{\partial y_k}{\partial x_i}$ 与 ζ 的关系是随着样本数量的增多而减弱。因此可以认为

$$\zeta_{ik} = \frac{\partial y_k}{\partial x_i} \propto \sum_{j=1}^M w_{jk} u_{jk} \quad (10)$$

上式中 n 为学习样本数量,如果不考虑变化的方向性,上式可变为:

$$\zeta_{ik} = \left| \frac{\partial y_k}{\partial x_i} \right| \propto \left| \sum_{j=1}^M w_{jk} u_{jk} \right| \quad (11)$$

至此可以把式(11)作为特征提取的依据。其特征提取的流程图3所示。

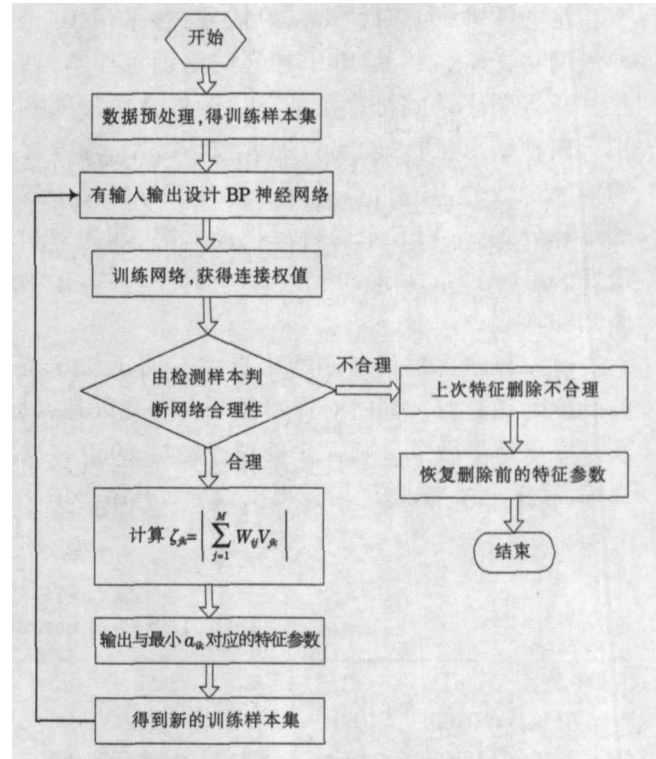


图3 特征提取流程图

Fig.3 Flowchart of feature extraction

3 金属疲劳裂纹声发射信号的特征及提取

3.1 声发射信号的特征表示方法

由于该项目是监测大型混流式水轮机水轮叶片的疲劳裂纹,裂纹在形成前后都会发生声发射现象。通过传感器采集信号,通过硬件和软件进行滤波得到了比较纯净的声发射信号,但是由于现场环境复杂,很多其他声发射信号混合在疲劳声发射信号里面,例如轴承与轴之间的摩擦声发射信号、涡流空化等等。因此通过神经网络模式识别来提取疲劳裂纹声发射信号。本论文通过美国 PAC 公司的 SAMOS 声发射检测系统采集的各种声发射参数,如:上升时间(a_1)、声发射事件计数(a_2)、能量(a_3)、持续时间(a_4)、幅度(a_5)、平均频率(a_6)、有效值电压(a_7)、平均信号电平(a_8)、回响频率(a_9)、初始化频率

(a10)、强度(a11)、频率质心(a12)、峰值频率(a13)。用这些声发射特征参数来识别各种声发射信号,并提取出几个最能表征金属疲劳裂纹声发射的特征参数。

3.2 用特征提取器提取金属声发射信号的特征

本文采用BP神经网络识别金属疲劳裂纹声发射信号(S1)、标准断铅信号(S2)、摩擦声发射信号(S3)以及空化信号(S4)来验证此方法的可行性。

在这里对以上四种声发射信号,各采用10个神经网络样本,总共40个神经网络训练样本,而且其样本顺序是随机打乱的。由于本文中需要判别出四种结果,所以输出神经元数为2个,输入层神经元个数为13个,根据以上隐含层神经元个数的计算公式,采用5个隐含层神经元时,输出效果最好。如表1所示(前40个为训练样本,后8个为测试样本)。

输入和隐含层传递函数都选用双曲正切S型的tansig函数时。同时对样本做了归一化处理,以及对输出结果做了反归一化处理。经过2000多次训练,其输出结果较好,均方误差较小。其结果如图4所示。

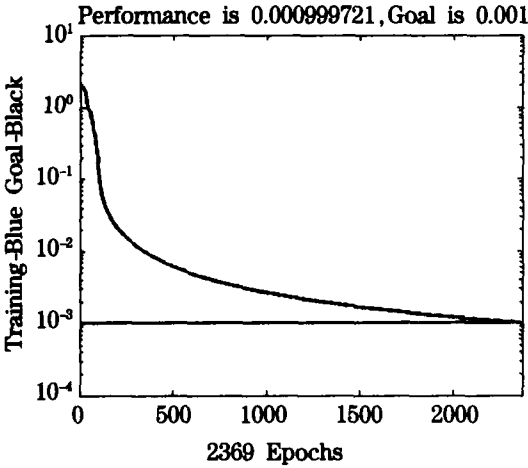


图4 BP神经网络的训练误差曲线
Fig.4 Training error curve of BP neural network

输出的识别结果为:0020,0033,0009,0012,0992,0996,0973,0928,0015,0005,0987,0988,0010,0008,0990,0990与实际结果(如表1最后八行:前两个信号为S1,输出为[0 0];其次是两个信号为S2,输出为[0 1];再次是两个信号为S3,输出为[1 0];最后是两个信号为S4,输出为[1 1]。)相比,效果较为理想。说明利用神经网络模式识别能较好的识别各种声发射信号。

表1 神经网络训练和测试数据
Table 1 Neural network training and testing data

样本种类	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12	a13
S4	0.021	0.03	0	0.022	36	106	0.0006	19	0	42	0.000741	370	90
S1	12.668	11.59	2.3	30.697	62	38	0.006	39	38	37	1.438	254	155
S4	0.021	0.01	0	0.026	35	88	0.0006	21	0	47	0.00104	396	87
S3	33.904	191.35	344.47	300.949	77	83	0.1026	63	86	78	215.172	158	102
S2	0.034	12.15	15.59	31.255	85	39	0.0056	38	38	117	2.739	114	70
S3	39.254	200.93	186.45	208.511	94	96	0.1754	68	95	97	116.467	161	105
S1	12.842	11.86	2.31	33.413	53	35	0.0066	40	35	35	1.445	275	155
S1	13.352	14.05	2.22	27.717	57	51	0.0066	39	59	41	1.389	269	161
S3	28.134	160.03	455.86	300.949	81	80	0.1958	69	82	148	284.752	165	111
S4	0.021	0.01	0	0.022	35	95	0.0006	19	0	47	0.001104	404	93
S2	0.046	10.87	16.24	28.449	83	38	0.0216	50	38	86	1.0148	104	61
S4	0.025	0.01	0	0.026	35	83	0.0006	20	0	40	0.000919	382	93
S1	12.309	12.03	2.22	29.188	59	41	0.0066	39	44	37	1.393	256	155
S2	0.091	17.68	18.01	10.699	85	35	0.0468	56	35	98	1.5851	105	52
S2	0.054	15.63	15.66	14.043	76	40	0.0102	43	37	95	3.537	95	49
S3	32.163	187.62	422.82	300.949	79	79	0.122	65	94	136	264.11	153	111
S2	0.051	14.72	24.71	38.21	86	39	0.034	54	38	98	1.5438	100	55
S1	11.488	11.59	2.46	28.605	70	41	0.0066	39	42	38	1.541	246	158
S3	24.894	151.33	239.92	300.949	76	87	0.0536	58	128	74	149.865	147	114
S3	26.516	208.89	248.17	258.653	95	81	0.23	70	84	110	155.017	153	111
S2	0.049	19.47	21.03	11.445	86	43	0.0362	54	43	81	3.8122	114	55
S1	14.497	13.15	2.18	27.947	58	47	0.0064	39	55	39	1.368	255	161

样本种类	a1	a2	a3	a4	a5	a6	a7	a8	a9	a10	a11	a12	a13
S1	16.404	13.94	2.25	28.992	53	48	0.0064	39	57	40	1.41	271	161
S4	0.028	0.01	0	0.038	35	96	0.0004	18	0	35	0.001406	393	99
S4	0.015	0.02	0	0.02	36	100	0.0006	19	0	63	0.00068	372	96
S3	22.222	216.82	339.74	300.949	96	99	0.2282	70	99	96	212.217	186	102
S4	0.01	0.02	0	0.01	36	100	0.0006	20	0	52	0.000714	396	90
S4	0.019	0.04	0	0.042	37	95	0.0006	20	0	57	0.001607	374	90
S2	0.053	15.69	23.81	31.859	83	37	0.0298	53	34	84	1.4877	102	55
S1	17.315	13.7	2.4	29.882	66	46	0.006	39	47	44	1.503	266	166
S2	0.031	11.42	16.46	28.939	85	39	0.0228	50	39	96	1.0285	110	70
S3	28.213	164.66	159.18	300.949	72	91	0.0358	54	138	87	99.434	167	102
S4	0.01	0.02	0	0.021	37	75	0.0005	20	0	58	0.000906	389	88
S3	35.822	190.61	273.9	184.785	94	103	0.2596	71	101	108	171.095	155	105
S1	15.29	13.43	2.22	28.627	59	47	0.0066	39	50	44	1.388	272	161
S1	10.51	11.74	2.45	30.143	68	39	0.0066	39	38	39	1.531	262	158
S2	0.032	14.45	21.98	32.652	86	44	0.0072	40	44	93	1.3731	105	70
S4	0.025	0.02	0	0.026	37	77	0.0006	20	0	80	0.000918	369	90
S3	36.382	210.08	260.95	300.949	94	87	0.2374	71	92	75	163.004	181	105
S2	0.031	15.23	15.36	12.572	77	42	0.01	43	40	75	3.352	104	52
S1	13.265	12.57	2.21	30.514	54	41	0.006	39	42	46	1.384	281	161
S1	11.789	128.1	2.15	27.696	57	46	0.00068	40	39	48	1.345	263	155
S2	0.044	17.64	19.29	10.855	91	35	0.04	55	34	108	4.953	114	46
S2	0.043	17.2	22.98	10.101	88	37	0.028	52	36	130	2.6848	114	55
S3	24.252	210.3	272.13	300.937	96	86	0.2122	70	86	86	169.987	202	111
S3	28.11	260.07	312.84	300.948	97	86	0.2414	71	75	104	195.418	167	108
S4	0.019	0.01	0	0.034	37	86	0.0006	19	0	51	0.000917	359	84
S4	0.019	0.07	0	0.023	37	70	0.0004	19	0	56	0.000824	337	87

同时,由于式(11)得 ζ_w 为 13×2 的矩阵,为计算各个输入对输出结果的灵敏度,对其各行两元素求平均,转秩后得向量 ζ_i 。 ζ_i 向量如下:

055, 167, -062, 140, -052, -057, -113, 0.32, 0.14, -1.44, -1.05, 3.05, -2.39

以上结果从左至右依次为a1到a13类特征参数对分类结果灵敏度的大小。由此根据图3流程,首先删除a13特征参数,再进行神经网络模式识别和判断,再进一步删除某些特征,降低特征空间的维数。

3.3 用可分离性判据提取金属声发射信号的特征

此外,在进行特征抽取和选择时,可以依据某种定量的准则来衡量特征对分类的有效性。这里采用基于类间距离的可分离性判据(类间距离和类内离差矩阵)来衡量其有效性,其中 ω_i 和 ω_j 的类间平均距离为:

$$\bar{d}(\omega_i, \omega_j) = \frac{1}{N_i N_j} \sum_{k=1}^{N_i} \sum_{l=1}^{N_j} d(x_k^{(i)}, x_l^{(j)}) \quad (12)$$

其中: $\omega_i = \{x_k^{(i)}, k=1, 2, \dots, N_i\}$, $\omega_j = \{x_l^{(j)}, l=1,$

$2, \dots, N_j\}$, 式中 $x_k^{(i)}, x_l^{(j)}$ 是某种定义下的两个模式间的距离。当取欧式距离时,两类均方距离为:

$$\bar{d}^2(\omega_i, \omega_j) = \frac{1}{N_i N_j} \sum_{k=1}^{N_i} \sum_{l=1}^{N_j} (x_k^{(i)} - x_l^{(j)})^T (x_k^{(i)} - x_l^{(j)}) \quad (13)$$

另外,设 S_{w_i} 为 w_i 类内离差矩阵,则总的类内离差矩阵定义为:

$$S_w = \sum_{i=1}^c P_i S_{w_i} = \sum_{i=1}^c P_i \frac{1}{N_i} \sum_{k=1}^{N_i} (x_k^{(i)} - m_i)(x_k^{(i)} - m_i)^T \quad (14)$$

在评价特征分类能力优劣时,类间距离越大,说明分类效果越好;类内离差矩阵越小,说明分类效果越好。所以也对表1所有数据进行处理,通过类间距离与类内离差矩阵的比值来衡量分类效果,即各类参数(如表1:总共13类参数)对分类的贡献大小^[6]。其结果如下:

19.78, 51.59, 7.35, 27.17, 12.80, 12.40, 3.01, 15.83, 13.10, 3.15, 7.60, 112.01, 0.78

以上结果从左至右依次为a1到a13类特征参数对分类结果贡献的大小。这里直接选取对特征分

类贡献较大的几个特征参数,来验证这些参数对分类的准确性。

4 结 论

针对水轮机转轮工作的复杂环境,采用神经网络模式识别研究了区分几种不同的声发射信号的方法,成功地把金属疲劳裂纹声发射信号、标准断铅信号、摩擦声发射信号以及空化信号识别出来,并通过特征提取器提取出最能表征金属疲劳裂纹声发射信号的参数;此外也采用分离性判据分析了声发射信号中各个特征参数的显著性来验证特征提取器的准确性,分析出来的结果与提取器提取出来的结果一样,即在13个声发射特征参数中,质心频率、计数、持续时间、上升时间、平均信号电平五个参数最为显著,可以用于识别现场环境下的声发射信号。

参 考 文 献

- [1] 《国防科技工业无损检测人员资格鉴定与认证培训教材》编审委员会编. 声发射检测[M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 7-43.
- [2] 黄德双. 神经网络模式识别系统理论[M]. 北京: 电子工业出版社, 1996, 5.
HUANG Deshuang. The theory of neural network and pattern recognition[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 1996, 5.
- [3] 飞思科技产品研发中心编著. 神经网络理论与 MATLAB7 实现[M]. 北京: 电子工业出版社, 2005: 99-108.
The center of product's R&D in Fei Si Ke Ji. Neural network theory and achieve MATLAB7[M]. Beijing: Electronics Industry Press, 1996, 5.
- [4] 胡泽. 基于 MATLAB 的神经网络模式识别与系统辨识方法研究[D]. 西南石油学院. 2005, 4.
HU Ze. Based on MATLAB neural network pattern recognition and system identification method's study[D]. Southwest Petroleum Institute. 2005, 4.
- [5] 舒宁, 马洪超, 孙和利. 模式识别的理论与方法[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2004. 78-85.
SHU Ning, MA Hongtao, SUN Heli. Pattern recognition theory and method[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2004. 78-85.
- [6] 钟珞, 潘昊, 封筠, 等. 模式识别[M]. 武汉: 武汉大学出版社, 2006: 122-126.
ZHONG Luo, PAN Hao, FENG Yun, et al. Pattern recognition[M]. Wuhan: Wuhan University Press, 2006: 122-126.