

# 飞机疲劳开裂声发射波形信号的人工神经网络模式识别方法

胡振龙<sup>1,2</sup>, 沈功田<sup>2</sup>, 邬冠华<sup>1</sup>, 刘时风<sup>3</sup>, 吴占稳<sup>2</sup>

(1. 南昌航空大学 无损检测技术教育部重点实验室, 南昌 330063;

2. 中国特种设备检测研究院, 北京 100013; 3. 北京声华兴业科技有限公司, 北京 100029)

**摘要:**利用 SOM 神经网络, 对分类挑选的飞机疲劳过程采集的声发射波形信号进行模式识别分析, 得到一组(300 个)疑似裂纹的波形信号。其特点有: 频谱图上同时出现三个明显的峰值, 其能量相对较大, 且频率基本固定。其中, 第三峰值频率(168.5 kHz)与先前的试验数据(175.8 kHz)相接近, 已具备了较明显的裂纹特征。

**关键词:**声发射; 波形分析; 疲劳裂纹; 小波包降噪; SOM 神经网络; 频谱分析

中图分类号: TG115.28

文献标志码: A

文章编号: 1000-6656(2012)03-0004-04

## Pattern Recognition of Aircraft Fatigue Cracking Based on Waveform Analysis Method and Artificial Neural Networks of Acoustic Emission Signals

HU Zhen-Long<sup>1,2</sup>, SHEN Gong-Tian<sup>2</sup>, WU Guan-Hua<sup>1</sup>, LIU Shi-Feng<sup>3</sup>, WU Zhan-Wen<sup>2</sup>

(1. Key Lab of Nondestructive Testing, Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;

2. China Special Equipment Inspection and Research Institute, Beijing 100013, China;

3. Beijing Soundwel Technology Co Ltd. Beijing 100029, China)

**Abstract:** In this paper, SOM neural network was used to identify the AE waveform signals of aircraft fatigue test. A group of suspected crack signals were acquired. Their characteristics were obtained. Three peaks appear simultaneously in frequency spectrum. Their energies were relatively large and located at same frequency. The frequency of third peak(168.5 kHz) was consistent with previous result(175.8 kHz), and already showed obvious characteristics of crack signal.

**Keywords:** Acoustic emission; Waveform analysis; Fatigue crack; WPD; SOM neural network; Spectrum analysis

应用声发射技术实现飞机疲劳裂纹萌生和扩展的监测具有重要的现实意义, 已有大量文献报道<sup>[1-4]</sup>。但是, 由于目前市场上大多数声发射仪其波形的记录和存储能力较弱, 因此, 人们对裂纹产生与否的判断, 往往更依赖于对声发射参数信号的分析<sup>[5-7]</sup>。然而, 有文献指出, 声发射的波形信号所包含的声发射源的信息要比参数信号丰富得多<sup>[8-9]</sup>。因此, 笔者选择北京声华提供的 SEAU2S 全波形声发射系统, 通过对声发射波形信号的分析来识别飞

机疲劳裂纹的萌生和扩展。

有参考文献指出<sup>[10-11]</sup>, 声发射信号的自动识别处理, 可由人工神经网络模式识别的方法来实现。然而, 传统的神经网络方法需要确定的输入向量和输出向量(有导师神经网络), 即需要事先得到有代表性的裂纹缺陷的声发射波形信号, 但受噪声干扰的影响以及试验条件本身的制约, 飞机疲劳试验是难以实现的。因此, 笔者选择自组织特征映射(Self-Organizing Feature Map, SOM)的神经网络算法(无导师神经网络)对波形信号进行分类识别, 最终找出了一组疑似裂纹的波形信号, 并分析了其特征。

由于在疲劳试验过程中, 受飞机结构本身及周围环境的影响, 噪声对波形信号的干扰很大, 因此在

收稿日期: 2011-10-24

作者简介: 胡振龙(1986—), 男, 硕士研究生, 主要从事常规无损检测及声发射检测技术的研究。

使用 SOM 算法前,还应对采集到的波形信号进行降噪处理。

## 1 试验装置及声发射信号的采集

试验采用 SEAU2S 全波形声发射系统全程监测飞机机翼的声发射信号,采样频率为 10 MHz,传感器型号为 SR150,响应频率为 150 kHz,其布置如图 1 所示。

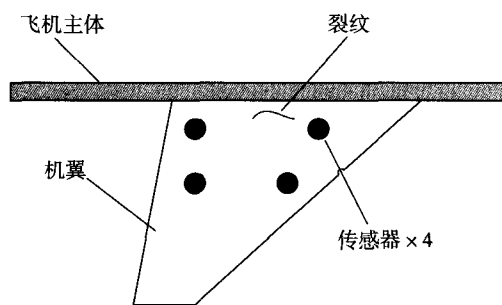


图 1 试验装置及传感器布置

在疲劳试验开始之前,飞机机翼经过无损检测,未发现裂纹。因此,认定试验初期采集到的声发射信号均为噪声信号(纯噪声)。在试验中后期,发现有裂纹产生且最终断裂。因此,认定此时传感器采集到的信号既包含裂纹信号又包含噪声信号。这两组信号的提取,对 SOM 算法分类结果的准确性有重要的影响。

## 2 小波包降噪处理方法

由于疲劳试验过程中始终存在着大幅度、宽频带的噪声干扰,使得微弱的疲劳裂纹萌生、扩展的声发射信号被湮灭。在飞机的疲劳试验过程中,噪声对裂纹信号的干扰,主要体现在如下两个方面:

(1) 噪声信号较多,有用的裂纹信号占信号总数的比例较低。

(2) 有用的裂纹信号中,噪声的能量占整个波形能量的比例较高。

因此,从噪声信号中筛选出有用的裂纹信号,面临着如下两大难题:

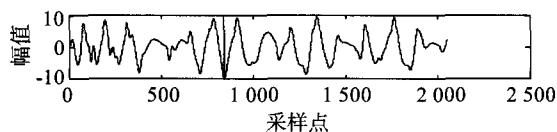
(1) 有用的裂纹信号比例过低,如果简单地认为发现裂纹的时间段内所有的信号都为裂纹信号,其做法是不严谨的。

(2) 有用的裂纹信号中,噪声的能量占整个波形能量的比例过大,导致原始的裂纹信号严重畸变,因此在主观上难以辨别出缺陷。

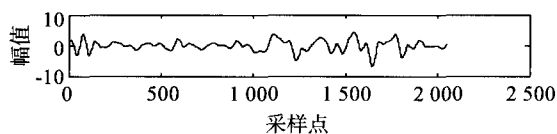
根据以往经验,噪声的频率虽然分布很广,但其

能量主要集中在低频部分;裂纹信号的频率虽然较高,但受信号衰减以及传感器晶片频率响应的影响,频率过高的信号,往往衰减十分严重。因此,选择合适的滤波范围,可以降低噪声对裂纹信号的影响,同时提高 SOM 算法分类的准确性。

据文献报道,该型飞机裂纹的中心频率主要集中在 175 kHz 左右<sup>[12]</sup>,因此滤波方案选择为小波包 7 层分解,并对其 4,5,6 层进行重构,最后实现了 117~234 kHz 带通滤波的效果。如图 2 所示,小波包重构滤掉了原始信号中的低频信号(幅值往往较大),使得滤波后的信号更加简洁。经比较,使用滤波后的数据,SOM 算法的分类结果稳定性更高、结果更可靠。



(a) 原始信号



(b) 重构信号

图 2 小波包降噪处理

## 3 SOM 神经网络模式识别方法

SOM 神经网络是 1981 年芬兰学者 Kohonen 提出的一种竞争式神经网络,能在学习过程中无监督地进行自组织学习,其网络结构如图 3 所示<sup>[13-14]</sup>。

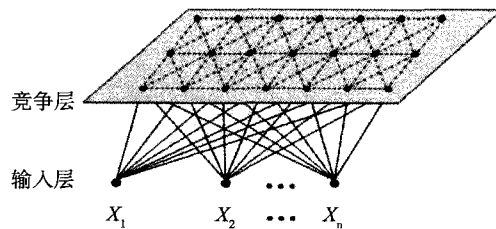


图 3 SOM 神经网络结构图

SOM 神经网络又称“无导师”神经网络,它与常用的“有导师”方法的最大区别在于,能根据其学习规则,对输入模式进行自动分类,即在无教师示教的情况下,通过对输入模式的反复学习,捕捉各个输入模式中所含的模式特征,并对其进行自组织,在竞争层将分类结果表现出来。

基于 SOM 神经网络自动分类这一特点,如果提取飞机疲劳试验初期的信号(称之为纯噪声集合 A)与发现裂纹后某一段时间内的所有声发射信号(称之为裂纹集合 B),如图 4 所示,那么 A 和 B 有如下特点:

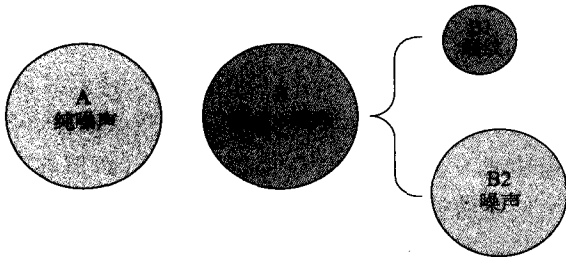


图 4 裂纹集合 A 与纯噪声集合 B

(1) A 为噪声集合 A 中只含有噪声信号;考虑到噪声的多样性与随机性,A 中可能含有与裂纹信号类似的噪声信号。

(2) B 为裂纹集合 B 中一定含有裂纹信号;B 中同时含有噪声信号。

那么,将 A 与 B 随机混合后,在理想的情况下,SOM 算法有能力将特征相似的信号自动归为一类,分类的次数可以通过程序实现,如图 5 所示(以分两类为例)。

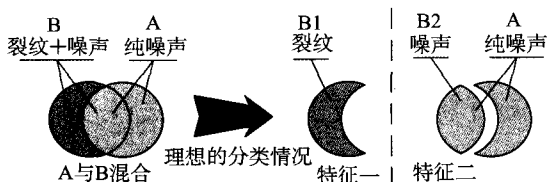


图 5 SOM 理想的分类情况(分两类)

但是由于 SOM 算法只能对信号分类,并不能真正辨别裂纹信号,因此,要对分类的结果加以判断,还需要某些判据的支持:

- (1) 判据一 某分类结果中,全部信号都来自于 B 集合,则认定其为潜在的裂纹样本 C。
- (2) 判据二 某分类结果中,只要有信号来自于 A 集合,则认定其为噪声样本 D。
- (3) 判据三 为了防止误判,认定含有 B 信号大于某一比例的(如 80%),同样作为潜在的裂纹样本 C。

## 4 声发射信号分类结果及特征分析

### 4.1 SOM 网络训练与分类结果

SOM 网络的构建通过 newsom() 函数的调用来实现,其中,竞争层神经元的个数设置为  $6 \times 8 =$

40 个,其余均为默认值。随机选取初期的 2 454 个波形信号作为噪声集合 A,连续选取最早发现某一裂纹时的 4 416 个波形信号作为裂纹集合 B。将 A 和 B 随机混合后,作为网络的输入,循环训练 100 次,得到分类结果如表 1 所示。

表 1 SOM 分类结果统计

| 分 类 | 总 数量  | 来自于 A<br>(纯噪声) | 来自于 B<br>(裂纹+噪声) | B/<br>(A+B) |
|-----|-------|----------------|------------------|-------------|
| 1*  | 1 344 | 1              | 1 343            | 99.92%      |
| 2   | 581   | 492            | 89               |             |
| 3   | 269   | 174            | 95               |             |
| 4*  | 1 237 | 9              | 1 228            | 99.27%      |
| 5*  | 373   | 73             | 300              | 80.42%      |
| 6   | 198   | 44             | 154              |             |
| 7   | 1 086 | 812            | 274              |             |
| 8*  | 109   | 1              | 108              | 99.08%      |
| 9   | 227   | 219            | 8                |             |
| 10  | 1 181 | 568            | 613              |             |
| 11* | 10    | 0              | 10               | 100%        |
| 12  | 245   | 51             | 194              |             |
| 13  | 10    | 10             | 0                |             |

可见,第 1,4,5,8,11 类中,含有裂纹集合 B 中信号的比例较高,可作为潜在的裂纹样本 c1,c4,c5,c8,c11,进行频谱特征分析。

### 4.2 潜在裂纹样本的频谱特征分析

经频谱分析发现,5 个潜在裂纹样本中,只有 c5 样本的频谱图有明显的峰值,且规律性地出现在 0~20 kHz,20~120 kHz,120~240 kHz 范围内,分别称之为第一、二、三峰值,如图 6 所示。进一步统计分析发现,这三个峰值存在如下规律。

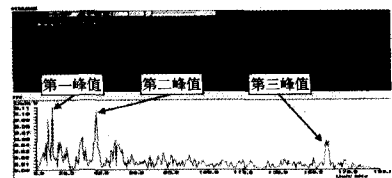


图 6 三个峰值的提取

#### 4.2.1 峰值能量

该组波形(300 个)在频谱图上有三个明显的峰值(图 7 中箭头所指),其判断依据为:该峰值的能量远大于其频段内的平均能量。据统计,其比值的平均值分别为 4.5,4.6 和 5.3。

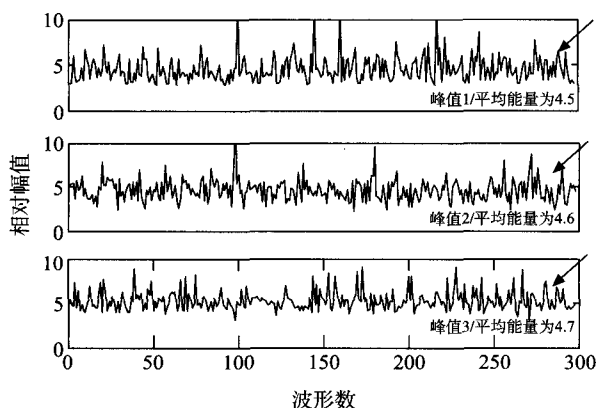


图7 峰值能量与平均能量之比(300个波形)

#### 4.2.2 峰值频率

进一步统计发现,三个峰值出现的位置(图8中箭头所指)相对固定,其频率的均值分别为13.4, 46.2, 168.5 kHz。其中,第三峰值出现在168.5 kHz左右,已具有明显的裂纹特征,且与之前的试验数据(175.8 kHz)相接近<sup>[12]</sup>。

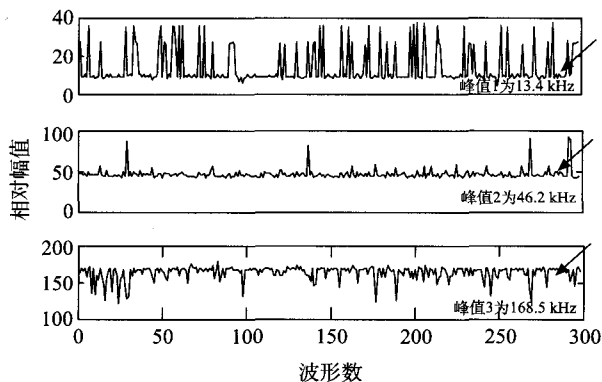


图8 峰值的频率分布(300个波形)

#### 4.2.3 三个峰值能量之比

频谱分析发现,该组波形(300个)中,其三个峰值均为同时出现,这与其它波形有明显的区别。因此,可以认为,这三个峰值的能量之比,是该组波形区别于其它波形的重要依据。据统计,其比值的均值分别为0.26, 0.49和0.53(如图9箭头所指)。

#### 4.3 三个峰值产生的原因

在大载荷作用下产生的AE信号,往往会伴随着噪声信号,例如碰撞、机械摩擦。因此所采集到的所谓的裂纹信号,实际上是纯裂纹信号与噪声信号的叠加,它既有裂纹信号的特征,又有噪声信号的特征,反映在频域波形上,表现为既有裂纹峰值,又有噪声峰值。

根据 Kaiser 效应,同一裂纹要再一次产生 AE

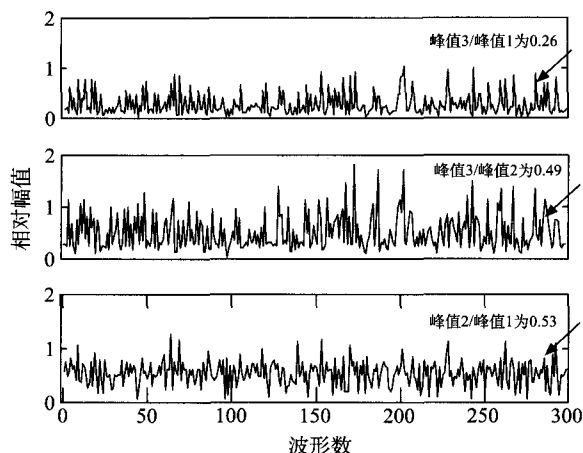


图9 峰值能量之比(300个波形)

信号,所受的载荷应该比上一次要大,即裂纹的AE信号,往往是伴随着较大的载荷而产生的。而载荷越大,意味着低频的机械噪声同样越大,这就导致了第一、二峰值的产生。第一、二峰值的频段范围分别是0~20 kHz和20~120 kHz,它可能是引起裂纹产生的大载荷,与飞机的某些结构件,相互摩擦,产生的特定频率的AE摩擦信号。在样本c5的300个波形中,第三峰值伴随着第一、二峰值同时出现,这也许能解释为:大的载荷,不仅能产生特定频率的裂纹信号(168.5 kHz),还能在低频部分,产生比较容易识别的、频率比较集中的、可能是由摩擦引起的噪声信号(13.4, 46.2 kHz)。因此,第三峰值与第一、第二峰值的能量之比,也可以认为是识别裂纹信号的一个重要特征。该比值,也可以解释为背景噪声中,裂纹信号的能量所占的比例。

## 5 结论

(1) 通过合理地选择数据样本以及某些判据的支持,利用SOM神经网络的特点,可以从大量的波形信号中提取出想要的裂纹信号,且经频谱分析证实,该方法是可行的。

(2) 利用小波包分解与重构技术对声发射的原始波形信号进行降噪处理,可以使SOM算法的分类结果更加可靠。

(3) 利用SOM算法对波形数据进行分类,需要一定的计算时间,无法达到实时监测的要求。

(4) 疲劳裂纹的波形信号特征(如三个峰值的频率、能量、比值等)可以成为识别裂纹的重要依据。

(5) 随着试验的进展,如能对疲劳裂纹的波形信号特征进行深入分析,可以开发出专用的声发射

(下转第66页)

### 3 在役检测

三峡排沙管运行四年后进行在役检测,在过流面(不锈钢面)进行,易出现裂纹处为检测重点。磁粉检测法不适合,主要是因为4 mm厚复合层(奥氏体不锈钢),在做磁粉检测时会出现大量的伪缺陷磁痕显示,影响判断。可以采用渗透检测和超声波检测,重点抽查裂纹经常出现的“T”字头附近。超声波检测采用本文中使用的探头。超声波在过流面检测时,当发现有缺陷波形(即使位于I区以下),也应当引起足够重视,很有可能是延迟裂纹。通过在役检测现场2处返修,证实超声波发现的“T”字头附近的回波是裂纹缺陷。所以在役检测复合钢板焊缝时应该提高检测灵敏度,出现符合标准要求的缺陷回波也应当注意,因为复合钢板焊缝容易出现裂纹,以及检测时裂纹的回波特点决定的。

经过大量的实践证明,横向焊接特别容易出现横向裂纹,其他位置焊接的焊缝中有横向裂纹也有纵向裂纹出现,而且裂纹常出现在“T”字头附近。用超声波检测时却不易发现甚至不能发现,用射线检测法可以降低裂纹漏检率。在役检测过程应当重

(上接第7页)

系统,这有望实现飞机疲劳试验的声发射实时监测。

#### 参考文献:

- [1] Scala C M, et al. The Development of AE for Structural Integrity Monitoring of Aircraft [Z]. AD-A196364, Dec, 1976.
- [2] Pokorski J R, Fisher B R. Fatigue Damage Sensing Using Acoustic Emission[Z]. AD-A243803, Sept, 1991.
- [3] 耿荣生,景鹏,雷洪. 声发射检测与飞机疲劳试验定寿[C]. 第八届全国声发射学术研讨会论文集. 上海:中国机械工程学会无损检测分会声发射委员会, 1999.
- [4] 耿荣生. 飞机主结构日历损伤的声发射监测[C]. 第八届全国无损检测大会暨国际无损检测技术研讨会论文集. 苏州:中国机械工程学会无损检测分会声发射委员会, 2003.
- [5] 吴克勤,耿荣生,谢里阳,等. 某型飞机水平尾翼疲劳试验的声发射实时监测[J]. 东北大学学报(自然科学版), 2007, 28(8): 1167-1170.
- [6] 冯剑飞,耿荣生,邬冠华,等. 机体飞行载荷疲劳试验中的声发射特性分析[J]. 机械工程学报, 2010, 46(8): 6.
- [7] 王丙阳,耿荣生,邬冠华. 声发射技术在飞机主起落架疲劳试验中的应用[J]. 无损检测, 2011, 33(4): 22.

点抽检“T”字头附近,对超声波在制造、安装和在役检测时发现的缺陷回波应当慎重对待。

### 4 结论

三峡排沙管复合钢板焊缝在制造、安装过程中,超声波检测应适当提高探伤灵敏度。需要仔细辨别发现的缺陷回波,同时应当增加射线检测量,底片重点覆盖“T”字头附近,返修过的焊缝部位应进行射线检测,以降低危险缺陷存在。在役检测时采用渗透检测和超声波检测方法,应当重点抽检“T”字头附近。超声波检测应适当提高超声波的探伤灵敏度,即使发现较低的缺陷回波也应当慎重对待。

#### 参考文献:

- [1] 全国锅炉压力容器无损检测人员资格考核考委会组编. 超声波探伤[M]. 北京:劳动人事出版社, 1989.
- [2] 赵品,谢辅洲,孙文山,等. 材料科学基础[M]. 哈尔滨:哈尔滨工业出版社, 1999.
- [3] 陈全德,张建勋,杨秉俭. 材料成型工程[M]. 西安:西安交通大学出版社, 2000.
- [4] 胡天明. 超声波探伤[M]. 武汉:武汉测绘科技大学出版社, 1994.
- [8] 刘时风,耿荣生. 飞机疲劳试验声发射裂纹监测分析[C]. 中国第十一届声发射研讨会. 杭州:中国机械工程学会无损检测分会声发射委员会, 2006.
- [9] 耿荣生,沈功田,刘时风. 基于波形分析的声发射信号处理技术[J]. 无损检测, 2002, 24(6): 257-261.
- [10] 沈功田,段庆儒,周裕峰,等. 压力容器声发射信号人工神经网络模式识别方法的研究[J]. 无损检测, 2001, 23(4): 144-149.
- [11] 罗积军,侯素霞,徐军,等. 基于神经网络的声发射信号识别技术研究[J]. 仪器仪表学报, 2007, 28(4): 678-680.
- [12] 王新建,吴克勤,王本志,等. 声发射在某型飞机水平尾翼半轴状态监控中的应用[J]. 中国第十一届声发射研讨会, 2006, 7: 90-96.
- [13] LEE S H, LEE D. In-process monitoring of drilling burr formation using acoustic emission and a wavelet-based artificial neural network[J]. International Journal of Production Research, 2008, 46(17): 4871-4888.
- [14] Oliveira R de, Marques A T. Health monitoring of FRP using acoustic emission and artificial neural networks[J]. Computers and Structures, 2008, 86(3/5): 367-373.