

基于 SVM 的碳纤维/环氧复合材料 声发射源识别

李冬如¹, 丁 鹏², 卢 超³

(1. 广东省特种设备检测研究院惠州检测院, 惠州 516003; 2. 水利部产品质量标准研究所, 杭州 310012; 3. 南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室, 南昌 330063)

摘 要:对单丝碳纤维/环氧树脂复合材料的试样以及碳布/环氧树脂试样拉伸, 对其拉伸过程中产生的声发射源信号利用声发射波形参数作为不同神经网络的输入对其进行模式识别, 发现 SVM 神经网络比 BP 神经网络在对声发射源信号进行模式识别时具有更高的预测准确率。在增加 SVM 网络训练集时, SVM 网络的预测准确率有较大的提高。利用声发射波形参数与 SVM 对碳/环氧树脂复合材料进行模式识别得到较好的效果。

关键词:声发射; 复合材料; 支持向量机; 模式识别中

中图分类号: TB33

文献标志码: A

文章编号: 1000-6656(2014)06-0006-03

Classification of AE Sources of Carbon/Epoxy Composite Based on SVM

LI Dong-ru¹, DING Peng², LU Chao³

(1. Guangdong Special Equipment Inspection Research Huizhou Testing Institute, Huizhou, 516003, China;
2. Institute of Product Quality Standards, Ministry of Water Resources, Hangzhou 310012, China;
3. Key Lab of Nondestructive Testing, Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: Carbon/epoxy specimens were made and stretched to fracture. In the process, acoustic emission signals were collected and the AE signal parameters were set as the input parameters of the neural network. It is more exact to use SVM network to recognize the different acoustic emission sources than to use the BP neural network. And also, the accuracy of the SVM increases when the number of the training set increases. It is proved that use AE signal parameters and SVM network can recognize the acoustic emission source pattern well.

Keywords: Acoustic emission; Compound material; Support vector machine(SVM); Pattern recognition

碳纤维增强树脂基复合材料是一种先进复合材料, 因为强度高、密度小、耐腐蚀、耐高温等优良的品质在航空、建筑、医疗等领域得到越来越广泛的应用^[1]。但因该复合材料价格较为昂贵, 因此在检测过程中及时发现与预防材料中的缺陷能够有效降低成本以及减少损失。而在声发射源识别方面, 选择合适的神经网络模式, 可以有效对声发射信号进行识别, 预防损害性缺陷造成的损失。支持向量机(Support vector machine,

SVM)是一种通用前馈神经网络, 可用于解决模式分类^[2]。

1 理论基础

1.1 声发射理论

声发射是材料局部因能量快速释放而发出瞬态应力波的现象, 应力波向外传播形成声发射信号, 通常称为声发射(Acoustic Emission, AE)^[3-4]。产生声发射的部位称为声发射源, 源的特性通常通过声发射信号辨识, 常用的声发射波形参数如图 1 所示。

如图 1 所示, 声发射信号波形参数可以用幅值、计数、上升时间、持续时间等表示。其中幅值是指声

收稿日期: 2014-02-20

作者简介: 李冬如(1977—), 男, 工程师, 主要从事特种设备无损检测工作。

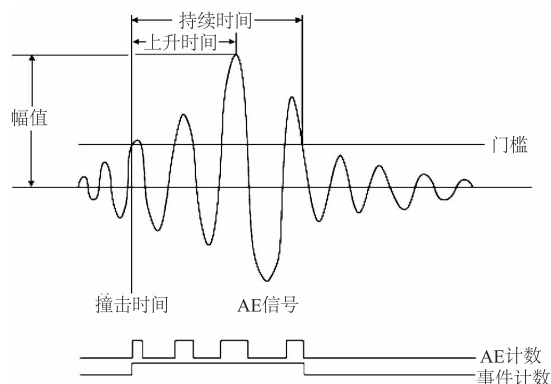


图1 声发射信号波形参数

发射信号的最大振幅值;计数是指声发射信号波形超过阈值值的个数;上升时间是指声发射信号波形首次超过阈值至达到幅值时所用的时间,而持续时间是声发射信号波形首次超过阈值至最终降到阈值以下时所经历的时间;事件是指材料的一次局部变化。如图1所示,声发射信号首次超过阈值至最终降到阈值以下时所形成的检波矩形脉冲;能量是指声发射信号波形包络下的面积^[5]。

1.2 支持向量机

支持向量机(SVM)神经网络是由 Vapnik 首先提出的基于学习理论构建的一种典型神经网络^[6-7]。其学习算法如下:

(1) 通过非线性变换 Φ 将输入向量映射到高维特征空间。

(2) 在约束条件 $\sum_{p=1}^p \alpha_p d^p = 0, 0 \leq \alpha_p \leq C$ (或 $\alpha_p \geq 0$), $p=1, 2, \dots, p$ 下求解,使目标函数

$$Q(a) = \sum_{p=1}^p \alpha_p - \frac{1}{2} \sum_{p=1}^p \sum_{j=1}^p \alpha_p \alpha_j d^p d^j \Phi^T(X^p) \Phi(X^j)$$

最大的拉格朗日系数 α_{0p} 。

(3) 计算最优权值

$$W_0 = \sum_{p=1}^p \alpha_{0p} d^p \Phi(X^p)。$$

(4) 对于待分类模式 X , 计算分类判别函数

$$f(X) = \text{sgn} \left[\sum_{p=1}^p \alpha_{0p} d^p \Phi^T(X^p) \Phi(X) + b_0 \right]$$

根据 $f(X)$ 为 1 或者 -1, 决定 X 的类别归属^[8-9]。

2 S 信号采集

分别制作束纤维的环氧树脂试样和 1、5、9 束纤维的单丝试样以及平纹碳纤维布/环氧树脂试样,将单丝碳纤维/环氧树脂试样以及碳布/环氧树脂复合

材料试样用电子试验机以 2 mm/min 的速率拉伸至断裂,在拉伸过程中用 PCI-2 声发射系统采集声发射信号。其中声发射前置放大器设置为 20 dB,模拟滤波范围设置为 20 kHz~3 MHz。基于环境噪声以及所采集到信号数量方面的考虑,将噪声阈值设置为 30 dB,根据试验推荐参数将峰值定义时间(PDT)设置为 50 μs ,撞击定义时间(HDT)设置为 100 μs ,撞击闸锁时间(HLT)设置为 300 μs 。试样尺寸如图2所示。

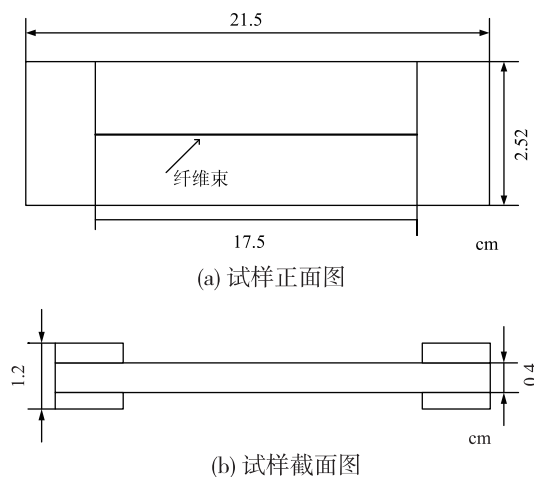


图2 碳纤维环氧树脂试样尺寸图

3 试验结果

通过对不同试样以及碳布/环氧树脂试样拉伸过程中采集到的声发射信号进行对比以及频谱分析后,分别确定出基体开裂信号、层间断裂信号以及纤维断裂信号三种信号类型。对三类信号类型的声发射参数分析发现,基体开裂信号上升时间、持续时间较短,能量以及幅值较低,层间开裂信号的上升时间、持续时间较长,能量、幅值都较高,而纤维断裂信号上升时间、持续时间较短,能量、幅值较高。对各类信号分别以上升时间、计数、能量、持续时间、幅值作为神经网络的输入进行神经网络预测,每类试样分别选取 10 组数据作为神经网络训练集,20 组数据作为测试集。各类数据的总和以及均值如表 1 所示。

分别将各类信号的训练集输入到传统的 BP 神经网络和 SVM 网络中训练后,用各类信号的测试集进行结果预测,BP 神经网络预测结果与 SVM 网络预测的结果分别如图 3 和图 4 所示。

将 BP 神经网络与 SVM 网络预测输出对比数据如表 2 所示。

表 1 神经网络训练集数据总和及均值

类型		上升时间/ μs	计数/次	能量/ mV^2	持续时间/ μs	幅值/ dB
基体开裂	训练集	总和	547	165	128	2779
		均值	54.7	16.5	12.8	277.9
	测试集	总和	398	280	126	3 142
		均值	19.9	14	6.3	157.1
层间断裂	训练集	总和	531	621	1 566	9 670
		均值	53.1	62.1	156.6	967
	测试集	总和	7 819	1 705	6 182	23 826
		均值	390.9	85.25	309.1	1 191.3
纤维断裂	训练集	总和	205	2 241	1 154	3 910
		均值	20.5	224.1	115.4	391
	测试集	总和	461	3 772	7 188	7 241
		均值	23.05	188.6	359.4	362.05

表 2 BP 神经网络与 SVM 网络预测数据输出对比结果				
类型	基体开裂	层间断裂	纤维断裂	总准确率
BP 神经网络	准确个数 8 准确率 40%	10 50%	20 100%	63.33%
SVM 神经网络	准确个数 19 准确率 95%	16 80%	15 75%	83.33%

表 3 增加训练集 SVM 网络分类预测结果				
类型	基体开裂	层间断裂	纤维断裂	总准确率
15 组训练	准确个数 14 准确率 93.33%	13 86.67%	15 100%	93.33%
10 组训练	准确个数 19 准确率 95%	16 80%	15 75%	83.33%

从图 3、图 4 以及表 2 中可以发现,相同训练集和测试集时候,用 SVM 网络对声发射源信号进行模式识别时比 BP 神经网络时具有更高的分辨率。在增加训练集个数到 15 组时,得到的分类结果如图 5 所示。

从图 5 中可以看到,增加训练样本后的 SVM 网络预测结果比图 4 的预测结果准确性有较大的提高,对比图 4 与图 5 增加训练集后的预测结果如表

3 所示。

从图 3 可以看出,在使用相同组声发射参数数据用 SVM 网络对声发射源信号进行模式识别时,各类信号用 15 组数据作为训练集,15 组数据作为测试集时,得到的预测分类准确率比用 10 组数据作为训练集,20 组数据作为测试集时的预测分类准确个数或者准确率有很大的提高。

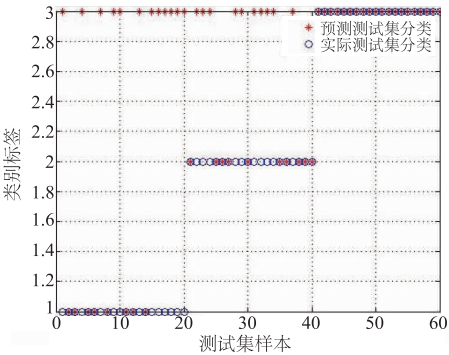


图 3 BP 神经网络预测结果

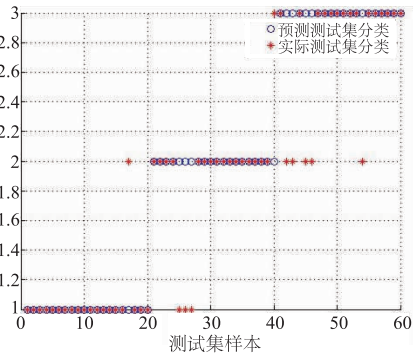


图 4 SVM 网络预测结果

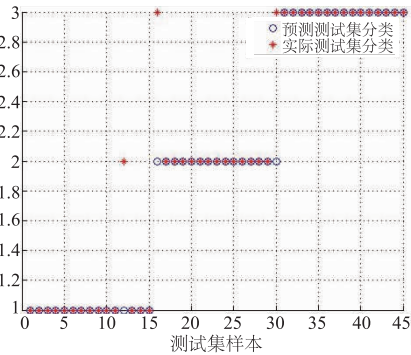


图 5 增加训练样本后的 SVM 网络预测

(下转第 9 页)

第 13 届全国无损检测新技术交流会会议通知(第一轮)

为了介绍无损检测与评价技术的最新发展趋势,加强国内各行业间的交流与合作,共同促进无损检测与评价技术的发展和运用,第 13 届全国无损检测新技术交流会拟于 2014 年 10 月 14—18 日在四川绵阳召开。本次会议由机械工业出版社无损检测分会新技术专业委员会主办,中国工程物理研究院核物理与化学研究所承办,具体会议地点另行通知。现面向各界无损检测与评价技术领域相关人员征集相关论文,欢迎广大科研工作者踊跃投稿。

1 主题报告

特邀国内知名专家作特邀主题报告,初步拟定主题报告包括航空发动机及核工业对无损检测技术的需求、中子无损检测技术特点与应用。

2 论文内容征集范围

征文范围包括但不限于以下内容:

- (1) 无损检测新技术的研究与应用;
- (2) 无损检测设备的开发与应用;
- (3) 常规无损检测技术的新发展与新应用;
- (4) 无损检测新技术的标准化;

(5) 无损检测新技术相关的人员培训与认证。

3 论文征集进度要求

摘要截止日期:2014 年 6 月 15 日。

论文截止日期:2014 年 8 月 15 日。

摘要和论文提交信箱:nndthit@163.com。

格式要求:摘要和论文格式参照模板。

会议将评选优秀论文推荐到《核科学技术与应用》(中国工程物理研究院核物理与化学研究所所刊)、《无损检测》杂志上发表。

4 会议联络

联系人:唐科(15386648607/0816-2494238)

姚健(13980125994/0816-2492849)

陈祎(13408160930/0816-2492849)

传真:0816-2484280

通信地址:四川省绵阳市 919 信箱 211 分箱

地址:四川省绵阳市游仙区绵山路 64 号

邮编:621900

(中国无损检测学会;中国工程物理研究院;
新技术专业委员会;核物理与化学研究所)

(上接第 8 页)

4 结论

(1) 声发射参数作为神经网络输入来说对声发射源信号进行模式识别可以得到较好地分辨率。

(2) 相同测试条件下,用 SVM 网络对声发射源信号进行模式识别得到的预测分辨率较用 BP 神经网络得到的预测分辨率高。

(3) 在不影响运算速率情况下,适当的提高声发射源信号的训练样本,SVM 网络的预测分辨率将得到较大的提高。

参考文献:

- [1] 王春静,代云霏. 碳纤维复合材料在航空领域的应用[J]. 机电产品开发与创新,2010,23(2):14-15.
- [2] 史峰,王小川,郁磊,等. Matlab 神经网络 30 个案例分析[M]. 北京:北京航空航天大学出版社,2010.
- [3] CHRISTIAN U. GROSSE, MASAYASU O. Acous-

tic emission testing[M]. Berlin Heidelberg: Springer Publications, 2008.

- [4] 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.
- [5] 李孟源,尚振东,蔡海潮,等. 声发射检测及信号处理[M]. 北京:科学出版社,2010.
- [6] CORTES C, VAPNIK V. Support vector network[J]. Machine Learning,1995,20:273-279.
- [7] ZHAO Qun, PRNCIPE J C. Support vector machines for SAR automatic target recognition[J]. IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems,2001,37(2):643-645.
- [8] HAN Li-qun. Recognition of the part of growth of flue-cured tobacco leaves based on support vector machine[C]. //7th World Congress on Intelligent Control and Automation. Chong Qing, China: 2008:3624-3627.
- [9] 施彦,韩力群,廉小亲. 神经网络设计方法与案例分析[M]. 北京:北京邮电出版社,2009.