

# 基于改进 BPNN 复合材料层合板损伤识别

董晓马, 张为公

(东南大学 仪器科学与工程系, 南京 210096)

摘要: 将 B 样条小波展开技术提取的损伤特征值作为改进 BPNN 输入进行学习识别, 识别结果显示该方法能够对复合材料层合板多种损伤进行快速准确的识别。

关键词: 改进 BP 算法; 复合材料; 神经网络; 小波

中图分类号: TB381 文献标识码: A 文章编号: 1005-5053(2005)03-0050-03

复合材料具有高的比强度、比刚度以及性能可设计性, 易于制成复杂的形状; 热膨胀性能好, 抗腐蚀及电磁波透过率高等。作为结构材料, 复合材料比传统材料减重 20% ~ 50%, 在航空航天、舰船、土木以及其它领域获得了日益广泛的应用。但它在服役工作期间, 在拉压、冲击或疲劳等载荷作用下, 极易发生损伤和破坏而导致结构性能严重下降, 因此对它的在线损伤识别与监控显得尤为重要。

人工神经网络是近年发展起来并且得到广泛应用的一种新方法, 特别适合于非线性的损伤监测, 目前国内外已经进行了较为充分的研究: 在 1994 年, A. S. ISLAM 等<sup>[1]</sup>利用 BP 神经网络进行复合材料损伤在线检测。将压电传感器和驱动器埋入复合材料中, 利用动态模型分析的前 5 阶频率来训练人工神经网络, 以此来定位损伤的位置和程度; J. R. H. M 等<sup>[2]</sup>用神经网络技术结合系统识别法来实现复合材料的在线损伤检测, 这种方法可以实现复合材料多种损伤的在线检测; H. LUO 等<sup>[3]</sup>利用 BP 网络来识别复合材料中的脱层和刚度下降损伤; 吴耀军和陶宝琪等<sup>[4]</sup>将小波神经网络引入到复合材料的健康监测中, 利用小波神经网络进行学习和识别, 结果表明这个小波神经网络可以对损伤类型进行智能的分类。

本工作通过将 B 样条小波展开技术对压电传感器的动态响应信号提取的材料损伤特征值作为改

进 BP 神经网络的输入进行学习识别, 并与文献 [4] 结果进行了对比, 结果表明本方法更为有效。

## 1 改进 BP 神经网络原理

标准 BP 网络采用前向多层网络, 网络主要由输入层、隐含层和输出层组成<sup>[5, 6]</sup>。图 1 给出一个三层 BP 网络结构。神经元的作用函数一般选用下述 s 型函数:

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}} \quad (1)$$

神经元的输入和输出值可连续变化, 式中  $x$  为神经元的总输入。

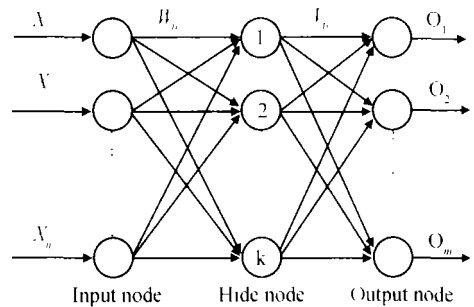


图 1 BP 网络结构

Fig 1 BP network configuration

BP 网络学习是典型的有导师学习, 其学习算法是对简单的  $\delta$  学习规则的推广和发展。在 BP 网络学习过程中, 存在收敛速度慢, 容易收敛到局部最小点。西安交通大学的张永怀博士及刘君华教授对此方法进行了深入的研究的基础上, 建议为避免 BP 算法的上述缺陷, 可采用附加动量法修正权值<sup>[7]</sup>, 并采用自适应参数调节法来缩短训练时间。即修正

收稿日期: 2004-03-19, 修订日期: 2005-03-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (90205031)

作者简介: 董晓马 (1978-), 男, 博士研究生, 主要从事智能测试技术、损伤识别、信号处理方面的研究工作。(E-mail)

ddnark@tom.com ddnark@sina.com

权值时, 不仅考虑误差在梯度上的作用, 且考虑误差曲面上变化趋势的影响, 在正向传播的第一个权值变化上加上一项正比于前次权值变化量的值, 并依反向传播产生新的权值变化, 权值修正公式可以表示为:

$$\Delta w_{ji}(t) = \alpha \Delta w_{ji}(t-1) + (1-\alpha) \eta \delta_j o_i \quad (2)$$

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \Delta w_{ji}(t) \quad (3)$$

$$\delta_j = \begin{cases} f'(net_j)(y_j - o_j) & \text{对于输出单元} \\ f'(net_j) \sum_k \delta_k w_{kj} & \text{对于输出单元} \end{cases} \quad (4)$$

式中  $w_{ij}(t)$  为神经元  $j$  和  $i$  在时刻  $t$  时的权值,  $\Delta w_{ji}(t)$  为时刻  $t$  时的权值变化量,  $\eta$  为网络学习率,  $o_i$  为神经元  $i$  输出,  $\delta_j$  为神经元  $j$  表现出来的误差,  $net_j$  为神经元  $j$  的总输入,  $y_j$  与  $o_j$  分别为输出层神经元  $j$  的目标输出和实际输出。  $\alpha$  为动量因子取值如下:

$$\alpha = \begin{cases} 0 & \text{当 } e(n) < e(n-1)^* \quad 1.05 \\ 0.9 & \text{当 } e(n) > e(n-1) \\ \alpha & \text{其它} \end{cases} \quad (5)$$

$e(n)$  为第  $n$  次输出值与目标值之差。附加动量法的实质是将最后一次权值变化的影响, 通过一个动量因子传递, 动量因子为 0 即为传统 BP 算法, 动量因子为 1, 新的权值增加量设置为最后一次权值增量。

## 2 基于改进 BPNN 损伤识别

### 2.1 损伤特征提取

根据 Riesz 基的定义, 一维信号  $f(x) \in R^2$  由小波基级数展开如下:

$$f(x) = \sum_{j,k \in \mathbb{Z}} C_{jk} 2^{-j/2} \Psi(2^{-j}x - k) \quad (6)$$

式中  $\Psi$  是小波函数,  $C_{jk} = \langle f(x), 2^{-j/2} \hat{\Psi}(2^{-j}x - k) \rangle$ ,  $\hat{\Psi}$  为  $\Psi$  对偶小波。

### 2.2 试验研究

试验<sup>[4]</sup>用相同的材料和工艺制做了九块相同复合材料层合板, 其中三块层与层之间有一定程度脱层损伤, 四块中间有断丝, 其中有两块程度较轻, 另外两块程度较重, 最后两块层合板属于正常无损的。在试件表面相同的位置上贴上压电作动器和压电传感器, 施加频率为 1.8 Hz 的周期方波信号进行激振, 压电传感器接收信号经电荷放大器和调理电路进行处理, 得到输出振动波, 并利用信号在 B 样条小波级数 (这里  $J \in [-2, 2]$ ,  $k \in [-1, 1]$ ) 上展开提取信号特征值如表 1 所示<sup>[4]</sup>。

表 1 特征值  $C_{jk}$  的值

Table 1 Eigenvalue  $C_{jk}$

Eigenvalue	Undamage	Slight fibre-break	Fibre-break	Delamination
$C_{-2,-1}$	4.03	2.76	-1.02	1.36
$C_{-2,0}$	-3.26	5.37	3.83	4.27
$C_{-2,1}$	8.30	-4.25	5.62	1.71
$C_{-1,-1}$	5.47	-3.13	-2.16	-2.83
$C_{-1,0}$	-11.28	-1.89	2.75	1.07
$C_{-1,1}$	-6.52	4.52	5.38	3.62
$C_{0,-1}$	-4.57	9.76	4.61	2.93
$C_{0,0}$	1.28	6.18	-0.37	2.06
$C_{0,1}$	4.82	2.76	-3.59	-3.52
$C_{1,-1}$	7.61	-4.25	-5.42	-1.82
$C_{1,0}$	-3.26	-7.62	3.16	2.68
$C_{1,1}$	-5.82	0.78	4.93	1.34
$C_{2,-1}$	-6.01	-4.54	-2.11	0.72
$C_{2,0}$	9.26	-2.70	-3.20	-2.53
$C_{2,1}$	5.71	-6.54	-1.83	-3.75

本工作以表 1 中数据作为改进 BPNN 的输入, 故选输入层含 15 个节点, 输出层节点数取为 4 分别对应无损、较轻断丝、断丝、脱层这四种复合材料不同损伤类型, 具体数值如表 2。

表 2 网络输出值

Table 2 Network output

Category	$O_1$	$O_2$	$O_3$	$O_4$
Undamage	1	0	0	0
Slight fibre-break	0	1	0	0
Fibre-break	0	0	1	0
Delamination	0	0	0	1

另外隐层节点数的多少非常重要, 会直接影响结果的好坏, 因为没有很好的解析式来表达, 所以数目的选择是一个十分复杂的问题, 隐节点数目太少可能使网络容错性差, 达不到训练要求, 隐节点数目太多又使学习时间过长, 误差也不一定最佳。训练时取节点数 4 6 8 12 15 17 试运行, 最后确定节点数为 15。输入层、输出层节点作用函数取为线性函数, 隐层节点作用函数取为 s 型函数, 网络经过 295 次学习, 其批处理误差就达到 0.01 数量级 (见图 2), 网络学习完后, 将测试的四种类型损伤样本特征值输入网络进行识别, 准确率达到 100%。另外为研究网络输入值在有干扰信号下识别能力, 在材

料损伤特征值中加入了 10% 的白噪声干扰信号作为改进 BP 网络的输入, 网络仍能准确识别出损伤类型, 因此网络容错性较好。

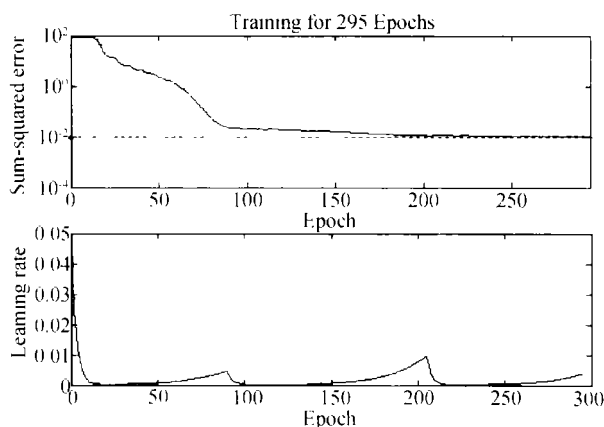


图 2 误差曲线图

Fig 2 Error graph

与文献 [4] 采用小波神经网络方法相比, 文 [4] 中批处理误差为 0.01 时, 网络训练次数达到 4000 次, 在同样识别准确率下, 本工作改进 BPNN 学习次数少得多, 这对于在线实时复合材料层合板损伤监测非常重要。

## 4 结论

神经网络以其良好的非线性映射能力、实时计

算能力和很强的容错性, 在许多领域中得到青睐, 利用神经网络来进行复合材料损伤的主动在线监测, 具有极好的应用前景。本文以小波技术提取的损伤特征值作为改进 BPNN 的输入进行学习及损伤识别, 结果表明该方法能够对复合材料层合板多种损伤进行快速准确的识别。

## 参考文献:

- [1] ISIAM A S, CRALG K C. Damage detection in composite structures using piezoelectric materials [J]. *Smart Materials and Structures*, 1994, (3): 318-328.
- [2] RH M J, LEE SW. A neural network approach for damage detection and identification of structures [J]. *Computational Mechanics*, 1995, (16): 437-443.
- [3] LUO H, HANAGUD S. Dynamic learning rate neural network training and composite structural damage detection [J]. *AAIA Journal*, 1997, (35): 1552-1527.
- [4] 吴耀军, 陶宝琪, 陈进, 等. 小波基特征提取的复合材料损伤检测 [J]. *振动工程学报*, 1998, 11(1): 116-120.
- [5] WEN Jia, ZHAO Jia, LUO SiWei *et al*. The improvements of BP neural network learning algorithm [J]. *Signal Processing Proceedings*, 2000, (3): 1647-1649.
- [6] 蒋宗礼. 人工神经网络导论 [M]. 北京: 高等教育出版社, 2001.
- [7] 张永怀, 刘君华. 采用 BP 神经网络及其改进算法改善传感器特性 [J]. *传感技术学报*, 2002, (3): 185-188.

# Damage Identification of Composite Materials Based on Modified BP Neural Network

DONG Xiao-ma      ZHANG Wei-gong

(Department of Instrument Science and Engineering, Southeast University, 210096, China)

**Abstract** A dynamic approach based on modified BPNN for damage identification of composite materials is proposed. By using wavelet series, the features of signals are extracted and input to modified BPNN for training the network and identifying the damages. The results show that the method can exactly identify the faults.

**Key words** modified BP algorithm; composite material; neural network; wavelet