

压电柔性梁裂缝损伤识别实验^{*}

邱志成, 孟范孔

(华南理工大学机械与汽车工程学院 广州, 510641)

摘要 针对压电柔性悬臂梁裂缝损伤检测与损伤程度识别问题,采用小波包分析和小波神经网络相结合的方法进行裂缝深度识别实验研究。利用小波包频带能量谱构造柔性悬臂梁裂缝损伤指标,即能量比相对变化量的 H_2 范数,并建立压电柔性梁裂缝损伤实验装置。激励柔性梁的振动,记录两路压电传感器采集的振动信号,进行小波包分解并计算损伤指标。将这些损伤指标进行组合,作为小波神经网络的输入特征参数,进行裂缝深度即损伤程度的识别。实验结果表明:能量比相对变化量的 H_2 范数对柔性梁的裂缝损伤敏感,对测试噪声不敏感;采用的小波神经网络可以精确识别柔性梁的裂缝深度。

关键词 压电柔性梁; 裂缝损伤识别; 小波包能量谱; 小波神经网络

中图分类号 TP277; TP183; TH87

引言

柔性结构在航天器和空间机器人中被广泛使用,在服役过程中容易产生振动且持续很长时间,柔性结构振动产生的动应力和动变形会引起结构的疲劳与损伤。损伤的累积将使结构承受正常载荷以及环境作用的能力下降,甚至会导致整个结构的毁坏,引发突发性的灾难事故^[1]。因此,需进行柔性结构的损伤识别研究。

损伤识别通常包括损伤预警、损伤定位、损伤程度评估等层次,利用结构的振动响应建立损伤指标是进行损伤检测与识别的重要方法^[1]。利用结构的动态特性进行损伤检测与识别,首先要对结构的动态响应信号进行采集和处理,小波分析和小波包分析是进行信号分析与处理的有效方法^[2]。神经网络具有模式识别能力,是进行结构损伤特征辨识的重要方法,将小波分析方法和人工神经网络相结合是进行损伤检测与识别的有效方法。

小波分析与神经网络有松散型和紧致型两种结合方式^[3]。松散型结合,即先利用小波分析或小波包分析对结构的振动信号进行预处理,提取出结构损伤识别特征向量并作为人工神经网络的输入向量进行损伤模式识别^[3-5]。Sanz 等^[4]提出将损伤前后

结构振动信号经离散小波变换后的细节变换系数作为自联想记忆神经网络的输入进行故障诊断的方法。Sun 等^[5]提出了基于小波包变换的能量变化率指标,用损伤发生前后小波包频带能量变化量的绝对值之和作为损伤指标,并构建了两个神经网络分类器,用于识别损伤位置和损伤程度。紧致型结合,即用非线性小波函数取代通常的神经元非线性激励函数(如 Sigmoid 函数),把小波变换和神经网络直接结合起来形成的小波神经网络(wavelet neural network,简称 WNN)^[6-7]。胡寿松等^[8]提出一种基于小波神经网络的组合故障模式识别方法,并进行了仿真实验研究。彭鸽等^[9]将小波神经网络用于复合材料结构的损伤状态辨识,证实了小波神经网络能较好地完成损伤模式识别。

笔者对压电柔性悬臂梁裂缝损伤识别问题进行研究,采用小波包分解,构造基于小波包分解能量谱的柔性悬臂梁裂缝损伤检测指标。用小波神经网络识别柔性梁的裂缝深度,并与传统的 BP 神经网络进行比较。

1 基于小波包能量谱的损伤指标

小波分析是一种时频分析方法,能够对信号进行多分辨率分析(multi-resolution analysis,简称

^{*} 国家自然科学基金资助项目(51175181, 60934001);华南理工大学中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2012ZZ0060)

收稿日期:2012-07-11;修改稿收到日期:2012-08-28

MRA),在时频域都具有良好的刻画信号的能力。对信号进行小波变换,每一次都是对信号的低频部分进行分解,对高频部分不再继续分解。而小波包变换每一次分解不仅对信号的低频信号进行分解,同时也对高频部分进行分解,并且这种分解既无冗余,也无疏漏,能对信号进行更好地时频局部化分析^[10]。

结构发生损伤时,结构的动态特性会发生改变,结构损伤将会引起结构动态响应的能量在各个频带内的重新分布^[11],因此可以利用结构动态响应经小波包分解后各个子频带的能量来建立损伤指标。文献[11-12]指出,小波包分解具有损伤放大镜的特性,建立了基于小波包能量谱的损伤预警指标,并对小波包能量谱的损伤敏感性和噪声鲁棒性进行了理论分析和实验验证。

用 $f(t)$ 表示压电片传感器检测的结构振动响应信号,经过小波包分解^[4-5]后可以表示为

$$f(t) = \sum_{j=0}^{2^i-1} f_{i,j}(t) \quad (1)$$

其中: i 为小波包分解层数; j 为节点序号; $f_{i,j}(t)$ 为小波包分解树节点 $[i,j]$ 的小波包分解系数重构后的子信号。

第 j 个子频带信号的能量^[5]可以表示为

$$E_{i,j} = \int |f_{i,j}(t)|^2 dt \quad (2)$$

用小波包能量谱中各子频带能量相对于所有频带能量均值的比值的变化的来构造损伤指标能更敏感地发现损伤^[11]。小波包能量谱中各子频带的能量比 R_k 定义^[12]为

$$R_k = \frac{E_{i,k}}{\sum_{j=0}^{2^i-1} E_{i,j} / 2^i}, (k=0,1,2,\dots,2^i-1) \quad (3)$$

其中: $E_{i,k}$ 和 $E_{i,j}$ 分别为小波包分解层数为 i 时第 k 和第 j 个子频带的能量。

比较结构在完好状态和有损伤状态下的能量比,可以得到能量比的相对变化量(energy ratio relative variation,简称 ERV)为

$$ERV_k = R_{uk} - R_{dk} \quad (4)$$

其中: ERV_k 为第 k 个子频带的能量比相对变化量; R_{uk} 和 R_{dk} 分别为结构在完好状态和有损伤状态下第 k 个子频带的能量比。

基于文献[12]的思想,考虑将能量比相对变化量的 H_2 范数作为损伤指标,可得

$$\|ERV\|_2 = \sqrt{\sum_{k=0}^{2^i-1} ERV_k^2} \quad (5)$$

根据结构的振动响应信号计算得到的指标 $\|ERV\|_2$ 是标量,与向量形式的损伤指标相比可以方便地判断结构的状态,并且 $\|ERV\|_2$ 与能量比偏差指标^[11]相比,计算量减小,节省计算时间。

2 小波神经网络识别方法

小波神经网络是一种以多层前向神经网络拓扑结构为基础,把小波函数作为神经元节点的激活函数,信号前向传播的同时,误差反向传播的神经网络^[6]。由于小波函数具有非常好的时频局部化特性,使得神经网络对信号的逼近能力非常强^[9],因此可用于损伤模式识别。笔者利用小波神经网络实现压电柔性悬臂梁裂缝深度的识别,因此选择三层小波神经网络。网络隐含层神经元的激励函数为 Morlet 小波函数: $\Phi(x) = \cos(1.75x)e^{-x^2/2}$,输出层神经元的激励函数为纯线性函数,其结构如图 1 所示。

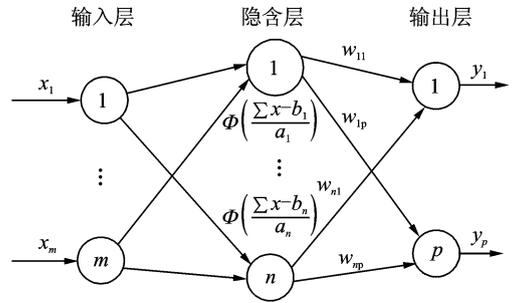


图1 三层小波神经网络结构

对图 1 所示的三层小波神经网络,其输入和输出之间的关系^[8]可以表示为

$$y_k = \sum_{j=1}^n (\omega_{jk} \cdot y_j^H) = \sum_{j=1}^n \left\{ \omega_{jk} \cdot \Phi\left(\frac{x_j^H - b_j}{a_j}\right) \right\} \quad (6)$$

其中: x_j^H, y_j^H 分别为隐含层第 j 个神经元的输入和输出,并且 $x_j^H = \sum_{i=1}^m x_i, x_i (i=1,2,\dots,m)$ 为输入层第 i 个神经元的输入; $y_k (k=1,2,\dots,p)$ 为输出层第 k 个神经元的输出; a_j, b_j 分别为隐含层第 $j (j=1,2,\dots,n)$ 个神经元的尺度因子和平移因子; ω_{jk} 为隐含层第 j 个神经元和输出层第 k 个神经元之间的连接权值。整个网络需要训练的参数有 ω_{jk}, a_j 和 b_j 。

假设需要训练的样本总数为 L 个,定义全部训练样本的均方误差能量^[9]为

$$E = \frac{1}{2L} \sum_{q=1}^L \left(\sum_{k=1}^p e_k^2 \right) = \frac{1}{2L} \sum_{q=1}^L \left(\sum_{k=1}^p (\bar{y}_k - y_k)^2 \right) \quad (7)$$

其中: \bar{y}_k, y_k 分别为输出层第 k 个神经元的期望输出和预测输出; e_k 为预测输出和期望输出之间的误差。

将 E 作为目标函数对网络进行训练,按照梯度下降法修正网络连接权值以及尺度因子和平移因子。记 $I_j = \frac{x_j^H - b_j}{a_j}$, 则各个参数的修正量^[8]为

$$\Delta w_{jk}(t) = \eta_w e_k y_j^H \quad (8)$$

$$\Delta a_j(t) = -\eta_a \frac{x_j^H - b_j}{a_j^2} \Phi'(I_j) \sum_{k=1}^p e_k \cdot w_{jk} \quad (9)$$

$$\Delta b_j(t) = -\eta_b \Phi'(I_j) \sum_{k=1}^p e_k \cdot w_{jk} \quad (10)$$

其中: t 为训练次数; η_w, η_a 和 η_b 分别为 w_{jk}, a_j 和 b_j 的学习率; $\Phi'(I_j)$ 为 Morlet 小波函数的导数,且

$$\Phi'(I_j) = -1.75 \sin(1.75 I_j) e^{-\frac{I_j^2}{2}} - I_j \cos(1.75 I_j) e^{-\frac{I_j^2}{2}}.$$

为了避免网络在训练过程中过渡震荡,采用加入动量项的方法^[9],所以各个训练参数的学习公式为

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) + \Delta w_{jk}(t) + \alpha_w \Delta w_{jk}(t-1) \quad (11)$$

$$a_j(t+1) = a_j(t) + \Delta a_j(t) + \alpha_a \Delta a_j(t-1) \quad (12)$$

$$b_j(t+1) = b_j(t) + \Delta b_j(t) + \alpha_b \Delta b_j(t-1) \quad (13)$$

其中: α_w, α_a 和 α_b 分别为 w_{jk}, a_j 和 b_j 的动量因子。

3 实验

3.1 实验系统描述

图 2 所示为压电柔性悬臂梁裂缝损伤识别系统示意图。柔性梁一端固定在基座上,在梁上距离固定端 140 mm 处有一宽度为 1 mm 的裂缝,裂缝的深度分 6 种情况。柔性悬臂梁的振动特性主要表现为低阶振动模式,因此考虑用低阶模式信息进行裂缝损伤的检测与识别。对于一阶模式和二阶模式,由于根部位置的应变最大,对二阶模式,中间位置的应变较大,所以两路压电片传感器分别粘贴于靠近根部和中间位置处。两路压电片检测柔性梁的振动信号经电荷放大器和 A/D 转换后进入 ARM 处理器,ARM 处理器将采集到的振动信号通过 UART 串口发送至计算机,用于柔性梁振动信号的实时显示和存储。

压电柔性悬臂梁裂缝损伤识别实验装置照片如图 3 所示。柔性梁为环氧树脂材料,其弹性模量为 $E_b = 34.64$ GPa,密度 $\rho_b = 1.865$ kg/m³,柔性梁悬臂部分尺寸为 650 mm × 95 mm × 1.78 mm。压电片尺寸为 50 mm × 15 mm × 1 mm,其弹性模量和

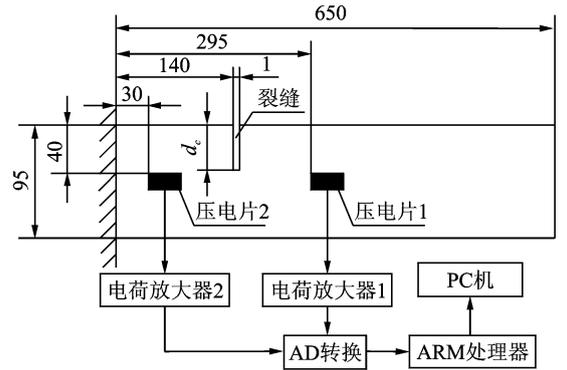


图 2 裂缝损伤压电柔性悬臂梁系统示意图(单位:mm)

压电应变常数分别为 $E_p = 63$ GPa 和 $d_{31} = -166 \times 10^{-12}$ m/V,密度为 $\rho_p = 7.650$ kg/m³。压电片的粘贴位置如图 2 所示。电荷放大器由江苏联能电子有限公司生产,型号为 YE5850。设定电荷放大器 1 (连接中间位置压电片)灵敏度档位 555 pC/Unit,输出档位 1 mV/Unit,设定电荷放大器 2 (连接根部位置压电片)灵敏度档位 310 pC/Unit,输出档位 0.1 mV/Unit。两路信号由 12 位 A/D 转换芯片(型号:AD7862)进行模数转换后进入 ARM 处理器(型号:Mini2440)。

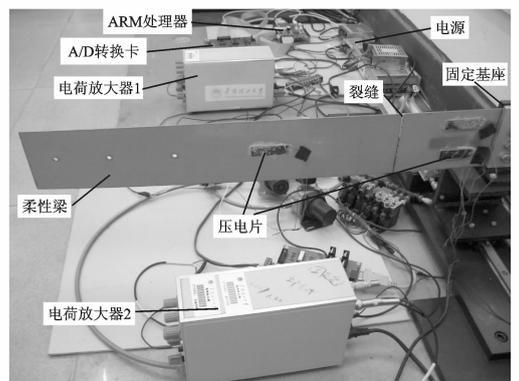


图 3 压电柔性悬臂梁裂缝损伤识别实验装置

3.2 实验测试和指标计算

实验中,振动信号的采样频率为 200 Hz,测试记录 2 048 个点进行分析,即记录时间为 10.24 s。首先,对无裂缝的柔性梁进行振动测试:通过外部施加力,给定自由端一个初始位移,激励柔性梁振动,采集并保存梁的振动响应数据,测试次数为 15 次。然后,在悬臂梁上距离固定端 140 mm 的位置锯一个 10 mm 深的裂缝,测试该状态下柔性梁的振动响应数据,测试次数同样为 15 次。测试完成后,在相同位置再锯 10 mm 深,使裂缝深度为 20 mm,以此类推,使裂缝深度分别为 30,40,50,60 mm。对每一个裂缝深

度,激励方式相同且测试次数均为15次。

图4,5分别为由压电片传感器1、压电片传感器2测试得到的柔性梁无裂缝、裂缝深度为10 mm以及裂缝深度为60 mm状态下的振动信号。可以看出,单纯由振动响应信号难以判断柔性梁是否发生裂缝损伤以及损伤的程度。所以,采用能量比相对变化量的 H_2 范数作为损伤指标。

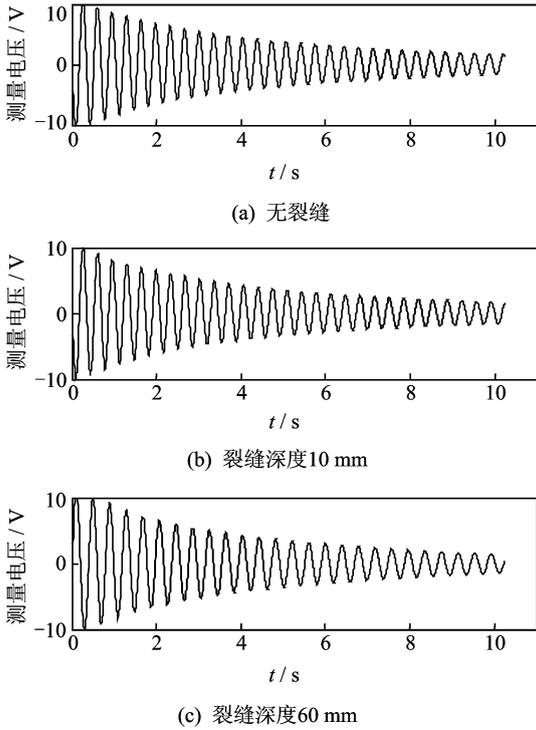


图4 压电片1测试的振动信号

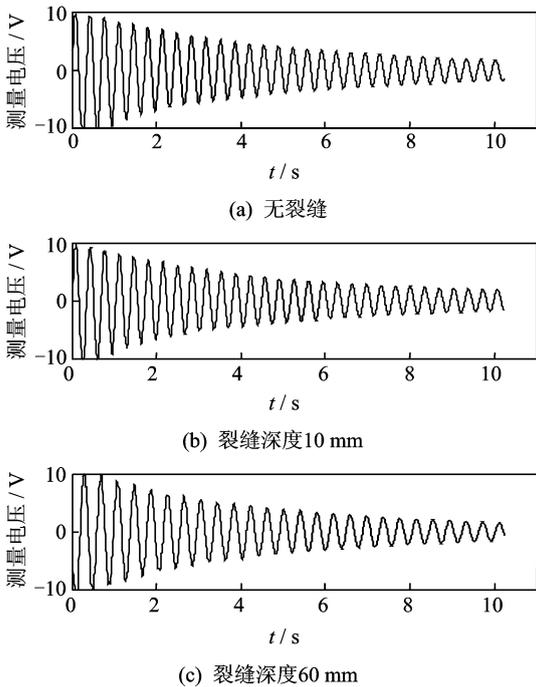


图5 压电片2测试的振动信号

对每一种裂缝状态,用 Symlets8 小波函数分别对测试得到的两路传感器信号进行5层小波包分解,得到32个子频带信号。重构各节点信号并计算相应的子频带能量,按照式(3)计算各特征子频带的能量比。以柔性梁无裂缝状态下15次测试计算得到的各个特征子频带能量比的平均值作为完好状态的基准,分别用由每次测试数据计算得到的特征子频带能量比与之比较,并按照式(5)计算损伤指标 $\|ERV\|_2$ 。

图6,7分别为柔性梁无裂缝状态和6种不同裂缝深度状态下,由压电片传感器1和压电片传感器2测试的振动信号计算得到的损伤指标。可以看出:a. 柔性梁在无裂缝状态和有裂缝损伤状态下的损伤指标 $\|ERV\|_2$ 有明显不同,根据损伤指标的值可以判断柔性梁是否发生裂缝损伤;b. 对于同一个裂缝深度,由15次测试数据计算得到的 $\|ERV\|_2$ 的值变化较小,证明了该指标对测试噪声不敏感,可用于实际结构的损伤检测。

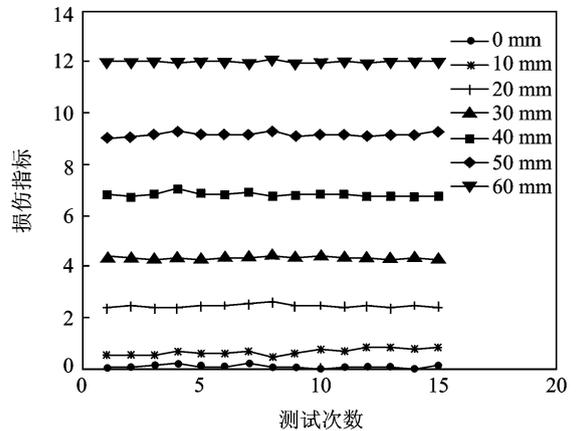


图6 由压电片1信号计算的损伤指标

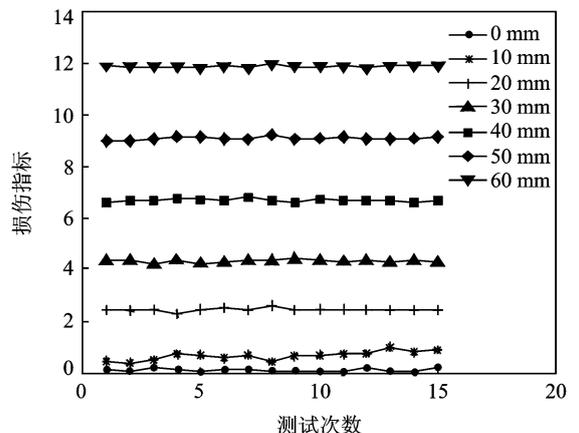


图7 由压电片2信号计算的损伤指标

将每一种工况下15次测试数据计算得到的损伤指标求平均值,损伤指标平均值与裂缝深度的关

系如图 8 所示。可以看出,随着裂缝深度的增大,两路信号计算得到的损伤指标的值都明显变大, $\|ERV\|_2$ 与损伤程度有正相关的关系。实验中,为实时监视柔性梁的振动并考虑对实验数据进行处理方便,通过调整两个电荷放大器的灵敏度档位,使得两个电荷放大器输出电压的幅值较为相近,如图 4、图 5 所示,这样由两路信号计算得到的损伤指标也较为相近。图 9 所示为压电片 1 与压电片 2 测试信号计算得到的损伤指标平均值之差,从中可以看出,两者之差比较小,所以用本文识别方法进行单处裂缝损伤检测与识别时,压电片的粘贴位置对结果影响不大。

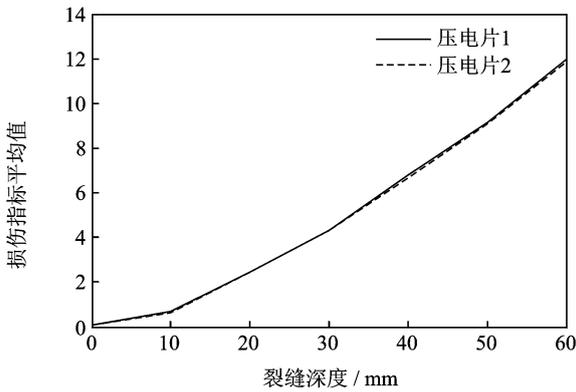


图 8 损伤指标平均值与裂缝深度关系

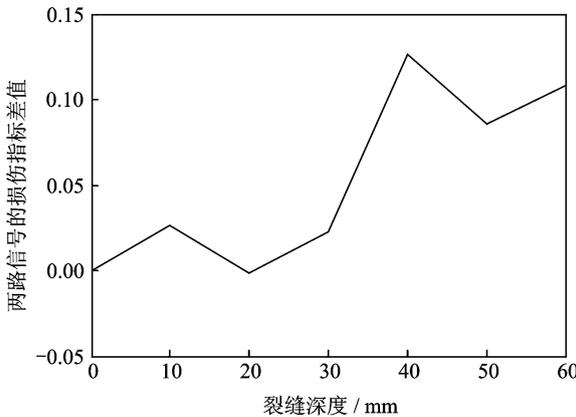


图 9 两路信号损伤指标平均值差值曲线

分别将由压电片 1、压电片 2 的信号计算得到的损伤指标记为 $\|ERV\|_2^R$, $\|ERV\|_2^M$ 。经计算,柔性梁无裂缝状态下 $\|ERV\|_2^R$ 和 $\|ERV\|_2^M$ 的最大值分别为 0.211 0, 0.212 0。当裂缝深度为 10 mm 时, $\|ERV\|_2^R$ 和 $\|ERV\|_2^M$ 的最小值分别为 0.502 4, 0.393 5。设定 $\|ERV\|_2^R$ 的阈值为 0.35, $\|ERV\|_2^M$ 的阈值为 0.30。因此,根据计算得到的损伤指标的值是否大于阈值可以判定是否发生裂缝损伤。

3.3 柔性梁裂缝深度识别

分别用三层小波神经网络(WNN)和三层 BP 神经网络(BPNN)识别柔性梁的裂缝深度。将由两路传感器测试信号计算得到的损伤识别指标组成向量 $[\|ERV\|_2^R \quad \|ERV\|_2^M]$ 作为神经网络的输入特征向量,因此,WNN 和 BPNN 的输入层神经元节点数为 2。输出为柔性梁的裂缝深度,所以网络输出层的节点数为 1。经实验,选择隐含层神经元节点数为 8,因此,两个神经网络的结构为 $2 \times 8 \times 1$ 。损伤模式对应于不同的裂缝深度,因此有 10, 20, 30, 40, 50 和 60 mm 6 类损伤模式,共需要区分 90 个样本。

将网络的输入特征向量归一化处理,按照式(8)~(13)进行 WNN 参数的训练。小波神经网络尺度因子、平移因子、隐含层与输出层间连接权值的随机初始化范围均为 $(-1, 1)$ 。网络尺度因子、平移因子、隐含层与输出层间连接权值的学习率分别为 0.20, 0.05, 0.05。网络尺度因子、平移因子、隐含层与输出层间连接权值的动量因子分别为 0.15, 0.05, 0.05。BP 神经网络学习率为 0.2, 动量因子为 0.1。设定误差性能指标为 1×10^{-6} , 最大训练次数为 10 000。

在全部 90 个样本中,从每一类中选择一个样本作为测试样本,其余样本作为训练样本,用训练好的网络进行柔性梁裂缝深度的识别。小波神经网络和 BP 神经网络的误差收敛曲线如图 10 所示。可以看出,小波神经网络的误差收敛速度要比 BP 神经网络的收敛速度快。

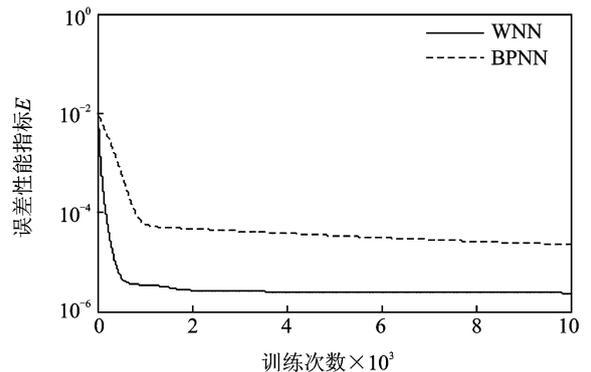


图 10 WNN 和 BPNN 误差收敛曲线

表 1 为部分训练样本的裂缝深度识别结果,表 2 为测试样本的识别结果。由表 1 和表 2 可以看出,小波神经网络对训练样本、测试样本的裂缝深度识别精度要高于传统 BP 神经网络的识别精度,小波神经网络的逼近能力和泛化能力都优于传统的 BP 神经网络。

表1 部分训练样本识别结果

实际值/ mm	WNN/ mm	相对 误差/%	BPNN/ mm	相对 误差/%
10	10.168 6	1.686	11.056 6	10.566
20	20.130 4	0.652	20.634 0	3.17
30	30.228 8	0.762 7	28.815 5	-3.948
40	40.271 4	0.678 5	39.782 1	-0.544 8
50	50.512 7	1.025	49.584 5	-0.831
60	59.829 6	-0.284	60.720 0	1.20

表2 测试样本识别结果

实际值/ mm	WNN/ mm	相对 误差/%	BPNN/ mm	相对 误差/%
10	9.897 0	-1.03	10.698 8	6.988
20	19.966 8	-0.166	19.928 7	-0.356 5
30	29.627 2	-1.242 7	28.697 8	-4.341
40	40.147 4	0.368 5	40.219 3	0.548 2
50	50.127 7	0.255 4	50.117 6	0.235 2
60	60.020 7	-0.034 5	60.307 8	0.513

4 结束语

研究了小波包分析和小波神经网络相结合实现压电柔性悬臂梁裂缝损伤识别的方法。利用小波包分解的分频特性,建立了基于小波包能量谱的损伤检测指标:能量比相对变化量的 H_2 范数。对小波神经网络的原理进行了说明,并进行了柔性梁裂缝损伤检测与裂缝深度识别实验研究。实验结果表明:能量比相对变化量的 H_2 范数对柔性梁的裂缝损伤敏感并且该指标对测试噪声不敏感,可以用于实际结构的损伤检测;小波神经网络能够较好地识别柔性梁的裂缝深度,并且其误差收敛速度和识别精度都优于传统的 BP 神经网络。

参 考 文 献

- [1] 朱宏平,余璟,张俊兵. 结构损伤动力检测与健康监测研究现状与展望[J]. 工程力学, 2011, 28(2): 1-12.
Zhu Hongping, Yu Jing, Zhang Junbing. A summary review and advantages of vibration-based damage identification methods in structural health monitoring[J]. Engineering Mechanics, 2011, 28(2): 1-12. (in Chinese)
- [2] Yan Y J, Cheng L, Wu Z Y, et al. Development in vibration-based structural damage detection technique [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21(5): 2198-2211.
- [3] 王计生,黄惟公,喻俊馨. 小波分析和神经网络技术在故障诊断中的应用[J]. 振动、测试与诊断, 2004, 24(1): 46-49.
Wang Jisheng, Huang Weigong, Yu Junxin. Applica-

tion of wavelet analysis and neural networks to fault diagnosis of structures [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2004, 24(1): 46-49. (in Chinese)

- [4] Sanz J, Perera R, Huerta C. Fault diagnosis of rotating machinery based on auto-associative neural networks and wavelet transforms [J]. Journal of Sound and Vibration, 2007, 302(4-5): 981-999.
- [5] Sun Z, Chang C C, Asce M. Structural damage assessment based on wavelet packet transform [J]. Journal of Structural Engineering, 2002, 128(10): 1354-1361.
- [6] Zhang Qinghua, Benveniste A. Wavelet networks [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1992, 3(6): 889-898.
- [7] Billing S A, Wei Hualiang. A new class of wavelet networks for nonlinear system identification [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2005, 16(4): 862-874.
- [8] 胡寿松,周川,王源. 基于小波神经网络的组合故障模式识别[J]. 自动化学报, 2002, 28(4): 540-543.
Hu Shousong, Zhou Chuan, Wang Yuan. Pattern recognition for composite fault based on wavelet neural networks [J]. Acta Automatica Sinica, 2002, 28(4): 540-543. (in Chinese)
- [9] 彭鸽,袁慎芳. 复合材料结构损伤的小波神经网络辨识研究[J]. 宇航学报, 2005, 26(5): 625-629.
Peng Ge, Yuan Shenfang. Research on using wavelet neural network to recognize damage in composite materials [J]. Journal of Astronautics, 2005, 26(5): 625-629. (in Chinese)
- [10] 孙延奎. 小波分析及其应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2005: 245-259.
- [11] 刘涛,李爱群,丁幼亮,等. 基于小波包能量谱的结构损伤预警方法试验研究[J]. 振动与冲击, 2009, 28(4): 4-11.
Liu Tao, Li Aiqun, Ding Youliang, et al. Experimental study on structural damage alarming method based on wavelet packet energy spectrum [J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(4): 4-11. (in Chinese)
- [12] 李爱群,丁幼亮. 工程结构损伤预警理论及其应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2007: 55-59.



第一作者简介:邱志成,男,1973年10月生,教授、博士生导师。主要研究方向为柔性结构的振动主动控制、机器人控制等。曾发表《基于视觉的柔性结构振动测量及其控制》(《振动、测试与诊断》2012年第32卷第1期)等论文。
E-mail: zhchqiu@scut.edu.cn

