

基于小波变换与神经网络的结构损伤检测

邱 颖¹,任青文¹,叶海靖²

(1.河海大学土木工程学院,江苏 南京 210098;2.博白建筑工程公司南宁分公司,广西 南宁 530003)

摘要 对 BP 网络和小波分析理论做了简要的概述,并给出了其应用于结构损伤检测的方法.将固有频率进行归一化处理,作为神经网络的输入参数进行结构损伤位置的检测,然后利用小波包技术对损伤结构的振动信号进行分解,求出各频带内的能量作为网络输入参数,进行损伤程度的评估.悬臂梁损伤诊断与实际损伤情况比较结果表明,该方法合理、有效,可用于实际结构的损伤检测.

关键词 BP 网络 小波包分析 固有频率 损伤检测

中图分类号 :TU311 文献标识码 :A 文章编号 :1000-1980(2004)03-0295-05

随着重大工程结构(高层建筑、大坝、桥梁、高速公路等)的兴建及旧有结构的老化,需要及时了解结构的健康状况,以便对结构进行安全加固处理,从而避免巨大的经济损失.因此对结构的损伤检测显得尤为重要.目前正在兴起的基于神经网络的结构损伤检测为结构的健康诊断开辟了一条新路径,避免了以往在已知激励和动力响应条件下,求解结构系统参数的反问题中出现的不适定性.提取能够反映结构损伤的特征参数作为神经网络的输入才能保证检测结果的准确性.文献[1]利用结构的频响函数作为神经网络的输入,检测结构的损伤状况.文献[2]利用前 4 阶固有频率和纵第一阶固有频率为特征参数对简支梁裂纹深度和位置进行诊断.文献[3]以结构第一阶振型曲率差值作为网络的输入识别梁的破损状态.近来被誉为分析信号的数学显微镜的小波变换^[4],以其在信号处理方面的强大功能,正被逐步引入到结构损伤检测中.利用小波分析,从振动信号中提取表征结构损伤的特征参数,作为神经网络的训练样本,对结构进行健康诊断.文献[5]以小波函数为激活函数,对一个 5 层框架结构进行健康诊断.文献[6]利用小波包,分析提取桩顶速度时域曲线的时频域特征,输入神经网络,预测诊断桩身缺损程度.文献[7]以某导弹的一级变换放大器的俯仰波道为研究对象,采用小波包,分析得到的能量特征向量,作为故障特征向量进行故障诊断,诊断过程中无需被诊断系统的数学模型,而且诊断准确、效率高.这些工作都有力地推动了小波分析和神经网络在结构损伤检测中的应用.

1 BP 网络基本原理

BP 网络以其结构简单、算法容易实现等优点,被广泛应用于结构损伤检测.以三层 BP 网络为例,网络结构见图 1. x_i ($i = 1, \cdots, n$)为输入参数, y_j ($j = 1, \cdots, m$)为网络的输出,隐含层神经元个数 $l = 1, \cdots, p$. 激活函数采用 Sigmoid 函数,则隐含层和输出层的输出分别为

$$s_l = g\left(\sum_{i=1}^n w_{il}x_i - \theta_l\right)$$
 (1)

$$y_j = g\left(\sum_{l=1}^p w_{lj}s_l - \theta_j\right)$$
 (2)

式中 : w_{il}, w_{lj} ——权重 ; θ_l, θ_j ——权值 ; s_l, y_j ——隐含层和输出层的输出. Q 个样本误差为

$$E = \sum_{q=1}^Q E_q \qquad E_q = \sum_{j=1}^m (\hat{y}_j^{(q)} - y_j^{(q)})^2/2$$
 (3)

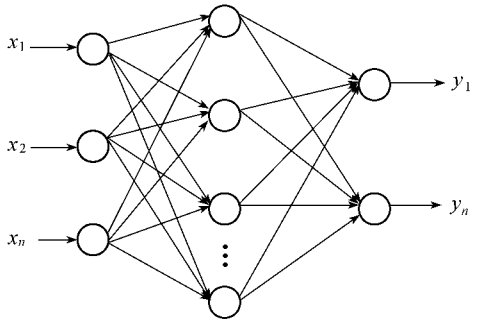


图 1 BP 网络结构
Fig.1 BP neural network structure

式中： $\hat{y}_j$ ——网络期望输出； E_q ——一个样本误差。采用梯度下降法训练网络，不断对权值及域值进行调整，直到误差 E 或训练次数达到要求。

2 小波变换

2.1 小波分析

如果一函数 $\phi(t)$ 满足下列允许条件^[7]：

$$C_{\Psi} = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{|\Psi(\omega)|^2}{\omega} d\omega < \infty \tag{4}$$

式中 $\Psi(\omega)$ 为 $\phi(t)$ 的 Fourier 变换， $\phi(t) \in L^2(R)$ ，称 $\phi(t)$ 为一个基本小波或者母小波。

$$\psi_{a,b}(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \phi\left(\frac{t-b}{a}\right) \tag{5}$$

由基本小波经过平移及尺度伸缩得到， a 为尺度因子， b 为平移因子。对于任意函数 $f(t) \in L^2(R)$ ，其小波变换为

$$W_f(a,b) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \psi^*\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \tag{6}$$

$\psi^*(t)$ 为 $\psi(t)$ 的共轭。其逆变换为

$$f(t) = \frac{1}{C_{\Psi}} \int_R \int_R \frac{1}{a^2} W_f(a,b) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) da db \tag{7}$$

上述变换为函数 $f(t)$ 的连续小波变换，对尺度及平移因子进行离散化即得到离散小波变换。

2.2 小波包分析

把信号 $f(t)$ 所代表的总频带(假设频率已作归一化处理 $0 \sim 1$) 定义为空间 V_0 ，经第一级分解后 V_0 被划分为两个子空间：低频的 $V_1(0 \sim 1/2)$ 与高频的 $W_1(1/2 \sim 1)$ 。经第二级分解 V_1 被划分为：低频的 $V_2(0 \sim 1/4)$ 和 高频的 $W_2(1/4 \sim 1/2)$ ……，可见 $V_{j-1} = V_j \oplus W_j$ 这种空间剖分称为多分辨分析，即只对每层的低频部分进行剖分，如果对高频空间也进行剖分则引出小波包分析。假设小波包分解到第 j 级，则各子空间的基本小波 $u_n^{(j)}(t)$ 由下列方程给出^[7]：

$$\left. \begin{aligned} u_{2n}^{(j)}(t) &= \sqrt{2} \sum_k h_{0k} u_n^{(j)}(2t-k) \\ u_{2n+1}^{(j)}(t) &= \sqrt{2} \sum_k h_{1k} u_n^{(j)}(2t-k) \end{aligned} \right\} \tag{8}$$
$$h_{1k} = (-1)^k h_{0(1-k)}$$

为加深对小波包分析的理解，以三层分解为例，小波包分解树见图 2，其中 X 表示信号， A 代表低频近似部分， D 代表高频细节部分， L 表示对高频分解中的低频部分。可见小波包分析不仅可以对低频部分进行分解，还可以对高频部分进行分解，故小波包分析比多分辨分析更精细。

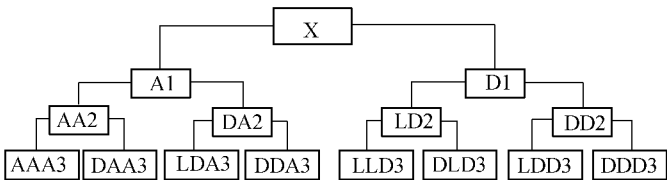


图 2 小波包分析树形结构

Fig.2 Tree structure for wavelet packet analysis

3 数值模拟分析

3.1 方法原理

为验证小波包分析在损伤检测中的作用,以固有频率归一化后的数据作为神经网络的输入对结构进行损伤定位,然后利用小波包分析对加速度信号进行特征抽取,作为 BP 网络的输入参数,对结构的损伤程度进行评估.

固有频率归一化公式为^[8]

$$FFC_i = \frac{f_{ui} - f_{di}}{f_{ui}} \qquad NFCR_i = \frac{FFC_i}{\sum_{j=1}^m FFC_j}$$

(9)

式中 f_{ui}, f_{di} ——结构在健康和损伤状态下的模态固有频率; FFC_i ——第 i 阶固有频率变化比; $NFCR_i$ ——归一后的固有频率变化比,作为网络的输入参数; m ——实测固有频率的阶数.

利用软件 Marc 对不同损伤部位的结构进行动力计算,采用 Newmark- β 法求解动力方程,获取加速度振动曲线.对加速度曲线作三层小波包分析,提取第三层从低频到高频的 8 个频率成分的信号特征,对小波包分解系数进行重构,提取各频带范围的信号,求解各频带信号的总能量.求解公式为

$$E_{3j} = \int |S_{3j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_{jk}|$$

式中 x_{jk} 表示重构信号 S_{3j} 离散点的幅值.由于结构出现损伤时,会对各频带内信号的能量产生较大影响,故可将能量作为元素来构造神经网络的输入参数 $P = [E_{30} \ E_{31} \ E_{32} \ E_{33} \ E_{34} \ E_{35} \ E_{36} \ E_{37}]$.将能量元素归一化处理作为网络的输入参数,进行损伤程度的评估.

3.2 实例分析

根据本文所提供的方法,对一损伤悬臂梁进行损伤定位与损伤程度的评估.悬臂梁长 400 mm,截面尺寸为 30 mm $\times$ 10 mm,弹性模量 $E = 210$ GPa,密度为 7 800 kg/m³,泊松比为 0.3,见图 3,图中单位为 mm.将梁等分为 20 个计算单元,从左到右单元号依次为 1,2, $\cdots$,20.利用 BP 网络对损伤进行定位时,假设第 4 号、第 5 号单元损伤,求得梁在损伤情况下的固有频率,并按公式(9)对其作归一化处理,作为网络的训练样本.完好及损伤悬臂梁的前五阶频率见表 1.例题中损伤单元数为 2 个,故将输出层神经元个数取为 2,BP 网络结构为 5-6-2.当输出为 [1,0] 时表示第 4 号单元受损;当输出为 [0,1] 时表示第 5 号单元受损.以第四号单元弯曲刚度下降 25%,35% 时梁的固有频率为网络的检验样本,网络的输出结果为 [0.9903,0.0100], [0.9960,0.0143],由此诊断出损伤为第 4 号单元.

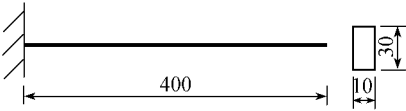


图 3 悬臂梁
Fig.3 Cantilever beam

表 1 损伤情况下悬臂梁前五阶频率

Table 1 First five order frequencies of the damage beam

Hz

损伤位置	弯曲刚度下降率/%	一阶	二阶	三阶	四阶	五阶
无 损 伤		157.2	984.9	2 758	5 404	8 935
4 号单元	10	156.2	984.5	2 756	5 386	8 895
4 号单元	20	154.9	984.0	2 753	5 363	8 847
4 号单元	30	153.4	983.4	2 749	5 335	8 791
4 号单元	40	154.4	982.7	2 745	5 299	8 722
5 号单元	10	156.3	984.9	2 750	5 380	8 915
5 号单元	20	155.3	984.8	2 741	5 350	8 891
5 号单元	30	154.0	984.7	2 729	5 314	8 862
5 号单元	40	152.4	984.6	2 715	5 269	8 828
4 号单元*	25	154.2	983.8	2 751	5 350	8 820
4 号单元*	35	152.5	983.1	2 747	5 318	8 758

注 带 * 的两组数据为神经网络检验样本.

当悬臂梁的损伤单元数为 n 时(例题中 $n \leq 20$),将网络的输出层神经元个数改为 n 即可.
在对梁的损伤定位后,利用小波包分解和 BP 网络对损伤程度进行分析.图 4 给出用于小波包分析的

256个采样点加速度值.假设已检测出损伤位置为第4号单元,现对不同损伤程度下的加速度响应曲线,利用Matlab 工具箱函数进行三层小波包分解,其能量元素见表2.

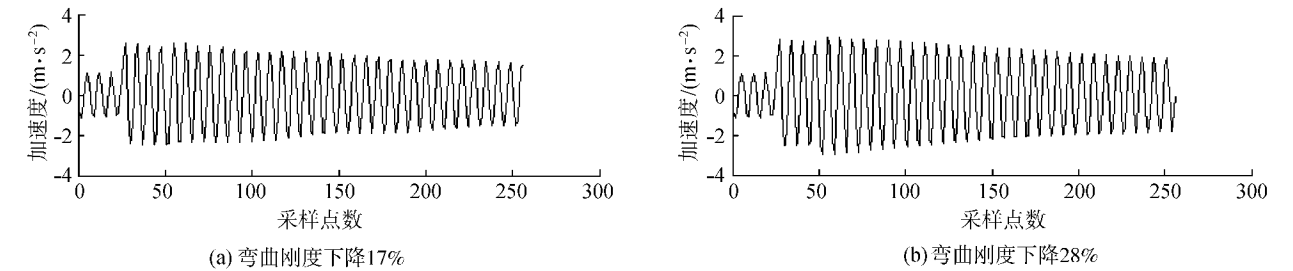


图4 梁加速度响应曲线
Fig.4 Acceleration curves of the cantilever

表2 不同损伤情况下各频带内的信号能量

Table 2 Signal energy in different bands of frequency under different damage conditions								
弯曲刚度下降率/%	E_{20}	E_{31}	E_{32}	E_{33}	E_{34}	E_{35}	E_{36}	E_{37}
10	3.745 1	15.084 7	4.773 5	18.642 2	1.792 4	7.140 0	2.402 3	9.286 2
15	3.938 4	15.906 1	4.900 5	20.074 1	1.897 8	7.683 9	2.521 8	9.720 9
20	4.077 3	17.056 1	5.105 6	21.338 5	2.034 1	8.164 5	2.605 8	10.348 6
25	4.159 6	18.560 2	5.377 8	22.429 4	2.175 9	8.587 6	2.650 6	11.168 8
30	4.340 1	19.793 9	5.506 9	24.181 8	2.233 8	9.282 7	2.742 6	11.776 1
35	4.527 0	21.063 3	5.583 7	26.176 7	2.248 9	10.094 7	2.823 6	12.354 9
40	4.519 6	23.186 4	5.812 1	27.350 0	2.322 8	10.605 1	2.782 5	13.388 7
17*	4.004 7	16.308 7	4.968 1	20.621 1	1.947 9	7.891 4	2.562 3	9.938 1
28*	4.250 1	19.361 3	5.480 8	23.364 9	2.223 9	8.957 3	2.697 1	11.576 5

注 带*号为神经网络检验样本.

为保证网络快速收敛,对表2中的能量数值进行归一化处理,使所有数据落在[0.2,0.8]之间,输出为对应的弯曲刚度下降率,网络结构为8-12-1.改变网络输出层单元数即得到不同单元损伤程度的预测.本文仅以一个单元受损为例,诊断结果见表3,精度满足工程要求.从损伤定位及损伤程度诊断的结果看,检测结果与实际情况相吻合,说明可以将人工神经网络和小波包分解技术应用到实际工程结构的损伤诊断.

4 结 论

- a. 损伤悬臂梁诊断结果表明,以结构的固有频率为特征参数,归一处理后作为BP网络的输入,可以准确地诊断出损伤的位置.
- b. 结构出现损伤时,会对各频带内振动信号的能量产生较大影响,故可利用小波包分析对振动加速度曲线进行分解,获得不同频带内的能量元素,作为BP网络的训练样本,进行损伤程度的评估.从实例看出诊断结果误差很小,能够满足工程要求,故本文所提供的方法可以用于实际结构的损伤检测.

参考文献:

[1] WU X,GHABOUSSI J,GARRETT J H. Use of neural networks in detection of structural damage[J]. Computers and Structures,1992,42(4) 649—659.

[2] 陈长征,罗跃纲,白秉三,等. 结构损伤检测与智能诊断[M]. 北京 科学出版社,2001. 224—226.

[3] 徐宜桂,史铁林,杨叔子. 基于神经网络的结构动力模型修改和破损诊断研究[J]. 振动工程学报,1997,10(1) 3—12.

- [4] 杨福生.小波变换的工程分析与应用[M].北京:科学出版社,2001. i — ii .
- [5] HUNG Shih-Lin, HUANG C S, WEN C M, et al. Nonparametric identification of a building structure from experimental data using wavelet neural network[J]. Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 2003, 18: 356—368.
- [6] 蔡棋瑛,林建华.基于小波分析和神经网络的桩身缺陷诊断[J].振动与冲击, 2002, 21(3): 11—18.
- [7] 胡昌华,张军波,夏军,等.基于 MATLAB 的系统分析与设计——小波分析[M].西安:西安电子科技大学出版社, 2001. 13, 21.
- [8] 姜绍飞.基于神经网络的结构优化与损伤检测[M].北京:科学出版社, 2002. 113.

Structural damage detection based on wavelet transform and neural network

QIU Ying¹, REN Qing-wen¹, YE Hai-jing²

(1. College of Civil Engineering, Hohai Univ., Nanjing 210098, China ;

2. Nanning Corporation, Bobai Construction Group, Nanning 530003, China)

Abstract : A brief introduction is given to the theories of BP network and wavelet transform and methods of their application to detection of structural damage. The normalized natural frequency is taken as the input parameter of the neural network for detection of the location of the structural damage. Then, the wavelet packet technique is adopted to decompose the vibration signal of damage structures, and the energy derived for each frequency band is taken as the input parameter of the network for evaluation of the degree of structural damage. By calculation, the damage diagnosis for cantilever beams is made. The comparison of the calculated result with the reality of structural damage shows that the method is reasonable and effective, and can be applied to actual damage detection of structures.

Key words : BP network ; wavelet analysis ; natural frequency ; damage detection