


钢结构损伤识别中 Db 族小波函数选择

杨晓楠, 唐和生, 陈  薛松涛

(同济大学 结构工程与防灾研究所, 上海 200092)

摘要: 在基于小波分析的结构损伤识别研究中, 小波函数的选择是首先要考虑的问题. 选取了部分 Db(Daubechies I) 族小波函数, 采用小波概率神经网络方法, 对一个 4 层钢框架进行损伤识别研究, 探讨了选择不同 Db 族小波函数对损伤识别结果的影响. 研究发现, 正则性好、消失矩大等特性的小波函数其损伤识别效果最好.

关键词: 钢框架结构; 损伤识别; Db 族小波函数; 小波分析; 神经网络

中图分类号: TU 393; TP 274.2

文献标识码: A

文章编号: 0253-374X(2006)12-1568-05

Selection on Db's Family Wavelet Functions in Steel Structural Damage Identification

YANG Xiaonan, TANG Hesheng, CHEN Rong, XUE Songtao

(Research Institute of Structural Engineering and Disaster Reduction, Tongji University, Shanghai 200092, China)

Abstract: Several Db(Daubechies I) family wavelet functions are chosen in the study of a numerical model on four-story steel frame structure by using wavelet probabilistic neural network methods, and the effect of different wavelet functions on structural damage identification is discussed. This study shows that the wavelet function with good regularity and great vanishing moments is the best one in structural damage identification.

Key words: steel frame structure; damage identification; Db's family wavelet function; wavelet analysis; neural network

小波分析利用一个可以伸缩和平移的可变视窗能够聚焦到信号的细节进行时频域处理, 在时频两域表征信号局部特征的能力强大^[1, 2], 而结构的振动响应信号包含结构的时频特征信息, 可以反映结构的损伤状态; 因此, 近些年来许多学者对小波分析的应用进行了广泛的研究^[3~9]. Hou 等人^[3] 利用小波分析对结构损伤检测问题进行了研究, 利用小波变换对结构的每层加速度反应信号进行分解, 通过观测分解后高频信号波形的突变来判断该层是否发生损伤与损伤发生的时间. 李洪泉等人^[6] 对结构在

振动台实验后的时程响应信号进行小波变换获得结构损伤信息, 通过观测信号在小波分解下的峰值突变判断结构的损伤.

小波变换中的小波函数只需满足一定的条件即可^[2], 它甚至可以没有明确的表达式, 因此小波函数具有不规则性、不惟一性. 不同的小波函数波形差别很大, 其支撑长度与规则性也各不相同. 因此, 对同一个信号选取不同的小波函数进行小波变换, 处理之后所得的结果也会有很大的差别. 在图像处理领域, 如何选择合适的小波函数在国内外已有了初

收稿日期: 2005-04-24

基金项目: 国家杰出青年基金资助项目(59925820)

作者简介: 杨晓楠(1981-), 男, 内蒙古赤峰人, 工学博士. E-mail: ceeyxn@126.com

步的研究^[4-5];但在结构损伤识别领域,由于结构复杂程度不同和各个小波函数的性质差异,其选取很难总结出一种通用的方法,因此目前还未见此类研究报告,通常小波函数也凭经验选取^[1,3,6~8],因此带有很大的盲目性。

小波函数的选择对于小波分析及参数识别具有十分重要的作用,通过分析其性质并结合具体应用来选择合适的小波函数成为一种有效的方法。本文利用小波概率神经网络(WPNN)损伤识别方法,对一个 4 层钢框架基准结构进行损伤识别研究,选取工程上常用的 Db 族小波函数进行比较研究,发现选择具有优良特性的小波函数进行结构损伤识别可以达到较好的识别效果。

1 小波函数的特性和小波分析

1.1 小波函数及其特性

当 $\Psi(t)$ 满足 $\int_R \Psi(t)dt = 0$, 且 $\Psi(t) \in L^2(R)$, R 为实数域,则称 $\Psi(t)$ 为小波函数。其中 $L^2(R)$ 表示为实轴上平方可积函数空间^[2]。衡量 $\Psi(t)$ 特性的一个量是小波尺度 a , 它跟所变换信号的频率有关。Daubechies I 发明了以她名字命名的 Db 族小波函数^[2],从而使离散小波变换更加实用化。Db 族小波函数表达形式多种多样,例如 Db 1 小波函数有一个有限的紧支撑,计算比较简单。而 Db 族其他小波函数没有明确的表达式^[2],计算较复杂。在信号处理领域,小波函数的特性主要从以下几个方面来描述。

1.1.1 正交性

正交性是指用小波函数分析信号时的低频分解(重构)部分与高频分解(重构)部分正交。Db 族小波函数具有正交性^[2],严格的规范正交特性有利于小波分解系数的精确重构。由于实际结构损伤信号各频段是高度相关的,小波函数的规范正交性将导致信号能量的散失,因此对识别结果造成不利影响。

1.1.2 支撑集

一般要求小波是紧支撑集,即小波函数的支撑长度 S_w 足够短。紧支小波函数的重要性在于它在数字信号的离散小波分解过程中可以提供系数有限的滤波器;非紧支小波在实际运算时必须截短应用。由于非紧支小波会使分解信号的能量散失,造成识别误差。所以在损伤识别实际运用中,理论上应该选择具有紧支撑集的小波函数。Db 族小波函数的支撑

长度可变,因此,在应用中不同支撑长度的 Db 族小波函数的分析结果具有一定的差异。

1.1.3 正则性

正则性是函数光滑程度的一种描述,也是函数频域能量集中的一种度量。函数的正则性定义如下:设 $0 < \alpha < 1$,若对于任意 $t, \beta < R$,有

$$|\Psi(t + \beta) - \Psi(t)| < c |\beta|^\alpha \quad (1)$$

则称 $\Psi(t)$ 的正则性阶数为 α 。其中 c 是一个与 t, β 无关的常数。若 $\Psi(t)$ 的 N 阶导数满足上式,且 $r = N + \alpha$,则称 $\Psi(t)$ 的正则性阶数为 r 。显然 $r > N$ (N 为某一正整数),则 $\Psi(t)$ 具有 N 阶连续导数,正则性阶数 r 越大,意味着 $\Psi(t)$ 越光滑,其频域的能量越集中,一般而言信号分解的结果也越好。Db 族小波函数的正则性阶数随着支撑长度的增加而增大。正则性好的小波函数可以使实测信号与小波基的贴近程度大,则小波基能较好地刻画信号的特征,更容易实现结构的损伤信号特征描述,从而达到结构的损伤识别。

1.1.4 消失矩阶数

小波函数 $\Psi(t)$ 称为具有 n 阶消失矩的定义如下^[2]:当小波函数 $\Psi(t)$ 是连续可微、具有紧支撑的实函数时,函数 $f(x) \in L^2(R)$,且 (x, y) 是 R 上的一个区间,令 $0 < \gamma < 1$,对任意 $\epsilon > 0$, $f(x)$ 在区间 $(x + \epsilon, y - \epsilon)$ 上一致于 Lipschitz 指数 γ ,当且仅当存在常数 A ,对 $x \in (x + \epsilon, y - \epsilon)$ 和 $s > 0$,有 $|Wf(s, x)| \leq As^\gamma$,并且仅当对所有的正整数 $k < n$,有 $\int_{-\infty}^{+\infty} x^k \Psi(t)dt = 0$ 。

消失矩表明小波变换后能量的集中程度。在结构损伤识别中,消失矩阶数很大时,小尺度下高频部分分解信号数值小的可以忽略,而噪声主要集中在原始信号的高频区。因此消失矩阶数越大,小波变换的滤噪声能力越强,信号的能量越集中,损伤识别的效果越好。Db 小波函数性能见表 1。

表 1 Db 小波函数的性能

Tab. 1 Characteristics of Db wavelet function

小波函数	正交性	正则指数	支撑长度	消失矩阶数
Db 1	有	0	1	1
Db N	有	约为 $N/5$	$2N - 1$	N

在结构损伤识别中,由于动力响应信号包含大量多频段信息与噪声,因而其信号特征是十分不规则的,选取一个合适的小波函数要综合考虑其特性,才能达到较好的识别结果。综上所述,理论上应该选择正则性指数大、具有紧支撑集、消失矩阶数大等特

性的小波函数,但由于结构损伤识别中的不确定性因素较多,故还要结合实际来选择合适的小波函数.

1.2 小波分析

小波分析中的连续小波变换即是小波函数 $\Psi(t)$ 做位移 τ 后,再在不同尺度 a 下与待分析信号 $f(t)$ 所做内积^[1,2].公式如下:

$$c_{a, \tau} = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) \Psi\left(\frac{t-\tau}{a}\right) dt, a > 0 \quad (2)$$

在应用中常采用 Mallat 快速算法实现小波变换^[1],即将 j 尺度空间的剩余系数 $c_{j, k}$ 经过滤波器系数 $h_0(n), h_1(n)$ 加权求和,就可以得到 $j+1$ 尺度空间的剩余系数 $d_{j+1, k}$ 和小波系数 $c_{j+1, k}$

$$\left. \begin{aligned} d_{j+1, k} &= \sum_m h_0(m-2k) c_{j, m} \\ c_{j+1, k} &= \sum_m h_1(m-2k) c_{j, m} \end{aligned} \right\} \quad (3)$$

小波变换对信号分解的这种完整性使得信号经过小波变换之后,信息量完整,所有成分均得到保留,这为分析信号的能量分布特征提供了条件.

2 小波概率神经网络及损伤识别方法

2.1 小波概率神经网络

传统的概率神经网络(PNN)是将具有 Parzen 窗口估计量的贝叶斯决策放进人工神经网络框架中的^[1,10],基于贝叶斯决策算法来判断检验矢量的类别状态,它可以看作是一个分类器.通过设置对应的训练矢量为权矢量,并将概率密度函数的核密度估计量放到 PNN,不管训练矢量和分类之间具有多么复杂的关系,PNN 能够收敛到贝叶斯分类器.而小波变换能将信号进行多频带划分,同时又不丢失时域信息,根据被分析信号的特征,自适应地选择相应的频段与信号的频谱相匹配,因而它比傅立叶分析更具有实用性.因此,基于小波变换的信号处理功能和传统 PNN 识别的鲁棒性,将小波变换与传统 PNN 结合,可以组成小波概率神经网络(WPNN)来实现土木结构的损伤识别.

WPNN 方法的基本思想是:首先对结构时程响应信号进行小波变换,提取出变换后信号的特征向量(例如能量特征向量),作为传统 PNN 的训练输入向量,PNN 的训练输出为结构的损伤标识;当有新的未知损伤状态的结构时程响应信号经过相同小波变换处理后输入到 PNN 中,则 PNN 能给出结构的损伤状态判断类别.从而可以识别结构的损伤^[9].

由于小波变换能较好地刻画含有噪声的信号特征,而 PNN 的最大特点在于任意精度的函数逼近和较强的模式分类功能,因此二者结合构成的 WPNN 为结构损伤识别提供了一种有效的方法.

2.2 基于能量特征的结构损伤识别算法

本文采取利用小波变换后的信号能量特征向量作为 WPNN 的输入数据.即令原始信号 $f(t)$ 属于小波尺度空间 U ,对信号进行多小波变换后,在任意小波尺度 j 上,对应不同小波尺度子空间 $U_{j, k}$,其中 $U_{j, k} = \text{span}\{c_{j, k}, j \in \mathbf{Z}, k \in \mathbf{Z}\}$,span 表示由参数扩展的空间.分解后的小波尺度子空间能覆盖信号 $f(t)$ 的指定频带宽度.随着小波尺度 j 的增大,对应信号 $f(t)$ 分解后 j 频段的频率是降低的^[1,2].

根据小波分析对信号的时频分辨技术,在任意一个频段上,小波变换均能把信号频谱分量自适应地投影到相应频段的小波尺度子空间上,而且信号信息成分完整无缺,因此原始信号 $f(t)$ 在每一频段上的各个小波尺度子空间投影分量则代表信号 $f(t)$ 在对应时频分辨空间上的时频局域信息.定义多小波分解后 j 频段中信号分布的能量表达式如下:

$$E(j, n) = \sum_{k=0}^n c_{j, k}^2 \quad (4)$$

其中: j 的范围对应小波分解频段域大小, n 为信号时间采样点最大值.因此能量值为小波系数的处理结果,是一个量纲一的值.将这些能量值按小波尺度 j 的顺序排列,就构成了原始信号 $f(t)$ 的能量特征向量 $V(j)$,且

$$V(j) = [E(1, n), E(2, n), \dots, E(j, n)] \quad (5)$$

基于能量特征的结构损伤识别方法流程如图 1.首先建立一个经过实测数据验证过的无损结构

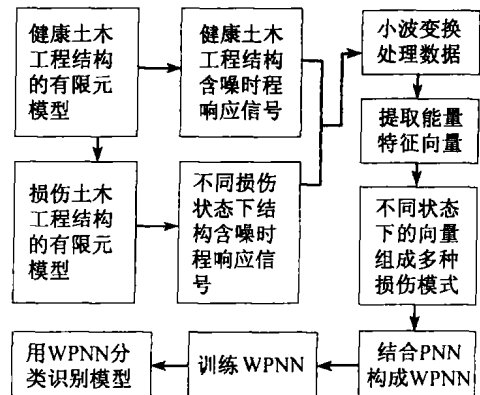


图 1 基于能量特征的 WPNN 结构损伤识别方法示意图

Fig. 1 Methods of structural damage identification based on WPNN of energy features

有限元模型,在此基础上建立不同损伤的有限元模型,计算出不同损伤的结构时程响应信号.通过添加测量噪声,使损伤结构响应信号包含噪声,对信号进行多小波变换,计算出小波能量特征向量作为网络输入数据.将不同结构状态(多种损伤与无损伤状态)下的能量特征向量组成结构的损伤模式,然后将损伤模式数据放入 WPNN 中进行训练乃至检验.该方法通过贝叶斯决策进行推理,使其能够处理不确定、带噪声的测量数据,从而提高了网络的泛化、推理、判别及决策的能力.

3 不同小波函数对损伤识别结果影响

3.1 基准模型的损伤识别实验

笔者对美国土木工程学会(ASCE)提出的基准问题(benchmark problem)进行结构损伤识别^[1,9].实验采用的是一个 12 自由度的 4 层框剪结构模型(图 2,层高 0.9 m,每跨长 1.25 m.该模型除了每层两个方向的水平位移和一个转动分量外,还包括了其他所有的运动分量,该模型只限制板节点具有相同的水平位移和平面内转动.在构件模型中,柱和楼板梁采用 Euler-Bernoulli 梁模型,支撑采用不计刚度的钢筋.激励 w_1, \dots, w_4 采用作用于每层 y 方向的低水平的环境风荷载(高斯白噪声通过一个六阶低通 Butterworth 滤波器切除 100 Hz 以上的波形来模拟, $\ddot{y}_{1a}, \ddot{y}_{2a}, \ddot{y}_{3a}, \ddot{y}_{4a}, \ddot{y}_{1b}, \ddot{y}_{2b}, \ddot{y}_{3b}, \ddot{y}_{4b}$ 分别为模型 y 方向上两侧每层各个加速度传感器的位置).分析信号采取模型第 3 层边柱传感器 \ddot{y}_{3b} 的 20 s 内加速度时程响应,采样间隔为 1 kHz(0.001 s).结构损伤模式的确定是考虑损伤位置的不同而定义成 4 种:去掉每层 y 方向 2 根支撑,同时加上无损伤模式一起构成结构的状态类型集,即 $s=5$.本文采用前述的基于小波能量特征的 WPNN 损伤识别方法.详细损伤检测步骤如下.

3.2 损伤检测步骤

步骤 1: 采集信号 首先将结构的状态类型与 WPNN 的输出向量相对应:即 WPNN 的输出向量 $=\{1(\text{无损伤}), 2(1 \text{ 层损伤——去掉 } y \text{ 方向 2 根支撑}), 3(2 \text{ 层损伤}), 4(3 \text{ 层损伤}), 5(4 \text{ 层损伤})\}$.

针对所出现的每一种状态类型,采集加速度时程响应信号,考虑到环境噪声的不确定性与传感器测量误差,在信号中按下式加入不同水平的随机噪声(噪声水平 n_i 为 0.1%, ..., 50%, 总计 51 种):

$$y_i = y_{oi}(1 + n_i Q) \quad (6)$$

式中: y_i 是噪声污染后的测量加速度响应信号; y_{oi} 是从测量信号中提取的 2 万个信号采样点组成的向量; Q 是均值为 0、偏差为 1 的正态分布随机数; n_i 是损伤噪声程度指标.

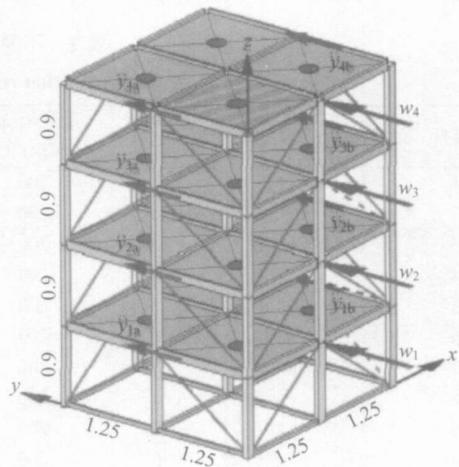


图 2 基准结构的有限元模型(单位: m)

Fig. 2 FEM model of Benchmark(unit: m)

同时每组信号与各自的状态类型相对应,构成不同模式下结构状态观测信号样本集,即 5 种模式总计采集到的 255 组数据.

步骤 2: 信号处理 对样本集中每类模式的加速度时程响应信号选取小波函数进行 20 频段(步长为 5 均分小波尺度域 0 ~ 100)下小波分解^[9],计算其小波系数,然后按式(4), (5)得出小波能量特征向量,且归一化数据,把每类小波能量特征向量构造成 WPNN 输入向量,即 WPNN 的输入层参数是 20 个.每组输入向量对应各自的结构状态类型即是 WPNN 输出向量.在本实验中,每种状态类型选取训练样本数据 11 组,分别是噪声水平在 0.4%, 8%, 12%, 16%, 20%, 24%, 28%, 32%, 36%, 40% 下的小波能量特征向量和相对应的 WPNN 输出向量(结构状态类型).检验样本数据则采用余下的 40 组.

步骤 3: 构建网络 建立基准结构损伤识别的 WPNN 模型.参照 Specht^[10]研究成果,取 $\sigma=0.25$.输入层神经元个数为 20.每一个训练样本作为模式层中一个神经元,则模式层中神经元的数目就是所有损伤序列的样本总数,即 $\sum_{q=1}^s = 11 \times 5 = 55$.求和层中的 5 个神经元指示 5 类结构状态类型.然后将训练样本数据(输入向量、输出向量)放入 WPNN 进行训练,保留训练后的网络.

步骤 4: 检验网络 将检验样本数据中的输入向量输入到训练后的 WPNN, 而网络模型的对应输出即为结构损伤模式状态类型, 从而达到对结构的损伤状态识别。

3.3 小波函数不同对损伤识别结果的影响

选择一个实用的小波函数成为当前研究的难

点, 并且针对不同的研究内容所选择的最佳小波函数也会不尽相同. 本文针对基准框架实验, 对比了由于小波函数的选择不同而对损伤识别结果的影响。

按照以上步骤选取不同的 Db 族小波函数, 用 WPNN 方法对基准结构 4 种损伤和无损伤状态下的样本进行了研究, 识别结果如表 2。

表 2 不同小波函数的 WPNN 识别结果

Tab. 2 Identification result of WPNN of different wavelet function

小波函数	支撑长度	正则性指数	消失矩阶数	检验样本总数/个	每种模式(样本 40)识别正确数目					正确识别率/%
					无损伤	1 层损伤	2 层损伤	3 层损伤	4 层损伤	
Db 1	1	0	1	200	40	34	26	33	28	80.50
Db 2	3	0.4	2	200	40	35	23	36	40	87.00
Db 3	5	0.6	3	200	40	33	29	39	40	90.50
Db 4	7	0.8	4	200	40	30	27	39	40	88.00
Db 5	9	1.0	5	200	40	33	28	39	40	90.00
Db 6	11	1.2	6	200	40	37	27	40	40	92.00
Db 7	13	1.4	7	200	40	36	26	40	38	90.00
Db 8	15	1.6	8	200	40	35	28	40	39	91.00
Db 9	17	1.8	9	200	39	38	31	40	39	93.50
Db 10	19	2.0	10	200	39	39	32	40	40	94.50
Db 20	39	4.0	20	200	39	40	37	40	39	97.50
Db 30	59	6.0	30	200	40	40	40	38	40	99.00
Db 45	89	9.0	45	200	40	40	36	40	40	98.00

由表 2 可见, 随着 Db 族小波函数支撑长度的增加, 结构损伤识别率也呈上升趋势, 并且支撑长度差别越大, 识别率上升越明显. 虽然支撑长度大是 Db 小波函数在识别中的一个弱点, 但消失矩阶数与正则性系数的增大可以弥补这个弱点, 因此结构损伤识别结果仍然会提高。

如图 3 所示, Db 1 小波函数的正则性阶数为 0, 消失矩阶数最少, 支撑长度最短; 因此其识别率最低. 总体上结构损伤识别率随着小波函数的支撑长度、消失矩阶数和正则性指数增加而提高, 而由于受噪声程度的影响, 在 Db 族小波函数支撑长度相差不大时, 损伤识别率会有波动情况出现. 在本研究中, Db 30 小波函数正则性能较好, 消失矩大, 实现损伤识别优于其他函数, 可达到 99%。

4 结论

(1) 基于能量特征的 WPNN 结构损伤识别方法在有噪声情况下可以达到正确识别, 但测量噪声的影响不可忽略。

(2) 在应用 Db 族小波函数进行结构损伤识别时, 随着小波函数支撑长度的增加, 结构损伤识别率

也呈上升趋势; 但由于噪声的影响, 在支撑长度相差不大时, 损伤识别率会有波动情况出现。

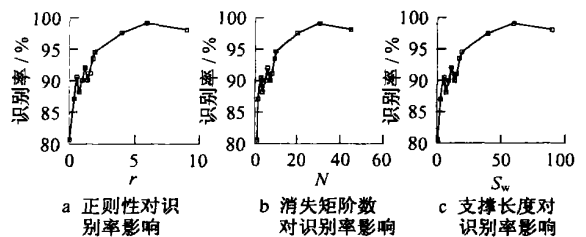


图 3 不同的小波函数性质对损伤识别率的影响

Fig. 3 Different wavelet properties' influence on IR

(3) 小波函数的不同对钢结构损伤识别结果有较大的影响: 在小波函数的正交性、支撑长度、正则性、消失矩阶数等影响因素中, 正交性与支撑长度对损伤识别的影响不占主导地位; 而选用正则性好、消失矩阶数大的小波函数识别结构损伤可达到较好的识别效果. 因此, 正则性能较好、消失矩阶数大的 Db 族小波函数在结构损伤识别应用中具有一定优势。

本文利用 WPNN 方法对基准钢框架结构损伤识别进行了小波函数选择研究, 文中结论是否适合其他类型结构还有待进一步研究。

(下转第 1577 页)

免路径相关性. 同步动态松弛法简单、有效, 且计算较为稳定, 精度较高, 并可使计算时步取得稍大一些, 较大地减少了计算工作量, 加快了计算速度. 这对于离散单元法意义重大. 计算结果也表明, 结构阻尼只取 Rayleigh 阻尼中的质量阻尼是可行的.

参考文献:

- [1] Cundall P A. A computer model for simulating progressive large scale movements in blocky rock systems [C] // Proceedings of the Symposium of the International Society of Rock Mechanics, Nancy: [s. n.], 1971: II - 8.
- [2] 王泳嘉, 刑纪波. 离散单元法及其在岩土力学的应用 [M]. 沈阳: 东北工学院出版社, 1991.
WANG Yongjia, XING Jibo. Distinct element method and its applications in geotechnical engineering [M]. Shenyang: Northeast Engineering College Press 1991.
- [3] 王强, 吕西林. 离散单元法及其在建筑工程中的应用 [C] // 现代土木工程理论与实践. 南京: 河海大学出版社, 2003: 656 - 661.
WANG Qiang, LU Xilin. Discrete element method and its application in structural engineering [C] // Theory and Practice of Modern Civil Engineering. Nanjing: Hohai University Press, 2003: 656 - 661.
- [4] 顾祥林, 孙飞飞. 混凝土结构的计算机仿真 [M]. 上海: 同济大学出版社, 2002.
GU Xianglin, SUN Feifei. Computer simulation for concrete structures [M]. Shanghai: Tongji University Press, 2002.
- [5] Day A S. An introduction to dynamic relaxation [J]. The Engi-

ner, 1965 (219): 218.

- [6] 陈树辉, 林文静, 许光耀, 等. 索网结构静力分析的动态松弛法 [J]. 应用力学学报, 2002, 19(2): 34.
CHEN Shuhui, LIN Wenjing, XU Guangyao, et al. Dynamic relaxation method on static analysis of cable-membrane structures [J]. Chinese Journal of Applied Mechanics 2002, 19(2): 34.
- [7] 单建, 蓝天. 动力松弛法在张拉结构静力分析中的应用 [J]. 东南大学学报, 1994, 24(3): 94.
SHAN Jian, LAN Tian. Dynamic relaxation and its application to static analysis of tension structures [J]. Journal of Southeast University, 1994, 24(3): 94.
- [8] 李重阳, 魏德敏. 索膜结构的动力松弛法分析 [J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2004, 32(6): 80.
LI Chongyang, WEI Demin. Analysis of cable-membrane structures by dynamic relaxation method [J]. Journal of South China University of Technology: Natural Science Edition, 2004, 32 (6): 80.
- [9] 陈文胜. 静态同步松弛离散单元法及其在岩土工程中的应用 [D]. 武汉: 中国科学院武汉岩土力学研究所, 1993.
CHEN Wensheng. Static synchronic relaxation discrete element method and its application to engineering [D]. Wuhan: Institute of Rock and Soil Mechanics, Chinese Academy of Sciences, 1993.
- [10] 秦东, 孙利民, 范立础. 钢筋混凝土扩展散体单元法的阻尼系数研究 [J]. 结构工程师, 2000, 25(4): 25.
QIN Dong, SUN Limin, FAN Lichu. Research on the damping coefficient of reinforced concrete extended distinct element method [J]. Structural Engineers, 2000, 25(4): 25.

(编辑: 陶文文)

(上接第 1572 页)

参考文献:

- [1] 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.
JIANG Shaofei. Structural optimization and damage detection based on neural network [M]. Beijing: Science Press, 2002.
- [2] Daubechies I. Ten lectures on wavelets [M]. Philadelphia: SIAM Publ, 1993.
- [3] Hou Z, Noon M, Amand R S. Wavelet-based approach for structural damage detection [J]. Journal of Engineering Mechanics, 2000, 126(7): 677.
- [4] Rajpoot N M, Wilson R G, Meyer F G, et al. A new basis selection paradigm for wavelet packet image coding [M] // Robert C. Proceedings 2001 International Conference on Image Processing. Piscataway: IEEE, 2001: 816 - 819.
- [5] Rajpoot N M, Wilson R G, Meyer F G, et al. Adaptive wavelet packet basis selection for zerotree image coding [J]. IEEE Transactions on Image Processing 2003, 12(12): 1460.

- [6] 李洪泉, 董亮, 吕西林. 基于小波变换的结构损伤识别与实验分析 [J]. 土木工程学报, 2003, 36(5): 52.
LI Hongquan, DONG Liang, LU Xilin. Identification of structural damage and test study based on wavelet transform [J]. China Civil Engineering Journal, 2003, 36(5): 52.
- [7] 唐和生, 薛松涛, 陈, 等. 小波基带宽的变化对结构损伤识别的影响 [J]. 同济大学学报: 自然科学版, 2003, 31(8): 883.
TANG Hesheng, XUE Songtao, CHEN Rong, et al. Influence on structural damage identification with wavelet band changes [J]. Journal of Tongji University: Natural Science, 2003, 31(8): 883.
- [8] Stephane M, Wen L H. Singularity detection and processing with wavelets [J]. IEEE Transactions Inf Theory, 1992, 38(2): 617.
- [9] JIANG Shaofei, YANG Xiaonan, ZHANG Lizhu. Damage identification of a steel structure based on wavelet probabilistic neural network [J]. Journal of Harbin Institute of Technology, 2005, 37(2): 561.
- [10] Specht D F. Probabilistic neural networks [J]. Neural Networks, 1990, 1(3): 109.

(编辑: 曲俊延)