

文章编号: 1000-0887(2005) 01-0040-07

采用组合参数的神经网络结构 损伤检测分析研究*

唐和生¹, 薛松涛^{1,2}, 陈¹, 王远功¹

(1. 同济大学 结构工程与防灾研究所, 上海 200092;

2. 日本近畿大学 理工学部 建筑学科, 大阪, 日本)

(我刊原编委何福保推荐)

摘要: 提出由结构前几阶固有频率变化率、频率变化比值和动柔度置信因子构成的组合参数作为神经网络的输入向量的方法进行结构损伤检测, 全面分析了不同参数作为神经网络输入向量的损伤效果, 利用数值模拟对悬臂梁、桁架结构进行分析, 采用不同的输入参数进行比较。分析结果表明, 采用组合参数训练的神经网络, 对结构损伤位置和程度识别较采用单一参数具有更好的识别效果。

关键词: 损伤检测; 神经网络; 组合参数; 柔度

中图分类号: TU973. 2 **文献标识码:** A

引 言

结构在复杂的服役环境中将受到设计载荷的作用以及各种突发性外在因素的影响, 有可能出现损伤。当损伤很小或者它们在结构的内部时, 应用直接观测方法是很难检测到它们存在的。检测已有建筑物或桥梁等结构在一些灾害性事件(如: 地震、台风等)后的健康状况, 通常很费时。因为关键性的结构构件或节点一般都在外覆物或建筑装饰物的下面。对于一些重要结构, 如医院、救援指挥中心、军事指挥中心、电厂、水处理厂等等, 在经历了大的灾害性事件后, 立即对它们的健康作出评估是很迫切的, 这对保护人民生命财产有重要的意义。

结构损伤识别问题本质上讲是个模式分类问题, 神经网络方法作为一种强有力的模式识别工具被应用在结构损伤识别问题中。神经网络能够处理损伤的内在隐含机制, 它不需要确切结构的模型, 而且它还能很容易地处理非线性损伤机制。

振动损伤识别方法作为一种无损检测技术与用神经网络方法进行结构损伤识别是近年来的热门研究课题^[1~3]。利用神经网络来模仿人脑的功能, 它能够通过经验进行学习记忆。尚有许多人根据各种神经网络模型对于各自不同的目的进行了研究分析^[4,5]。本文采用了多层

* 收稿日期: 2003_09_06; 修订日期: 2004_10_14

基金项目: 国家杰出青年科学基金资助项目(59925820)

作者简介: 唐和生(1973—), 男, 安徽安庆人, 讲师, 博士(E-mail: thstj@mail.tongji.edu.cn);

王远功(联系人, Tel: + 86_21_65982390; Fax: + 86_21_65983410; E-mail: izumi@mail.tongji.edu.cn)。

后向传播神经网络(BP_NN)^[6]进行结构损伤识别。

一个简单的神经网络是由一个输入层、一个隐含层和一个输出层构成,如图1所示,输入层有 n 个节点,隐层有 p 个节点,输出层有 m 个节点。

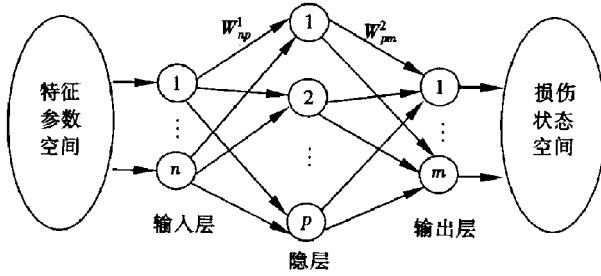


图1 神经网络结构图

神经网络可以通过学习输入到输出的样本集,实现输入到输出的线性或非线性映射关系,它们之间的特征信息是由两层的神经元之间的大规模联接权值 (W^1_{ip} 、 W^1_{pm}) 联系来确定。结构损伤识别问题就是利用神经网络的这种映射能力来实现特征参数与损伤状态之间的映射关系。

本文提出了一种由结构前几阶固有频率变化率、频率变化比值和动柔度置信因子构成的组合参数作为神经网络的输入向量,它可以克服单用某一模态参数的缺点。文中利用数值模拟对悬臂梁、桁架结构进行了分析,结果表明本文方法的有效性;分析结果还进一步表明采用带有柔度矩阵的组合参数训练的神经网络,对结构损伤位置和程度识别比采用单一参数具有更好的识别效果。

1 神经网络输入参数

用神经网络进行损伤识别,采用什么参数作为神经网络的输入向量最合适,一直没有一个满意的答案^[7]。选择好的特征参数能够提高识别准确性和可靠性,因此选择最能体现结构状态改变的特征参数是结构损伤识别过程最重要的一个环节。一些研究者就各自的问题选取不同特征参数作为神经网络的输入向量,如 Wu 等^[2]利用结构在损伤前后的频响谱作为神经网络的输入向量来对其进行训练。数值模拟结果表明,单利用频响谱来作为损伤模式的识别效果并不太理想;Yun C_B 等^[5]用自然频率和振型作为神经网络的输入向量;Fox^[8]采用了模态振型,结果表明它对一梁带有切口的损伤不太敏感。这些说明了采用单一的固有频率或模态振型作为输入特征参数会降低损伤识别的有效性和精确性。

最近一些学者通过对桥梁等的健康检测和损伤识别实验研究表明,结构柔度矩阵是一个比频率和振型灵敏度高的特征参数^[9~11],主要是因为结构柔度矩阵是包含了结构频率和振型的函数。本文用结构前几阶固有频率变化率、频率变化比值和动柔度置信因子构成的组合参数作为神经网络的输入向量。

对频率变化率 (C)、频率变化比值 (R) 和动柔度置信因子 (A) 作如下定义:

1) 频率变化率 (C)

$$C(i) = \Delta \omega_i / \Delta \omega_i, \quad (1)$$

2) 频率变化比值 (R)

$$R(i, j) = \Delta \omega_i / \Delta \omega_j, \quad (2)$$

式中, $\Delta\omega_i$ 、 ω_i 分别为损伤引起的第 i 阶频率的变化和第 i 阶频率。

3) 动柔度置信因子 (A)

考虑 n 自由度系统, 自然频率为 $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_n$, 振型矩阵为 $\phi = [\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_n]$ 。在模态质量归一化条件下, 动柔度 $F = [f_{lk}]$ 可表示为

$$F = \phi\lambda\phi^T = [f_1, f_2, \dots, f_n], \tag{3}$$

式中 ϕ^T 表示 ϕ 的转置,

$$\lambda = \begin{bmatrix} 1/\omega_1^2 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/\omega_2^2 & \dots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & 1/\omega_n^2 \end{bmatrix}.$$

动柔度置信因子 (A) 定义为

$$A(i, j) = \frac{[(f_i^A)^T f_j^B]^2}{(f_i^A)^T f_j^A (f_i^B)^T f_j^B}. \tag{4}$$

式中, f_i^A 为结构在损伤前的第 i 阶动柔度向量, f_j^B 为结构在损伤后的第 j 阶动柔度向量。

本文带有 A 的组合参数向量定义为

$$I_{in} = \{C(i), R(i, i), A(i, i)\}, \quad i = 1, \dots, m, \tag{5}$$

式中 m 表示实际应用中只取结构的前 m 阶模态。

2 结构损伤识别数值分析

为了分析本文提出的组合参数神经网络识别方法的有效性, 下面分别对一悬臂梁和一桁架进行数值模拟分析, 结构的损伤通过折减梁单元或杆单元的弹性模量来模拟。

2.1 悬臂梁

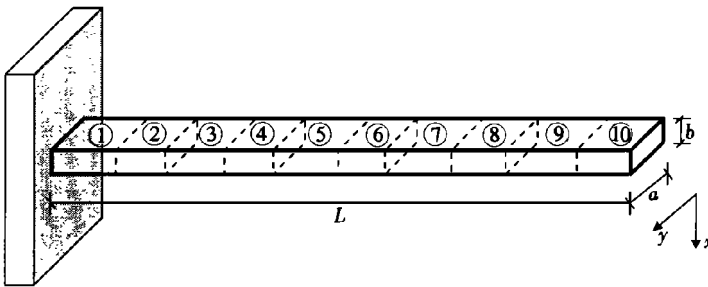


图 2 悬臂梁模型

图 2 为一悬臂梁, 它的基本物理参数如表 1, 对此悬臂梁进行有限元单元划分, 共平均划分为 10 个单元, 单元号如图 2 所示, 节点号也按此次序排列 (不包括固定端)。

表 1 悬臂梁基本参数

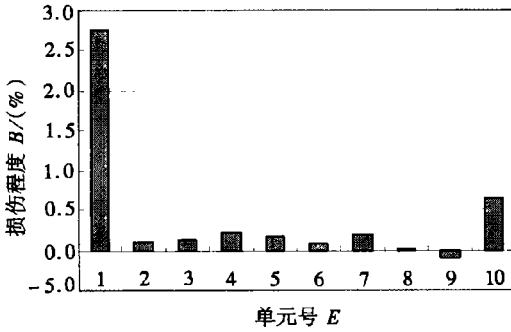
弹性模量	密度	惯性矩	宽度	高度	长度
$E / (\text{kN/m}^2)$	$\rho / (\text{t/m}^3)$	$I / (\text{m}^4)$	$a / (\text{m})$	$b / (\text{m})$	$L / (\text{m})$
2.0E- 7	2.5	1.35E- 7	6.0E- 2	3.0E- 2	1.9

选取前 6 阶频率变化率作为神经网络的输入向量, 神经网络的输出节点数为结构的单元数, 此例为 10, 输出向量定义为

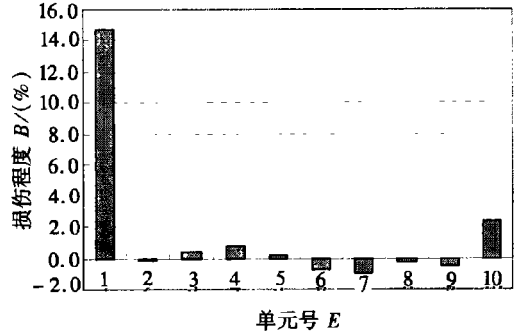
$$O_{out} = \{o_1, o_2, \dots, o_i, \dots, o_m\}, \quad (6)$$

其中 o_i 的大小表示第 i 单元的损伤大小, 同时也是损伤定位的标志。采用 BP 神经网络, 含有两隐层, 网络结构为 6_10_30_10 (6 个输入节点, 内部两个隐层分别有 10、30 个节点, 输出层有 10 个节点)。网络采用 L_M 算法^[12]。用于识别损伤程度的神经网络用 1%、10%、40%、60% 的损伤来训练。

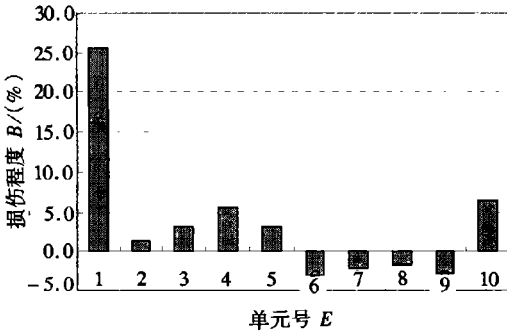
单元 1 刚度损伤 3%、15%、30%、55% 神经网络测试结果分别如图 3(a)~ 图 3(d) 所示。



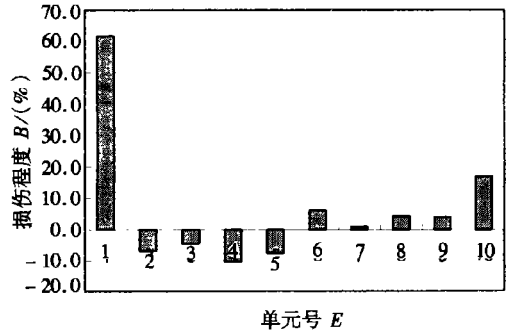
(a) 损伤 3%



(b) 损伤 15%



(c) 损伤 30%



(d) 损伤 55%

图 3 单元 1 单损伤的神经网络测试结果

由图 3(a)~ 图 3(d) 可以看出识别结果与实际损伤相比的误差在 0.5%~ 7% 之间, 随着损伤加大, 识别误差也相应的增加。而且随着损伤加大, 还出现了错误识别, 如图 3(c) 中出现的第 4 单元 6% 损伤、第 10 单元 7.5% 的损伤, 图 3(d) 中出现的第 10 单元 18% 的刚度损伤。

单元 6 刚度损伤 3%、25% 神经网络测试结果分别如图 4(a)~ 图 4(b) 所示。

由图 4(a)、图 4(b) 可以看出识别结果的误差在 0.7%~ 4% 之间。同样还是出现了错误识别, 如图 4(b) 中出现了第 10 单元 5% 的刚度损伤。

考虑多损伤情况, 单元 3、6 分别刚度损伤 20%、35%, 单元 1、6 分别损伤 15%、40% 时的识别测试结果如图 5(a)、图 5(b) 所示。

由图 5(a)、图 5(b) 可以看出对于多损伤情况, 识别误差明显加大, 最大绝对误差已达到 15%, 而且还出现错误的识别结果。

悬臂梁的数值模拟结果表明, 采用前几阶固有频率的变化率参数作为输入向量来训练的神经网络, 识别单损伤位置和程度的效果比较好, 但是随着损伤加大, 识别误差也相应的增加。即使损伤很小时, 对于多损伤识别问题的误差明显增大, 以至于失败。

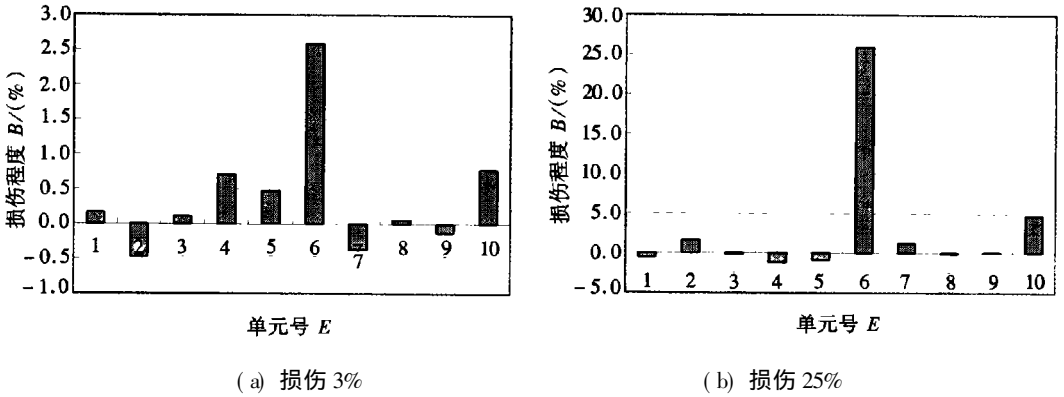


图4 单元6单损伤的神经网络测试结果

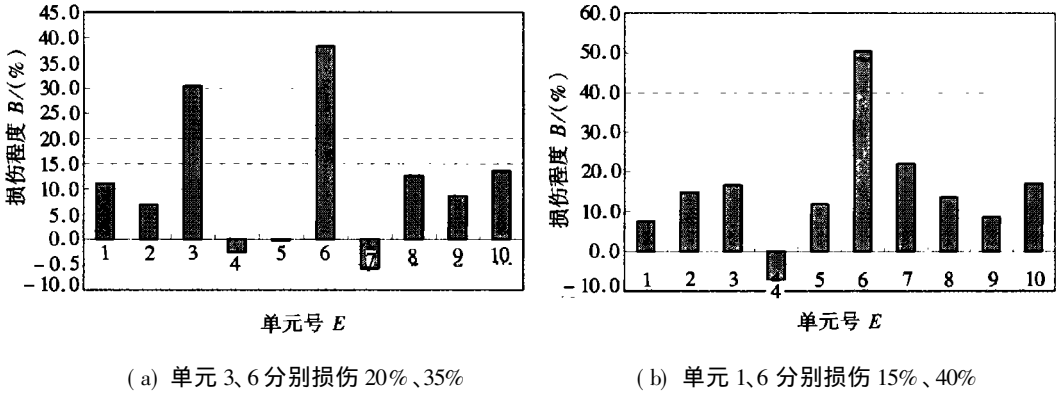


图5 多损伤时的识别测试结果

2.2 桁架结构

为了解决采用前几阶频率变化率参数作为输入向量来训练的神经网络识别误差大的缺点,下面针对一个桁架(图6)的数值模拟分析来验证本文提出的组合参数作为神经网络输入向量识别效果的优越性。

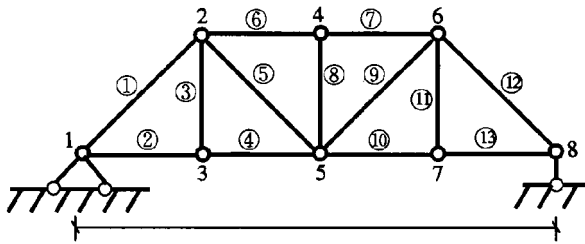


图6 桁架结构模型

表2

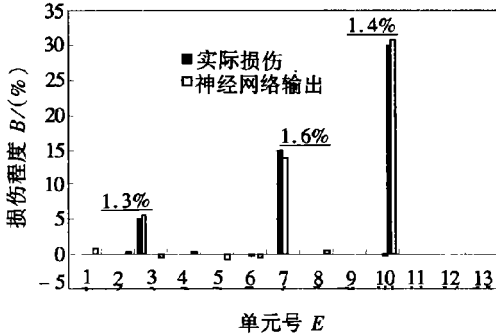
桁架基本参数

弹性模量 $E / (\text{kN}/\text{m}^2)$	密度 $\rho / (\text{t}/\text{m}^3)$	杆截面积 $A / (\text{m}^2)$	①类杆长度 $l / (\text{m})$	②类杆长度 $l / (\text{m})$
2.0E-7	2.5	4.0E-3	4.24	3

图6为13单元的桁架,该桁架单元的基本参数如表2,杆之间的连接为铰接,节点1为铰支,节点8为水平方向自由,垂直向为铰支,共有8个节点。

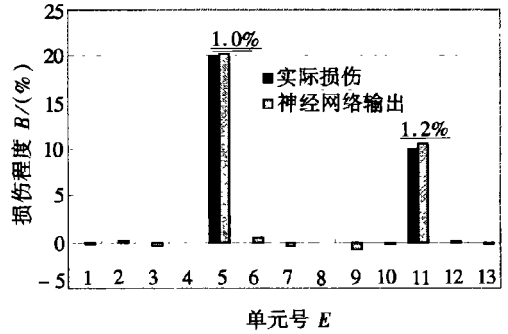
采用三层神经网络,含有一隐层,输入层有12个输入节点,输出层有13个节点,隐层有25

个节点。取前四阶特征参数作为神经网络的输入向量(公式(5),其中 $m = 4$)。采用13个单元由程度为2%、10%、25%、40%、60%的损伤来分别训练两个不同输入参数的神经网络。用程度分别为5%、15%、30%的3种单损伤来测试单损伤情况。3、7及10单元3种单损伤识别结果如图7所示。



(单元3, 7, 10 分别独立损伤 5%, 15%, 30%)

图7 采用组合参数的单损伤识别结果



(单元5, 11 分别同时损伤 20%, 10%)

图8 采用组合参数的多损伤识别结果

由图7可以看出,对于单损伤识别组合参数的识别结果精度都比较高,最大绝对误差在1.6%以内,对于单损伤组合参数作为神经网络输入向量都有较好的识别效果。

图8是第5、11单元分别损伤20%、10%的多损伤识别结果,图8表明采用组合参数作为神经网络的输入模式大大提高了损伤识别精度,最大绝对误差在1.2%以内。

以上桁架的数值模拟结果表明,用本文提出的带有动柔度置信因子构成的组合参数向量作为输入向量来训练神经网络,对单损伤和多损伤都有很好的识别效果,特别是在多损伤识别方面体现出它的优越性。

3 小 结

基于神经网络结构损伤识别问题,由结构前几阶固有频率变化率、频率变化比值和动柔度置信因子构成的组合参数作为神经网络的输入向量,通过数字模拟对悬臂梁、桁架结构进行分析,结果表明,带有动柔度置信因子的组合参数作为神经网络输入向量来训练神经网络,识别单损伤和多损伤较采用单一参数具有更好的识别效果,特别是在多损伤识别时更体现出本文提出的组合参数的优越性。

[参 考 文 献]

- [1] Masri S F, Chassiakos A G, Caughey T K. Identification of nonlinear dynamic systems using neural networks[J]. Journal of Applied Mechanics, ASME, 1993, 60(1): 123—133.
- [2] 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.
- [3] Doebling S W, Farrar C R, Prime M B, et al. Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: a literature review[R]. Los Alamos National Laboratory Report LA_13070_MS, April 1996.
- [4] Hush D R, Horne B G. Process in supervised neural networks[J]. IEEE Signal Processing Magazine, 1993, 10(1): 8—39.
- [5] YUN Chung_bang, Eun Young Bahng. Substructural identification using neural networks [J]. Com-

- puters & Structures, 2000, **77**(1): 41—52.
- [6] Bishop C M. Neural networks and their applications[J]. Review of Scientific Instrumentation, 1994, **65**(6): 1803—1832.
- [7] Kaminski P C. The approximate location of damage through the analysis of natural frequencies with artificial neural networks[J]. Journal of Process Mechanical Engineering, 1995, **209**(2): 117—123.
- [8] Fox C H. The location of defects in structures: a comparison of the use of natural frequency and mode shape data[A]. In: Proceedings of the 10th international Modal Analysis Conference [C]. Schenectady, NY: Union College Press, 1992, 522—528.
- [9] 唐和生. 结构损伤识别与信号处理[D]. 博士学位论文. 上海: 同济大学, 2002.
- [10] Raghavendrachar M, Aktan A E. Flexibility of multi-reference impact testing for bridge diagnostics [J]. Journal of Structure Engineering, 1992, **118**(8): 2186—2203.
- [11] Zhao J, DeWolf T. Sensitivity study for vibration parameters used in damage detection[J]. Journal of Structural Engineering, 1999, **125**(4): 410—416.
- [12] The Mathworks. Neural Network Toolbox User's Guide[M]. Boston: Mathworks Inc, 1994.

Analyses on Structural Damage Identification Based on Combined Parameters

TANG He_sheng¹, XUE Song_tao^{1,2}, CHEN Rong¹, WANG Yuan_gong¹

(1. Research Institute of Structural Engineering and Disaster Reduction,
Tongji University, Shanghai 200092, P. R. China;

2. Department of Architecture, School of Science and Engineering,
Kinki University, Osaka, Japan)

Abstract: The relative sensitivities of structural dynamical parameters were analyzed using a directive derivation method. The neural network is able to approximate arbitrary non-linear mapping relationship, so it is a powerful damage identification tool for unknown systems. A neural network-based approach was presented for the structural damage detection. The combined parameters were presented as the input vector of the neural network, which computed with the change rates of the several former natural frequencies (C), the change ratios of the frequencies (R), and the assurance criterions of flexibilities (A). Some numerical simulation examples, such as, cantilever and truss with different damage extends and different damage locations were analyzed. The results indicate that the combined parameters are more suitable for the input patterns of neural networks than the other parameters alone.

Key words: damage detection; neural network; combined parameter; flexibility