

基于单元应变模态差和 RBF 神经网络的 网架损伤检测方法

张丽梅¹, 刘卫然¹, 张立伟^{1,2}, 杜守军¹, 张 扬²

(1. 河北科技大学建筑工程学院, 河北石家庄 050018; 2. 中国人民武装警察部队学院基建办公室, 河北廊坊 065000)

摘 要:为对网架进行损伤检测提出应用杆单元应变模态差和 RBF 神经网络相结合的方法。在 ANSYS 下建立正放四角锥网架和蜂窝形三角锥网架的有限元模型, 采用单元应变模态差作为损伤指标对结构进行杆单元的单杆、多杆损伤位置识别; 应用 RBF 神经网络对杆单元损伤程度进行定量判定。分析结果表明该方法可以比较准确地判断网架杆单元的损伤位置和损伤程度, 并对实际网架结构的损伤检测具有一定的指导意义。

关键词:单元应变模态差; RBF 神经网络; 网架结构; 损伤位置; 损伤程度

中图分类号: TU312 文献标志码: A

Damage testing method of space truss based on elemental strain mode difference and RBF neural network

ZHANG Limei¹, LIU Weiran¹, ZHANG Liwei^{1,2}, DU Shoujun¹, ZHANG Yang²

(1. School of Civil Engineering, Hebei University of Science and Technology, Shijiazhuang Hebei 050018, China; 2. Construction Office, The Armed Police Academy, Langfang Hebei 065000, China)

Abstract: Elemental strain mode difference combined with RBF neural network is proposed to detect the damage of space truss structures. Finite element models of square pyramid space truss and honeycomb-shaped triangular pyramid space truss were established. With elemental strain mode difference as criterion, the damage locations of single pole or multi-poles were determined. The damage degrees of the structures were investigated by using RBF neural network. The results show that this method can be used to detect the damage locations and damage degrees of space truss structures.

Key words: elemental strain mode difference; RBF neural network; space truss; damage location; damage degree

网架结构具有刚度大、自重轻、受力合理、抗震性能好等优点, 被广泛用于工业和民用建筑当中。网架结构日益广泛应用的同时, 倒塌事故时有发生^[1-2]。例如, 1978 年美国康涅狄格州哈特福德市中心体育场(正放四角锥网架结构)由于突降暴雪引起压杆失稳倒塌; 1997 年中国深圳国际展览中心(螺栓球节点网架)由于暴雨后屋面积水过多倒塌^[3]等。为了及时、准确发现结构安全隐患, 减少盲目维修所消耗的大笔资金, 对网架结构进行检测变得十分重要^[4]。近年来, 国内许多学者在网架损伤识别方面做了大量工作, 如宋玉普等利用模态应变能和 BP 神经网络对一个正放四角锥网架结构做了单个损伤位置识别和损伤程度的判定, 但

收稿日期: 2012-06-04; 修回日期: 2012-10-15; 责任编辑: 冯 民

基金项目: 河北省教育厅高等学校科学研究计划青年基金项目(2011229, Q2012136); 河北科技大学校立科研基金资助项目(XL201234)

作者简介: 张丽梅(1979-), 女, 河北石家庄人, 副教授, 博士, 主要从事结构损伤检测方面的研究。

E-mail: zhanglimei168@126.com

BP神经网络对损伤程度判断不够准确^[5]；研究人员利用单元应变模态差对一个正放四角锥网架结构做了损伤位置的识别，并指出可根据损伤单元应变模态差值大小来初步判断损伤程度，但并没有对多损伤位置及其程度做出定量的判定^[6-7]。

综上所述，找到一个能够进行网架结构杆单元损伤定位和损伤程度定量判断的有效方法是亟需解决的问题。美国Purdue大学的VENKAT和CHAN教授最早应用神经网络进行损伤识别^[8]。通常采用的BP神经网络存在局部极小和收敛速度慢等缺点，影响到了损伤识别的效果，而径向基函数(radical basis function,简称RBF)神经网络则在一定程度上克服了这些问题^[9]。因此，笔者首先用杆单元应变模态差作为损伤指标识别网架损伤位置，然后用RBF神经网络进行网架损伤程度的定量判定，并将该方法用于一个正放四角锥网架和蜂窝形三角锥网架结构的杆单元损伤检测研究。

1 基于杆单元应变模态差的损伤识别理论^[6]

鉴于网架结构中杆件主要为轴向受力，而空间杆单元是仅能在垂直于横截面方向传递轴力的一种结构单元，故采用两节点空间铰接杆单元，假定杆单元处于小应变状态，由单元两端节点位移求得杆单元应变^[10]。忽略非线性(即高阶项)影响，可得由两端节点*i, j*所组成的空间杆单元*k*的应变 ϵ_k 表达式为

$$\epsilon_k = [(u_j - u_i)(x_j - x_i) + (v_j - v_i)(y_j - y_i) + (w_j - w_i)(z_j - z_i)] / L^2 \tag{1}$$

上述各表达式中， x_i, y_i, z_i 以及 x_j, y_j, z_j 分别为*i, j*节点在三维整体坐标系中的坐标；而 u_i, v_i, w_i 以及 u_j, v_j, w_j 分别为*i, j*节点在三维整体坐标系中的位移。

根据网架结构某阶的节点位移模态，运用式(1)即可求出相对应的杆单元应变模态。那么，损伤识别指标单元应变模态差就可以表示为

$$\Delta\epsilon_m(k) = |\epsilon_m^u(k) - \epsilon_m^d(k)|, k=1, 2, \dots, N. \tag{2}$$

式中 $\epsilon_m^u(k), \epsilon_m^d(k)$ 分别为结构损伤前、后第*k*单元第*m*阶模态的应变值。文中有损伤的杆可能为网架结构中任一根，其损伤前的应变模态用 $\epsilon_m^u(k)$ 表示，损伤后的应变模态用 $\epsilon_m^d(k)$ 表示，杆单元应变模态差便可以用式(2)计算获得。

2 RBF神经网络的基本理论

RBF神经网络^[11]是一种具有3层单向传播的前馈网络，是20世纪80年代末由J. Moody和C. Darken提出的网络模型，它模拟了人脑中局部调整、相互覆盖感受野，是一种局部逼近网络，已经证明它能以任意精度逼近任意函数，其拓扑结构如图1所示。

RBF神经网络隐含层节点传输函数为径向基函数，即隐含层节点对输入产生局部响应，为此RBF神经网络常被称为局部感受野网络。径向基函数有多种形式，常见的是高斯函数，如式(3)所示：

$$R(x_p - c_i) = \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2} \|x_p - c_i\|^2\right] \tag{3}$$

式中 $\|x_p - c_i\|$ 为欧式范数；*c*为高斯函数的中心； σ 为高斯函数的方差； $p=1, 2, \dots, P; i=1, 2, \dots, h$ 。设*d*是样本的期望输出值，那么基函数的方差为

$$\sigma = \frac{1}{P} \sum_j^m \|d_j - y_j c_i\|^2 \tag{4}$$

学习算法具体步骤如下：

- 1) 基于*k*-均值聚类方法求取基函数中心*c*。
- 2) 求解方差 σ_i 。该RBF神经网络的学习算法 σ_i 表达式为

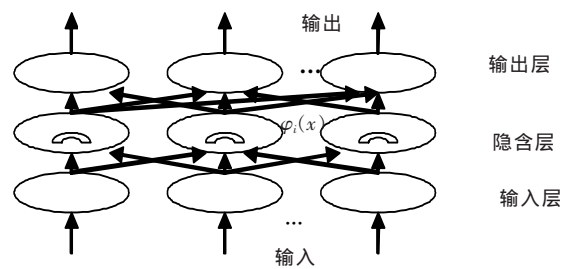


图1 RBF网络结构图

Fig. 1 RBF neural network structure

$$\sigma_i = \frac{c_{\max}}{\sqrt{2h}} \quad (5)$$

式中 c_{\max} 为所选取中心之间的最大距离。

3) 计算隐含层和输出层之间的权值。隐含层至输出层之间的神经元的连接权值可以用最小二乘法直接计算得到,计算公式如下:

$$w = \exp(\|x_p - c_i\|^2) \quad (6)$$

在 RBF 网络训练中,确定隐含层神经元数目的基本原理是通过核对输出误差使得网络自动增加神经元数量。通过不断修改权值向量,一直达到误差要求或者是最大隐含层神经元数为止。所以,RBF 网络具有结构自适应确定、输出与初始权值无关等特性,因而在结构损伤识别方面和模式识别方面都体现出良好的优势。

具体的实施过程如下:首先通过有限元计算得到不同情况下的杆单元应变模态,以损伤前后的杆单元应变模态差作为参数定位损伤位置;然后以不同损伤前后的杆单元应变模态差作为训练样本,利用 newrb 函数作为仿真函数,进行训练直至收敛,SPREAD 值取 1.5。将某一种工况下的杆单元应变模态差值作为输入值,经过网络映射作用来判断结构损伤程度。

3 网架结构损伤检测的数值模拟分析

3.1 正放四角锥网架损伤检测的数值模拟

图 2 所示为正放四角锥网架结构,其弹性模量 $E = 2.06 \times 10^{11}$ Pa,泊松比 $\mu = 0.3$,杆件面积 $0.000\ 05\ m^2$,钢材密度 $7\ 850\ kg/m^3$ 。上弦有 36 个节点,下弦有 25 个节点,杆长 1 m,高度 0.7 m,分别对 37,39,41,57,59,61 下弦节点固定。在 ANSYS 中建模,选用两节点线性空间杆单元 LINK8 模拟网架杆件,结构共有 61 个节点和 200 个单元。进行模态分析时,采用质量集中法构造质量矩阵,忽略阻尼的影响,同时假定结构损伤不引起质量改变^[12]。损伤工况见表 1,其中工况 1~ 工况 6 为单损伤工况,工况 7 为同时出现 2 处损伤的工况,工况 8 为 3 处损伤同时存在的工况。

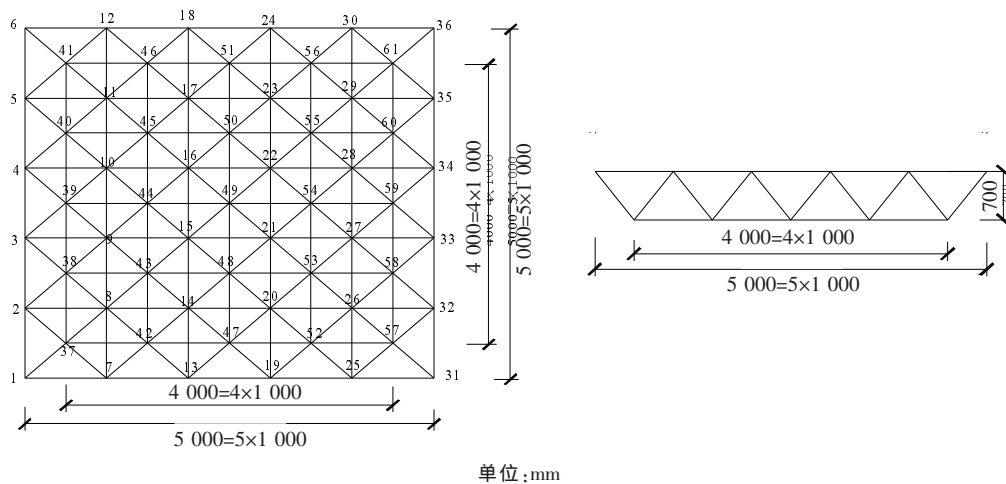


图 2 网架结构模型

Fig. 2 Model of space truss

表 1 单元损伤情况

Tab. 1 Element damage cases

参数	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5	工况 6	工况 7	工况 8
损伤单元(连接节点)	11(13~14)	82(38~43)	106(3~38)	11	82	106	11,82	11,82,106
损伤程度	10%	10%	10%	30%	30%	30%	30%,40%	30%,40%,50%

应用一阶单元应变模态差对上述 8 种工况进行损伤识别,结果见图 3。

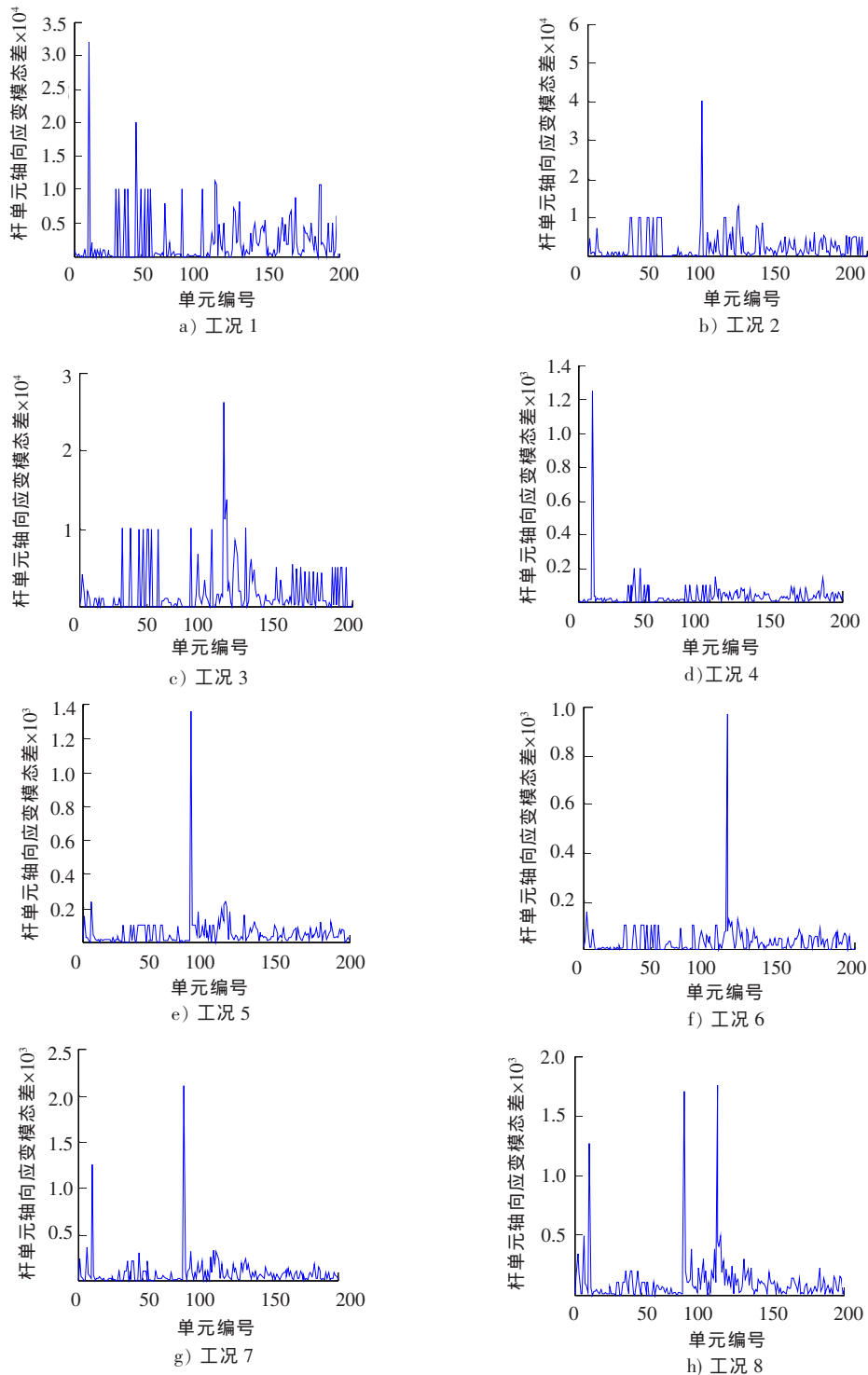


图 3 8 种工况下的一阶单元应变模态差

Fig. 3 First elemental strain mode difference of 8 damage cases

由图 3 可知:单元应变模态差作为网架结构损伤因子可以比较准确地识别损伤位置;由工况 1 和工况 4、工况 2 和工况 5、工况 3 和工况 6 对比可知,同一损伤位置不同损伤程度情况下,随着损伤程度的增大,单元应变模态差值也增大。

对于单损伤情况,利用不同损伤(损伤程度分别为 5%,10%,20%,30%,40%,50%,60%,70%,80%)前后的杆单元应变模态差作为训练样本,利用 newrb 函数作为仿真函数,进行训练直至收敛。然后将表 1 中某一具体工况的杆单元应变模态差值作为输入值,经过网络映射作用来判断结构损伤程度,结果见表 2。

表 2 神经网络对损伤程度的输出结果(工况 1~工况 6)

Tab.2 Damage output using neural network(cases 1~6)

参数	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4	工况 5	工况 6
输出	0.100 6	0.108 1	0.096 1	0.301 1	0.302 1	0.298 3
期望输出	0.1	0.1	0.1	0.3	0.3	0.3
误差平方和	0.032	0.003	0.047	0.038	0.003	0.006
误差	0.6%	8.1%	3.9%	0.37%	0.7%	0.6%

对于多损伤情况,与单损伤情况类似,利用不同损伤前后的杆单元应变模态差作为训练样本,训练样本见表 3,利用 newrb 函数作为仿真函数,进行训练直至收敛。然后将表 1 中某一具体工况的杆单元应变模态差值作为输入值,经过网络映射作用来判断结构损伤程度,结果见表 4。

表 3 多损伤杆件损伤程度训练样本

Tab.3 Training sample of multi damage

杆件编号	杆件损伤程度
11,82	(10%,20%),(20%,30%),(30%,30%),(40%,50%),(50%,60%),(70%,80%)
11,82,106	(10%,10%,10%),(20%,30%,40%),(40%,50%,60%),(50%,60%,70%),(60%,20%,20%),(70%,70%,30%)

表 4 神经网络对工况 7 和工况 8 损伤程度计算的输出结果

Tab.4 Damage output using neural network(cases 7~8)

参数	工况 7	工况 8
输出	(0.315 6,0.406 8)	(0.300 6,0.393 6,0.504 5)
期望输出	(0.3,0.4)	(0.3,0.4,0.5)
误差平方和	0.032	0.375
误差	(5.2%,1.7%)	(0.2%,1.6%,0.9%)

从表 2、表 4 可以看出:经过 RBF 神经网络的学习,工况 1~工况 6 的单损伤情况误差最大值是 8.1%,多损伤工况 7 和工况 8 的误差最大值为 5.2%,能够确定损伤杆件的损伤程度。并且损伤越严重,损伤程度的判定误差越小,损伤 30%以上的杆件损伤程度判定误差小于 2%。

3.2 蜂窝形三角锥网架损伤检测的数值模拟

图 4 所示的正六边形蜂窝形三角锥网架结构,网架材料弹性模量为 $E=2.1 \times 10^{11}$ Pa,泊松比 $\mu=0.3$,杆件面积 $0.000\ 05\ m^2$,钢材密度 $7\ 800\ kg/m^3$ 。上弦有 37 个节点,下弦有 27 个节点,杆长 1 m,高度 0.82 m,分别对 38,41,47,52,62,63 节点固定。结构共有 64 个节点和 233 个单元(建模方式及单元选取等与前述相同)。进行模态分析时,采用质量集中法构造结构质量矩阵,忽略阻尼的影响,同时假定结构损伤不引起质量改变。损伤工况见表 5。

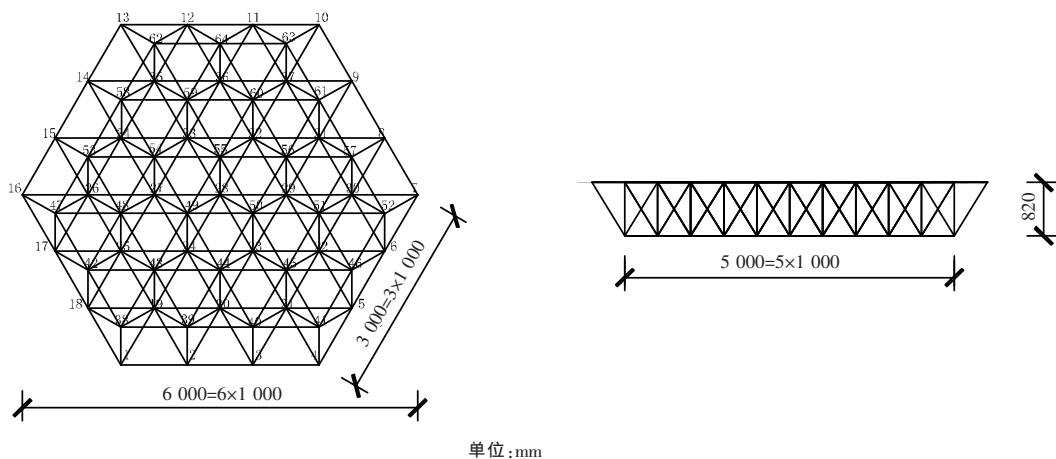


图 4 正六边形蜂窝形三角锥网架模型

Fig.4 Model of honeycomb-shaped triangular pyramid space truss

表5 单元损伤情况

Tab. 5 Element damage cases

参数	工况 9	工况 10	工况 11	工况 12
杆件号(连接节点)	2(2~3)	30(27~28)	170(24~43)	2,30,170
损伤程度	20%	40%	50%	30%,40%,50%

应用式(2)得到一阶应变模态差指标,对上述工况进行损伤识别,结果见图5。

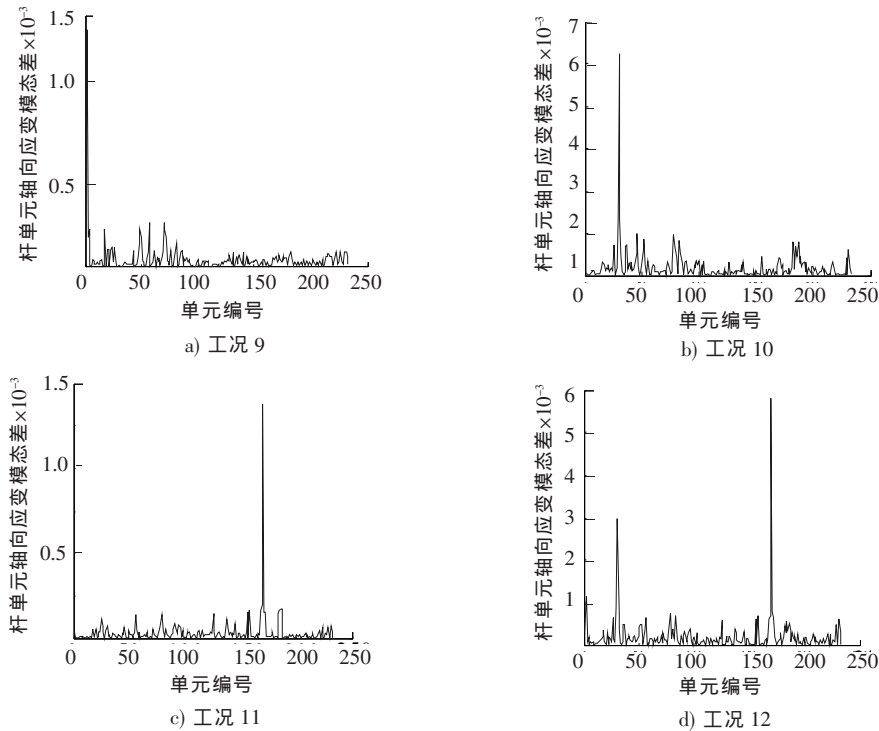


图5 4种工况下的一阶单元应变模态差

Fig. 5 First elemental strain mode difference of 4 damage cases

将杆件的损伤程度及其所对应的应变模态差作为训练样本,见表6。利用损伤前后的杆单元应变模态差作为输入样本,利用 newrb 函数作为仿真函数,进行训练。然后将表5中某一工况的杆单元应变模态差值作为输入值,经过网络映射作用来判断结构损伤程度,结果见表7。

表6 杆件损伤程度训练样本

Tab. 6 Training sample of pole damage

杆件编号	杆件损伤程度
2	5%,10%,20%,30%,40%,50%,60%,70%,80%
30	5%,10%,20%,30%,40%,50%,60%,70%,80%
170	5%,10%,20%,30%,40%,50%,60%,70%,80%
2,30,170	(10%,10%,10%),(20%,30%,40%),(40%,50%,60%),(50%,60%,70%),(60%,20%,20%),(70%,70%,30%)

表7 神经网络对损伤程度计算的输出结果

Tab. 7 Damage output using neural network

参数	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4
输出	0.19	0.392 2	0.500 6	(0.296 6, 0.397 4, 0.508 6)
期望输出	0.2	0.4	0.5	(0.3,0.4,0.5)
误差平方和	0.002	0.004	0.004	0.38
误差	5%	1.95%	0.12%	(1.13%, 0.65%, 1.72%)

从表7可以看出:经过 RBF 神经网络的学习工况1~工况3的单损伤情况误差最大值为5%,多损伤工况4的误差最大值为1.72%。因此,结果基本能够确定杆件的损伤程度,并且损伤越严重,损伤程度的判定误差越小,如损伤30%以上的杆件损伤程度判定误差小于2%。

4 结 论

建立了基于应变模态差和 RBF 神经网络的网架结构损伤识别方法,并将该方法应用于一个正放四角锥网架和一个蜂窝型三角锥网架的损伤识别。结果表明:应变模态差对杆单元的单损伤和多损伤均具有较好的定位能力;经过 RBF 神经网络对应变模态差的学习,各个单元损伤程度的判定也比较准确,故该方法可以为实际网架结构的损伤检测提供很好的参考。

参考文献/References:

- [1] 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.
CHEN Changzheng, LUO Yuegang, BAI Bingsan, et al. Structural damage detection and intelligent diagnosis[M]. Beijing: Science Publisher, 2001.
- [2] ZHANG Limei, LI Qilian, ZHANG Yue, et al. Element damage detection of steel truss structure based on the method of wavelet transformation[A]. The 1st International Conference on Electrical and Control Engineering[C]. Wuhan:[s. n.], 2010. 6-10.
- [3] 张 悦, 杜守军, 张丽梅. 小波奇异性在钢结构损伤检测中的应用[J]. 河北科技大学学报, 2010, 31(2): 151-157.
ZHANG Yue, DU Shoujun, ZHANG Limei. Application of wavelet singularity to steel structural damage detection[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2010, 31(2): 151-157.
- [4] MANOJ K, SHENOI R A, COX S J. Experimental validation of modal strain energies based damage identification method for a composite sandwich beam[J]. Composites Science and Technology, 2009, 69:1 635-1 643.
- [5] 宋玉普,刘志鑫,纪卫红. 基于模态应变能与神经网络的钢网架损伤检测方法[J]. 土木工程学报, 2007, 40(10): 13-18.
SONG Yupu, LIU Zhixin, JI Weihong. Damage diagnosis of spatial trusses based on modal strain energy and neural network[J]. China Civil Engineering Journal, 2007, 40(10): 13-18.
- [6] 李永梅,高向宇,史升炎,等. 基于单元应变模态差的网架结构损伤诊断研究[J]. 建筑结构学报, 2009, 30(3): 152-159.
LI Yongmei, GAO Xiangyu, SHI Shengyan, et al. Damage diagnosis of space truss based on change of elemental strain model[J]. Journal of Building Structures, 2009, 30(3): 152-159.
- [7] 董石麟. 六边形平面蜂窝形三角锥网架的机动分析、受力特性和计算用表[J]. 空间结构, 1995, 1(1):15-23.
DONG Shilin. The kinematic analysis, load-carrying behaviour and design table for triangular pyramid space grids of hex-plane honeycomb pattern[J]. Spatial Structures, 1995, 1(1):15-23.
- [8] VENKAT A V, CHAN K. A neural network methodology for process fault diagnosis[J]. Journal of AICE, 1989, 35(12): 1 993-2 002.
- [9] 饶文碧,吴代华. RBF 神经网络及其在结构损伤识别中的应用研究[J]. 固体力学学报, 2002, 23(4):477-481.
RAO Wenbi, WU Daihua. RBF and its application for structural damage recognition[J]. Chinese Journal of Solid Mechanics, 2002, 23(4):477-481.
- [10] 沈祖炎,陈扬骥. 网架与网壳[M]. 上海:同济大学出版社, 1997.
SHEN Zuyan, CHEN Yangji. Grid and Reticulated[M]. Shanghai: Tongji University Publisher, 1997.
- [11] 刘 永,张立毅. BP 和 RBF 神经网络的实现及其性能比较[J]. 电子测量技术, 2007(4): 77-80.
LIU Yong, ZHANG Liyi. Implementation of BP and RBF neural network and their performance comparison[J]. Electronic Measurement Technology, 2007(4): 77-80.
- [12] CAWLEY P, ADAMS R D. The location of defects in structures from measurements of natural frequencies [J]. Journal of Strain Analysis, 1979, 14(2): 49-57.

(上接第 78 页)

- [4] XIAO B, XING J D, FENG J, et al. Theoretical study on the stability and mechanical property of Cr7C3 [J]. Physical B, 2008, 403: 2 273-2 281.
- [5] 关小霞,王贤杰,胡宏彦,等. 双辊铸轧不锈钢薄带开裂机制分析[J]. 燕山大学学报, 2010, 34(3):200-203.
GUAN Xiaoxia, WANG Xianjie, HU Hongyan, et al. Study on cracking causes of stainless steel during twin-roll strip casting process[J]. Journal of Yanshan University, 2010, 34(3):200-203.
- [6] ZHAO L, DIJKN H, BRCK E, et al. Magnetic and X-ray measurements for the determination of retained austenite in TRIP steels[J]. Materials Science and Engineering A, 2001, 313:145-152.
- [7] 姜微华,孙世清,刘宗茂,等. Cu-Fe-Cr 原位复合材料和 Fe-Cr 纤维的磁学特性研究[J]. 河北科技大学学报, 2006, 27(3):221-223.
JIANG Weihua, SUN Shiqing, LIU Zongmao, et al. Study on magnetic properties of Cu-Fe-Cr in-situ composite and Fe-Cr fibres[J]. Journal of Hebei University of Science and Technology, 2006, 27(3):221-223.
- [8] 尹龙星,孙世清,梁 贺,等. Fe-Cr 纤维提取工艺与磁性研究[J]. 河北工业科技, 2008, 25(2):69-71.
YIN Longxing, SUN Shiqing, LIANG He, et al. Extraction technology and magnetic property of Fe-Cr fibres[J]. Hebei Journal of Industrial Science and Technology, 2008, 25(2):69-71.
- [9] FIROUZDOR V, NEJATI E, KHOMAMIZADEH F. Effect of deep cryogenic treatment on wear resistance and tool life of M₂ HSS drill [J]. Journal of Materials Processing Technology, 2008, 206: 467-472.
- [10] 李顺杰,杨弋涛,彭 坤,等. Cr5 钢过冷奥氏体转变研究[J]. 上海金属, 2010, 32(4): 1-4.
LI Shunjie, YANG Yitao, PENG Kun, et al. Supercooling austenite transformation of Cr5 alloy steel[J]. Shanghai Metals, 2010, 32(4): 1-4.