

文章编号:1673-2049(2011)01-0106-06

# 基于神经网络的框架结构损伤 多重分步识别

杨佑发,熊 丽,陈 远

(重庆大学 土木工程学院,重庆 400045)

**摘要:**提出了基于神经网络的框架结构损伤多重分步识别方法,建立了用于框架结构损伤识别的高效神经网络。根据构件损伤的多重分步识别思路,把构件损伤识别过程分为:利用神经网络建立损伤异常过滤器对构件损伤进行预警;以频率构造的组合指标作为神经网络输入向量,对构件损伤进行初步定位;以频率和模态振型构造的组合指标作为神经网络输入向量,对构件损伤进行具体定位;以频率平方变化率作为神经网络输入向量,对构件损伤程度进行识别。最后针对三跨四层的框架结构进行了损伤识别数值模拟。结果表明:基于神经网络的框架结构损伤多重分步识别方法简化了网络的结构,能够有效地对框架结构损伤进行预警、定位和定量。

**关键词:**框架结构;神经网络;损伤;多重分步识别方法

**中图分类号:**TU375.4 **文献标志码:**A

## Multi-stage Damage Identification for Frame Structures Based on Neural Network

YANG You-fa, XIONG Li, CHEN Yuan

(School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China)

**Abstract:** The multi-stage damage identification method for frame structures based on neural network was proposed. A kind of high efficient neural network to identify damage in frame structures was established. This method was divided into four steps according to the multi-stage identification ideas of member damage. Firstly, damage anomalous filter was set up by neural network to alarm the damage in structural members. Secondly, the primary location of the member damage was determined by the neural network with inputting the combined damage index of frequency. At the third step, the specific location of the member damage was determined by the neural network with inputting the combined damage index of frequency and vibration mode. Finally, the damage degree of the member was identified by neural network with inputting the change rate of squared modal frequency. Numerical simulation of damage identification for three-span four-floor frame structure was carried out. Results show that multi-stage damage identification method based on neural network simplifies network structure, and can alarm, locate and quantify the damage effectively.

**Key words:** frame structure; neural network; damage; multi-stage damage identification method

收稿日期:2011-01-04

基金项目:重庆市科技攻关计划项目(2009AB0040)

作者简介:杨佑发(1968-),男,湖南醴陵人,教授,工学博士,E-mail:yfyang@cqnc.com。

## 0 引言

近年来,工程结构的动力检测技术得到了快速的发展。由于在建筑结构中广泛应用的框架结构是一个比较复杂的系统,要以一种显式的方法来确定结构的动力响应和损伤之间的关系比较困难<sup>[1-3]</sup>。神经网络具有强大的并行计算能力、自学习功能、联想和模式匹配能力,因而它在结构损伤识别领域受到了广泛的关注,在众多神经网络中,BP神经网络应用最广泛。一般情况下,对于多构件组成的框架结构体系,损伤组合比较复杂,如果采用基于神经网络的一步识别法对框架结构进行损伤识别,势必会造成以下结果:①训练样本数庞大,形成样本所需要的计算量巨大;②网络输入输出单元数很多,网络结构复杂,收敛困难,损伤识别精度较低<sup>[4-6]</sup>。因此,笔者在前人的相关研究基础上,提出了基于神经网络的框架结构损伤多重分步识别方法,利用 APDL 语言和 MATLAB 语言编制程序,建立用于框架结构损伤识别的高效神经网络法。根据构件损伤的多重分步识别思路,把构件损伤识别分为 4 步:①利用神经网络建立损伤异常过滤器对构件损伤进行预警;②以频率构造的组合指标作为神经网络输入向量,对构件损伤进行初步定位;③以频率和模态振型构造的组合指标作为神经网络输入向量,对构件损伤进行具体定位;④以频率平方变化率作为神经网络输入向量,对构件损伤程度进行识别。

## 1 计算模型

构件损伤识别的技术路线如图 1 所示。框架结构的计算模型如图 2 所示,其中加圆圈的数字表示构件编号。框架结构模型的参数如下:弹性模量  $E = 3 \times 10^4$  MPa,泊松比  $\nu = 0.3$ ,材料密度  $\rho = 2500$  kg·m<sup>-3</sup>,梁的截面尺寸为 300 mm × 600 mm,截面惯性矩  $I_1 = 5.4 \times 10^9$  mm<sup>4</sup>,柱的截面尺寸为 500 mm × 500 mm,截面惯性矩  $I_2 = 5.21 \times 10^9$  mm<sup>4</sup>。

## 2 损伤预警

利用 BP 神经网络建立损伤异常过滤器对构件损伤进行预警。通过完好结构的自振频率训练网络,建立结构的健康状态模式,当把未知状态下的自振频率输入到已经训练好的网络时,网络将检查新的模式是否偏离已经建立的健康状态模式,这一过程可以称为结构的异常检测,根据异常检测的结果

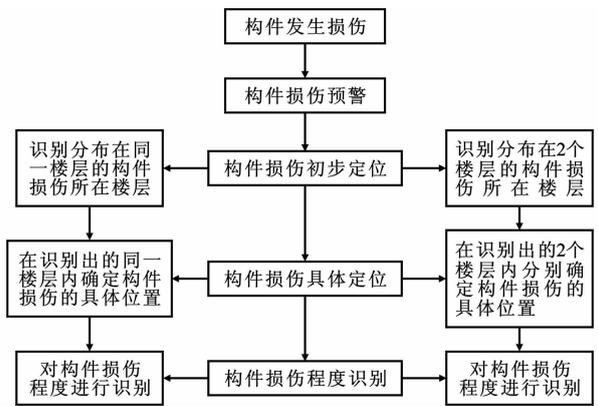


图 1 构件损伤识别的技术路线

Fig. 1 Technical Route for Identifying Member Damage

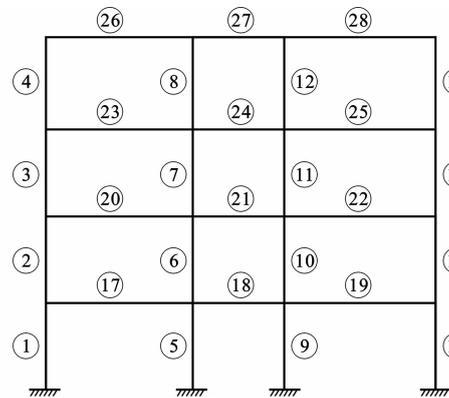


图 2 计算模型

Fig. 2 Calculated Model

可实现损伤预警。

在网络的训练阶段,把多次测量的完好结构自振频率组成的向量  $f$  输入神经网络,输出目标  $Y = (y_1, y_2, \dots, y_n)^T$  定义为

$$y_i = k(f_i - m_i) + m_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (1)$$

式中:  $k$  为一个正常数;  $m_i$  为输入向量  $f$  中的第  $i$  个元素  $f_i$  的平均值。

网络训练完成后,再将输入向量  $f$  输入到训练好的网络,得到输出  $Y^*$ ,于是训练阶段的异常指标  $\lambda_1$  定义为

$$\lambda_1 = \|Y^* - Y\| \quad (2)$$

设  $X_i = (x_{1i}, x_{2i}, \dots, x_{ni})^T$  是网络测试阶段的输入向量,  $Y_i = (y_{1i}, y_{2i}, \dots, y_{ni})^T$  是测试阶段的期望输出,在网络的测试阶段,将一系列来自同一结构、未知状态下的自振频率输入到训练好的神经网络,得到输出  $Y_i^*$ ,于是测试阶段的异常指标  $\lambda_2$  定义为

$$\lambda_2 = \|Y_i^* - Y_i\| \quad (3)$$

$Y_i$  中的第  $i$  个元素  $y_{ii}$  为

$$y_{ii} = k(x_{ii} - m_i) + m_i \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

将  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  进行比较可知,如果测试阶段的异

常指标  $\lambda_2$  偏离训练阶段的异常指标  $\lambda_1$ , 则表示损伤产生; 若 2 个序列不可分, 则表示无损伤。

选取表 1 中的 8 种损伤工况, 利用有限元模型计算出健康状态和损伤状态下的前 8 阶频率。将计算的自振频率加上 1% 水平的测量噪声, 其中测量噪声用均值为 0、方差为 1 的高斯白噪声模拟。8 种损伤工况下的构件损伤预警结果如图 3 所示。

由图 3 可以看出, 对于包含测量噪声的训练样本, 其异常指标无法预警损伤工况 G2 和 G6 下的构件损伤, 而对于其他损伤工况下的构件损伤都能准确地预警, 这与测量噪声引起的误差及损伤引起的模态频率变化率有关。可运用异常指标进行预警的损伤工况有 G1、G4、G5、G7、G8, 它们由损伤引起的

表 1 损伤工况

Tab. 1 Damage Conditions

损伤工况	构件损伤情况
G1	2s35
G2	21s65
G3	20s35+21s40
G4	6s35+10s35
G5	2s45+22s45
G6	20s20+24s55
G7	2s40+15s35
G8	10s60+23s60

注: 2s35 表示 2 号构件发生了 35% 的损伤, 其他类似; 20s35+21s40 表示 20 号构件发生了 35% 的损伤和 21 号构件发生了 40% 的损伤, 其他类似。

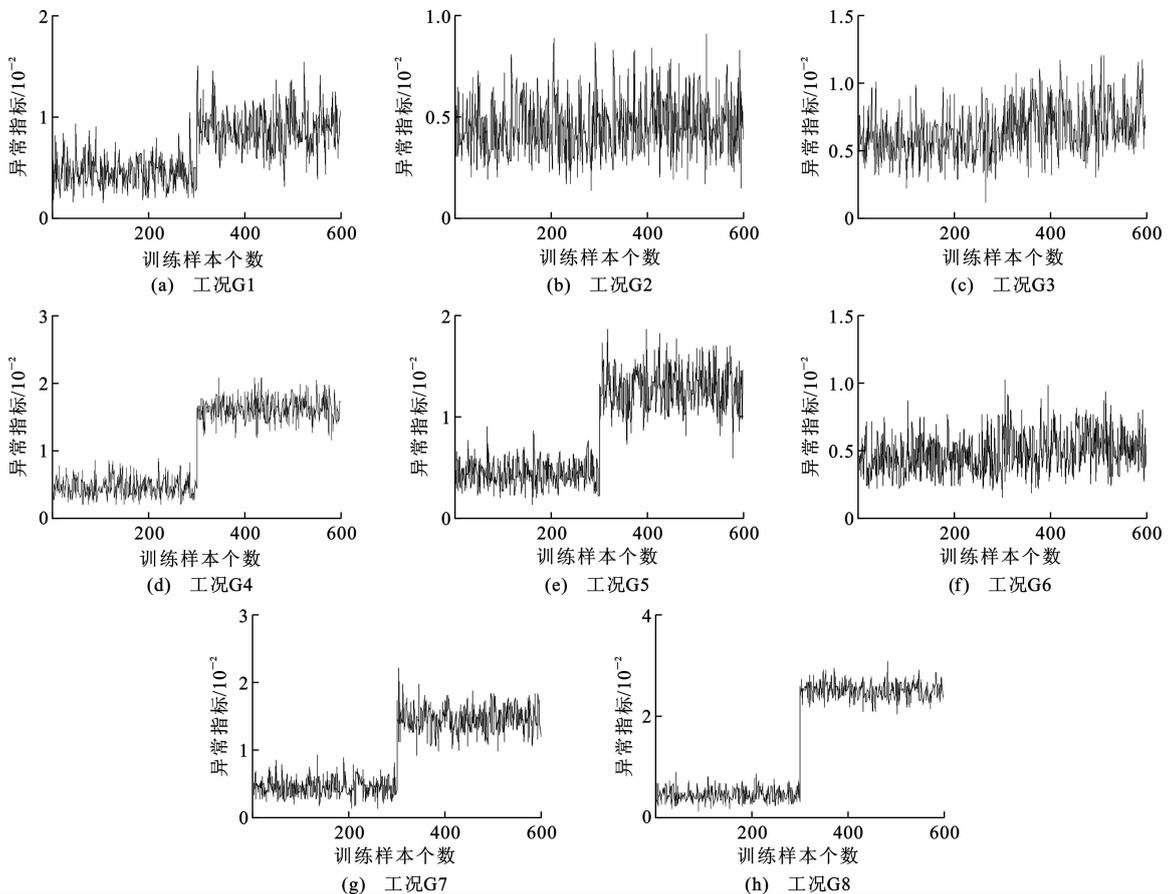


图 3 8 种损伤工况下的构件损伤预警结果

Fig. 3 Results of Member Damage Alarming Under Eight Damage Conditions

最大频率变化率分别为 2.95%、6.42%、3.75%、4.23%、12.26%, 这些数值都大于 2.8%; 无法运用异常指标进行预警的损伤工况是 G2、G6, 它们由损伤引起的最大频率变化率分别为 2.55%、2.36%, 这些数值都小于 2.8%; 刚好能够运用异常指标进行预警的损伤工况是 G3, 它由损伤引起的最大频率变化率为 2.8%。由上述分析可得: 当损伤引起的最

大频率变化率大于测量误差时, 损伤异常过滤器就能明确判断损伤是否出现; 当损伤引起的最大频率变化率小于测量误差但大于 2.8% 时, 损伤异常过滤器也能判断损伤是否出现。

### 3 损伤初步定位

研究表明: 标准化频率变化率  $N$  和频率变化比

$F$  都为损伤定位指标<sup>[7-12]</sup>,本文中采用频率组合指标  $X_1$  对构件损伤初步定位。

组合指标  $X_1$  表示为

$$X_1 = \{N_1, N_2, \dots, N_n, F_{21}, F_{32}, \dots, F_{n(n-1)}\} \quad (5)$$

式中: $n$  为固有频率阶次; $N_n$  表示第  $n$  阶标准化频率变化率; $F_{n(n-1)}$  表示第  $n$  阶与第  $n-1$  阶频率变化比。

为了对比分析,另外选取单一损伤定位指标  $N$ 、 $F$ 。考虑到结构的对称性,在形成神经网络训练样本时,对于单损伤,对称位置的构件只考虑 1 根构件损伤 50%,共有 16 种损伤工况;对于 2 根构件损伤,对称位置的构件组合只取其中 1 组的 2 根构件同时损伤(50%,50%)、(30%,70%)、(70%,30%),共有 612 种损伤工况,因此训练样本一共有 628 种损伤工况。网络理想输出采用二进制编码(数值 1 对应有损伤的楼层,数值 0 对应无损伤的楼层),神经网络输出中大于 0.5 的数值所对应的楼层确认为有损伤。

采用结构的前 8 阶频率,3 种网络的训练步数分别为 2 268、5 281、9 028,可见,采用组合指标  $X_1$  的网络收敛最快。采用 3 类输入向量的网络对构件损伤初步定位结果如图 4 所示。由图 4 可以看出,采用组合指标  $X_1$  网络和采用频率变化比的网络能够准确地识别出构件损伤的初步位置,而采用标准化频率变化率的网络则对损伤工况 G6 发生误判。

## 4 损伤具体定位

采用固有频率和少数测试点的 1 阶模态振型水平分量构造组合指标  $X_2$ ,即

$$X_2 = \{N_1, N_2, \dots, N_m, D_{S1}(1), D_{S1}(2), \dots, D_{S1}(l)\} \quad (6)$$

式中: $m$  为固有频率阶次; $l$  表示模态分量的测试点编号; $N_m$  表示第  $m$  阶标准化频率变化率; $D_{S1}(l)$  表示第 1 阶模态数据计算的第  $l$  个测试点的  $D_S$  值, $D_S$  为频率和振型组合的损伤指标,该指标只与损伤位置有关而与损伤程度无关。

模态振型分量测试点 1、2、3、4、5、6、7、8 都是所在柱的中点部位,其水平分量分别用符号  $\varphi_1$ 、 $\varphi_2$ 、 $\varphi_3$ 、 $\varphi_4$ 、 $\varphi_5$ 、 $\varphi_6$ 、 $\varphi_7$ 、 $\varphi_8$  表示。选取前 6 阶频率和 8 个测试点的模态分量来计算组合指标  $X_2$ 。

对构件损伤具体定位分为 2 个子网进行识别。子网 1 识别分布在 1 层的构件损伤具体位置,子网 2 识别分布在 2 层的构件损伤具体位置。形成神经网络训练样本的方法是:考虑 1 根构件损伤 50%,

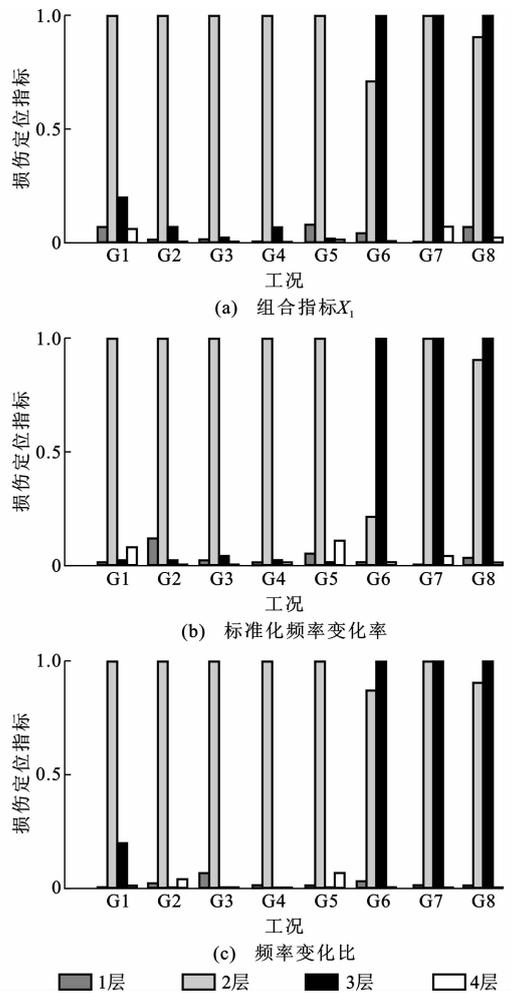


图 4 构件损伤初步定位结果

Fig. 4 Primary Location Results of Member Damage

取 2 根构件同时损伤(50%,50%)、(30%,70%)、(70%,30%)。对于子网 1,有 70 种损伤工况,对于子网 2,有 147 种损伤工况,分别计算出相应损伤工况下的前 10 阶固有频率和第 1 阶模态分量。网络理想输出采用二进制编码(数值 1 对应有损伤的构件,数值 0 对应无损伤的构件),神经网络输出中大于 0.7 的数值所对应的楼层确认为有损伤构件。

神经网络的具体定位识别结果如图 5 所示,其中 G1~G5 为子网 1 的识别结果,G6~G8 为子网 2 的识别结果。

## 5 损伤程度识别

构件损伤程度的识别指标采用频率平方变化率  $R$  表示

$$R = \{R_1, R_2, \dots, R_m\} \quad (7)$$

构件损伤程度识别的具体方法是:以已知损伤构件(构件组)产生不同损伤程度(组合)时的结构作为样本进行分析,用计算的损伤指标  $R$  来训练神

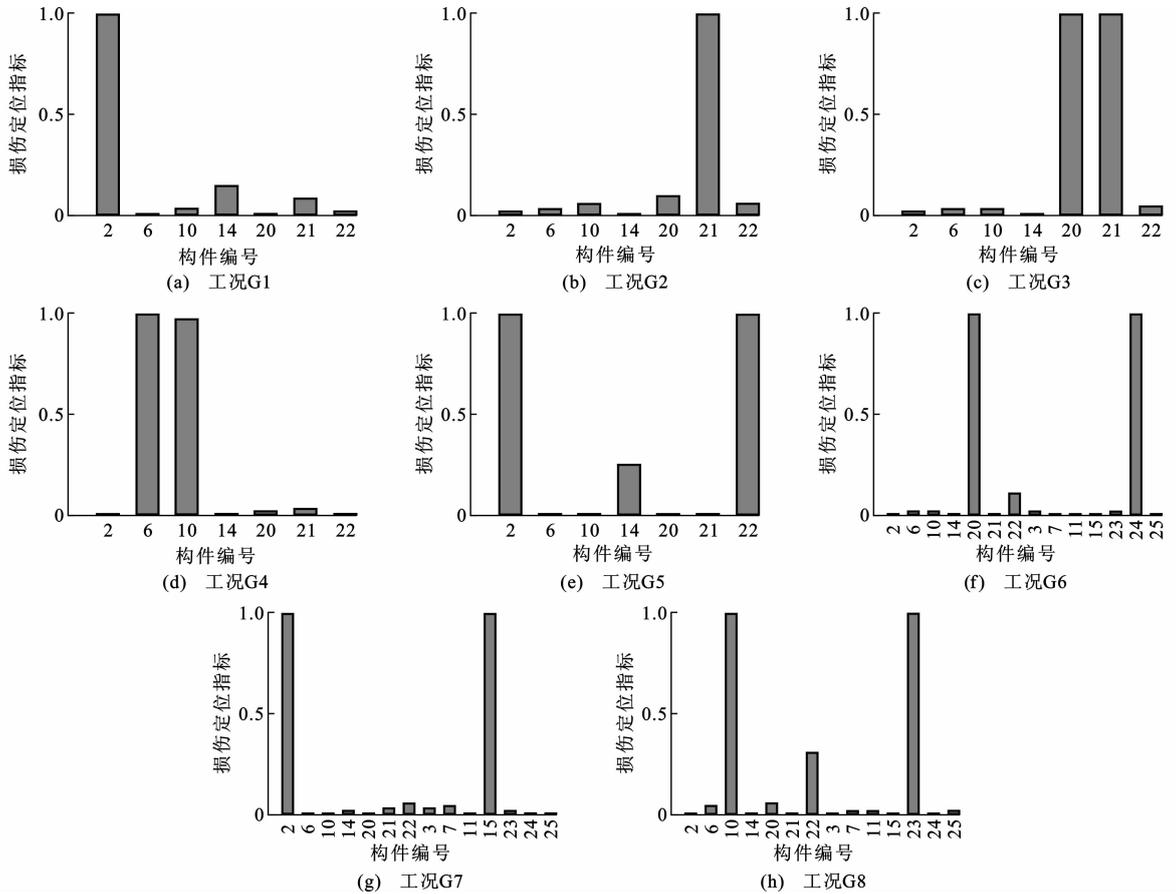


图5 构件损伤具体定位结果

Fig. 5 Specific Location Results of Member Damage

神经网络,然后把测试样本输入到训练好的神经网络来识别构件的损伤程度;选取前4阶频率识别构件损伤程度。

训练样本的形成方法是:1根构件损伤10%、20%、30%、40%、50%、60%、70%,2根构件同时损伤(10%,10%)、(20%,20%)、(30%,30%)、(40%,40%)、(50%,50%)、(60%,60%)、(70%,70%)、(20%,30%)、(20%,40%)、(20%,50%)、(20%,60%)、(20%,70%)、(30%,40%)、(30%,50%)、(30%,60%)、(30%,70%)、(40%,50%)、(40%,60%)、(40%,70%)、(50%,60%)、(50%,70%)、(60%,70%)、(30%,20%)、(40%,20%)、(50%,20%)、(60%,20%)、(70%,20%)、(40%,30%)、(50%,30%)、(60%,30%)、(70%,30%)、(50%,40%)、(60%,40%)、(70%,40%)、(60%,50%)、(70%,50%)、(70%,60%)。训练样本所对应的神经网络理想输出为构件损伤程度。神经网络的测试样本采用表1中的8种损伤工况。采用前4阶的频率进行计算,构件损伤程度识别结果如表2所示,表2中识别相对误差取网络识别值与实际值的绝对误

表2 构件损伤程度识别结果

Tab. 2 Identification Results of Member Damage Degree

损伤工况	损伤程度实际值		损伤定位指标		识别相对误差/%	
	损伤1	损伤2	损伤1	损伤2	损伤1	损伤2
G1	0.35		0.356 7		0.67	
G2	0.65		0.637 5		1.25	
G3	0.35	0.40	0.341 9	0.409 1	0.81	0.91
G4	0.35	0.35	0.332 1	0.331 0	0.79	1.90
G5	0.45	0.45	0.456 5	0.445 6	0.65	0.44
G6	0.20	0.55	0.205 7	0.552 9	0.57	0.29
G7	0.40	0.35	0.397 5	0.352 2	0.25	0.22
G8	0.60	0.60	0.592 5	0.594 2	0.75	0.58

差的绝对值。由表2可以看出,该方法对构件损伤程度识别相对误差控制在2%以内,效果非常好。

## 6 结语

(1)利用神经网络建立的损伤异常过滤器能够很好地对构件损伤进行预警。当损伤引起的最大频率变化率大于测量误差时,损伤异常过滤器就能明确判断结构损伤是否出现;当损伤引起的最大频率变化率小于测量误差时,损伤异常过滤器也能判断

损伤是否出现,但是,最大频率变化率必须大于 2.8%。

(2)提出的组合指标  $X_1$  能够更加全面地反映构件损伤的位置信息,与单一损伤定位指标相比,不但可以加快神经网络的训练收敛,而且能有效地避免对构件损伤位置的误判。

(3)只需利用结构的前几阶频率及少数测试点上的低阶模态振型分量,采用组合指标  $X_2$  作为输入向量的神经网络可以准确地识别构件损伤的具体位置。

(4)采用频率平方变化率作为输入向量的神经网络能够很好对构件损伤程度进行识别,其识别相对误差控制在 2% 以内。

### 参考文献:

### References:

- [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 Shao-fei. Structural Optimization and Damage Detection Based on Neural Networks[M]. Beijing: Science Press,2002.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] HEARN G, TESTA R B. Modal Analysis for Damage Detection in Structures[J]. Journal of Structural Engineering,1991,117(10):3042-3063.
- [5] 于德介,雷 慧,程军圣. 基于 BP 神经网络与柔度变化的结构破损诊断[J]. 振动工程学报,2001,14(3):345-348.  
YU De-jie, LEI Hui, CHENG Jun-sheng. A Method for Structural Damage Detection Based on Back Propagation Neural Network and Flexibility Changes[J]. Journal of Vibration Engineering,2001,14(3):345-348.
- [6] 吴 波,胡云霞. 基于 BP 神经网络的空间索杆结构节点损伤识别研究[J]. 地震工程与工程振动,2006,26(1):83-88.  
WU Bo, HU Yun-xia. Research on Damage Identification of Joints in a Practical Spatial Cable-strut Structure Based on Back-propagation Neural Networks[J]. Earthquake Engineering and Engineering Vibration,2006,26(1):83-88.
- [7] 孙宗光,高赞明,倪一清. 基于神经网络的损伤构件及损伤程度识别[J]. 工程力学,2006,23(2):18-22.  
SUN Zong-guang, KO Jan-ming, NI Yi-qing. Identification of Damaged Members and Damage Extent in Bridge Deck by Neural Network[J]. Engineering Mechanics,2006,23(2):18-22.
- [8] 刘义艳,段晨东,巨永锋,等. 基于神经网络与特征融合的损伤诊断方法[J]. 长安大学学报:自然科学版,2008,28(6):106-110.  
LIU Yi-yan, DUAN Chen-dong, JU Yong-feng, et al. Diagnosis Method of Structure Damage Using Neural Network and Feature Fusion[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition,2008,28(6):106-110.
- [9] 张刚刚,王春生,徐 岳. 基于径向基函数神经网络的斜拉桥损伤识别[J]. 长安大学学报:自然科学版,2006,26(1):49-53.  
ZHANG Gang-gang, WANG Chun-sheng, XU Yue. Damage Detection of Cable-stayed Bridge Based on RBF Neural Network[J]. Journal of Chang'an University: Natural Science Edition,2006,26(1):49-53.
- [10] 田 洁,周 楠. 填充墙框架结构在地震作用下的滞回特性与损伤分析[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2008,40(2):189-195.  
TIAN Jie, ZHOU Nan. Hysteretic Response and Damage Analysis of Masonry Infilled Frames Under Severe Earthquake[J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology: Natural Science Edition,2008,40(2):189-195.
- [11] 喻 磊,姚谦峰,张 荫. 基于集中损伤力学的钢筋混凝土框架结构非线性分析[J]. 西安建筑科技大学学报:自然科学版,2006,38(4):518-522.  
YU Lei, YAO Qian-feng, ZHANG Yin. Nonlinear Analysis of Reinforced Concrete Frames Based on Lumped Damage Mechanics[J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology: Natural Science Edition,2006,38(4):518-522.
- [12] 向天宇,赵人达. 结构损伤识别的双重网格算法[J]. 中国公路学报,2006,19(4):94-97.  
XIANG Tian-yu, ZHAO Ren-da. Dual Mesh Method for Structure Damage Detection[J]. China Journal of Highway and Transport,2006,19(4):94-97.