

文章编号:1671-8879(2016)03-0041-08

# 神经网络法剔除结构损伤检测中的温变影响

顾箭峰, 邬晓光, 姚玉玲

(长安大学 公路学院, 陕西 西安 710064)

**摘 要:**为了研究一种基于神经网络与奇异分析技术的结构损伤检测方法来剔除不利温变影响,以 1 座能代表中小跨桥梁性能的基准结构的有限元模型为例,分析温变和多级损伤对结构频率的影响,研究该检测方法的有效性和可靠性。以温变条件下无损结构的温度数据和前 10 阶竖向模态频率训练 BP 神经网络(BPNN),来构建温度和频率间的量化模型;然后用该网络来预测不同温度条件下结构的频率,计算频率预测误差来消除温变影响;以该预测误差的欧式范数为奇异指标,用结构待检状态奇异指标序列均值与健康状态的相对变化率来指示损伤的存在。研究结果表明:该方法不仅能可靠地检测温变条件下结构的损伤,而且能定性地区分结构整体损伤程度的大小,具有很强的噪声鲁棒性。

**关键词:**桥梁工程;基于频率的损伤检测;BP 神经网络;温变

**中图分类号:**U447

**文献标志码:**A

## Eliminating temperature influences in structural damage detection by using neural network

GU Jian-feng, WU Xiao-guang, YAO Yu-ling

(School of Highway, Chang'an University, Xi'an 710064, Shaanxi, China)

**Abstract:** In order to eliminate adverse influences of temperature fluctuation on damage detection, a method based on neural network and a novel detection technique was proposed. Taking finite element models of a benchmark grid structure as example, which was representative of short to and medium-span bridges, this paper analyzed the influence of temperature variations and several damage scenarios on structural frequency to testify the validity and reliability of the proposed method. A backward propagation neural network (BPNN) was established to formulate the quantitative model of temperature and frequencies of the first ten vertical modes for the intact structure under varying temperatures. Then, structural frequencies were predicted by the BPNN under the conditions of different temperatures, and then prediction errors between the network outputs and the target frequencies were calculated to eliminate temperature effects. Subsequently, Euclidean norm of prediction errors was utilized as a novelty index, and the relative difference between average values of novelty index sequences of candidate structure and intact structure were adopted as an indicator to detect damage. The results show that the proposed method is capable of ascertaining whether damage has occurred reliably and discriminate

收稿日期:2015-11-24

基金项目:中央高校基本科研业务费专项资金项目(CHD2011ZD006)

作者简介:顾箭峰(1986-),男,湖北咸宁人,工学博士研究生,E-mail:gujianfeng\_12345@163.com。

the general damage severity of the structure qualitatively regardless of varying temperatures. Additionally, this method has remarkable noise robustness. 6 tabs, 9 figs, 20 refs.

**Key words:** bridge engineering; frequency-based damage detection; BP neural network; temperature fluctuation

## 0 引言

由于运营过程中载荷作用、环境侵蚀及自然灾害的影响,桥梁结构不可避免地产生开裂等损伤<sup>[1]</sup>。为避免损伤累积而导致结构失效甚至坍塌,能及早识别损伤的结构健康监测技术已成为桥梁工程领域发展的热点<sup>[2-3]</sup>。近 20 年来,由于信号处理和动力测试技术的快速发展,通过监测动态特性变化来识别结构健康状况的基于振动的损伤检测法得到了广泛的应用<sup>[4-5]</sup>。这类方法常以频率<sup>[3,5]</sup>、振型<sup>[5-6]</sup>、模态柔度<sup>[7]</sup>、模态刚度<sup>[8]</sup>、模态曲率<sup>[2,5]</sup>等模态参数为损伤敏感特征<sup>[2-3,5-8]</sup>,由于频率是其中最易得且测量精度较高的参数,故基于该参数的损伤检测一直受到广大学者的关注。

实际桥梁结构损伤检测过程中,环境因素(温度、湿度、风速等)变化不可避免地导致结构动力参数变化<sup>[4]</sup>。温度是其中最主要的影响因素,正常温变引起的结构频率变化常可湮没中度损伤导致的变化<sup>[9]</sup>;若忽略其不利影响,基于频率的损伤检测结果将会发生误判。为得到有效可靠的损伤检测结果,国内外学者已提出结合回归分析<sup>[9-10]</sup>、主成分分析<sup>[11-12]</sup>、协整变换<sup>[3]</sup>、神经网络<sup>[5,13]</sup>等技术的各种检测新方法。其中,神经网络技术一直都是相关研究的热点,常被用来剔除损伤检测中的温变影响<sup>[1-2,5]</sup>。基于神经网络的损伤检测法大多以预设多种可能发生的损伤工况为前提,用结构在健康和各类假定损伤工况下的数据来训练神经网络,实质上均属监督学习和模式分类。其检测结果的准确性受预设损伤工况的全面性限制,若待检结构工况未参与网络的学习,则检测结果很可能发生误判,实用性较差。Zhou 等提出一种 BPNN 和自联想神经网络(AANN)相结合的损伤检测法,成功用于温变条件下的香港汀九大桥模型的损伤检测<sup>[13]</sup>。虽然该方法检测结果准确,但是计算量较大,过程复杂,因此,寻找一种简单实用的损伤检测法尤为重要。

为避免温变导致基于频率的结构损伤检测结果出现误判,本文提出了一种神经网络和奇异分析技术相结合的方法。以某桥梁结构健康监测基准结构的有限元模型为研究对象,考虑整体温变及横向温

差作用,以无损结构的温度数据为输入,相应的前 10 阶竖向模态频率值作为输出,训练 BPNN 模型以构建温度和频率间的量化模型;运用该网络预测不同温度条件下结构待检状态的频率值,用网络预测频率与期望输出频率间的欧式距离为奇异指标,对比结构待检状态的指标序列和健康结构指标序列的均值来检测损伤。为验证该方法的可靠性和噪声鲁棒性,在模型中模拟结构发生多级刚度折减损伤,且考虑不同水平的噪声干扰。

## 1 基于神经网络和奇异分析的损伤检测方法

### 1.1 BP 神经网络

BPNN 是一种采用误差反馈传播的多层前向网络,由于隐含层采用非线性传递函数的 3 层 BPNN 可拟合输入与输出的任何非线性关系<sup>[14]</sup>,其常被应用于多维数据的特征提取、维度缩聚及模式识别。温变条件下桥梁结构的损伤检测实质上就是模式识别,故 BPNN 可作为解决该问题的有效手段<sup>[15]</sup>。

BPNN 结构一般含输入、隐含和输出 3 层,如下页图 1 所示。当网络得到充分训练后,它能提取和学习输入与输出模式间的映射关系,却无需了解其具体算法<sup>[16]</sup>。训练过程中,输入数据前导至输出层,然后以网络输出与期望输出间误差反向传播来修正输出层和隐含层的权值和阈值,直至两者一致。以健康结构的温度和频率数据作为输入和输出来训练 BPNN,可拟合温度对频率作用的定量模型。当温度数据输入该网络时,则可预测该温度条件下无损结构的频率;而当结构存在损伤时,损伤也会使其频率变化,此时结构频率与预测频率间将存在明显差异,因此应计算两者之间的误差  $E$  来消除温度影响。

### 1.2 奇异分析技术

奇异分析技术即通过数据分析来甄别异常点的偏差,区别其属于随机偏差还是源自不同的机制。在多元数据的奇异分析中,多种距离指标被频繁运用。Worden 等把离群分析技术引入损伤检测中,以传递函数特征参数的马氏距离为指标成功地识别

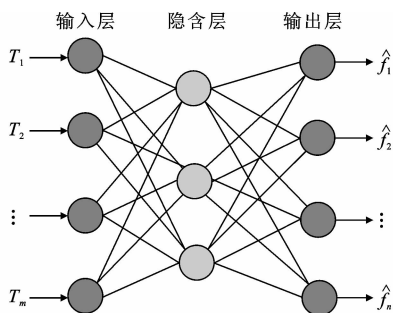


图 1 BP 神经网络 (BPNN) 结构

Fig. 1 Configuration of BP neural network (BPNN)

了多个数值结构的局部刚度折减损伤<sup>[17]</sup>。

为消除数据固有的不确定性检测结果的影响, 本文构造网络预测频率与结构实际频率间的欧式距离作为奇异指标 (novelty index, NI) 来检测损伤。当未知状态结构的温度数据  $T=[T_1', \dots, T_m']^T$  输入图 1 的 BPNN 时, 输出预测频率数据为  $\hat{f}'=[\hat{f}_1', \hat{f}_2', \dots, \hat{f}_n']^T$ , 而实际频率数据为  $f'=[f_1', f_2', \dots, f_n']^T$ , 此时, 奇异指标 NI 值为

$$I_{NI}(f') = \|E\| = \|f' - \hat{f}'\| \quad (1)$$

式中:  $I_{NI}$  为 NI 的计算参数。

当结构仍处于健康状态时, NI 值趋于 0; 而结构存在损伤时, NI 值将显著增大, 可用来指示损伤。

### 1.3 基于 BP 神经网络和奇异分析技术的损伤检测方法

由以上分析可知, 本文方法进行损伤检测的步骤可分为温度-频率量化模型构造、温度效应剔除和损伤检测 3 部分。方法流程如图 2 所示。

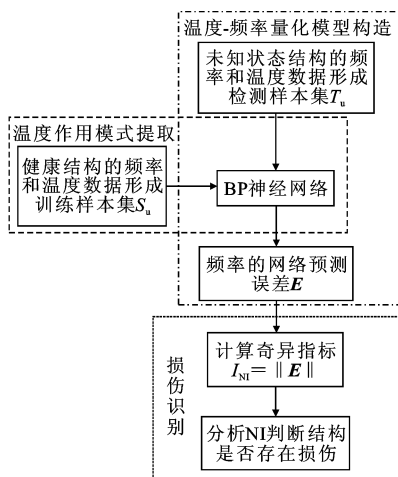


图 2 损伤检测方法流程

Fig. 2 Flowchart of damage detection method

首先利用健康状态结构的温度和频率数据作为训练样本对 BPNN 进行充分训练, 以构造温变和频率间的量化模型。

然后, 利用训练有素的 BPNN 剔除温变效应。用未知状态结构的温度数据来预测其频率数据, 计算网络输出与期望输出间的频率预测误差  $E$  来剔除温变影响。

对频率预测误差  $E$  进行奇异分析, 构造  $E$  的欧氏范数作为奇异指标 NI。对比结构在未知状态和健康状态的 NI 序列, 判断结构是否存在损伤。

## 2 桥梁结构健康监测基准试验模型仿真分析

### 2.1 桥梁基准结构试验

为促进结构健康监测 (structural health monitoring, SHM) 和损伤识别技术的发展, ASCE、IASC 等国际机构自 2000 年后建立了多个可供广大学者协作研究的基准结构模型。其中, 为促进中小跨径桥梁结构 SHM 的研究, 一个可代表大多数中小跨桥梁动力性能的基准试验模型在美国中佛罗里达大学 (UCF) 结构实验室建成。图 3 中两跨钢框架结构由 2 根长 5.49 m 的工字钢纵梁 (S3×5.7 截面 (截面高 7.62 cm, 每延米质量为 8.48 kg/m)) 和 7 根相同截面的横梁构成。横纵梁连接点处在腹板间设角钢, 而顶底板上设缀板进行螺栓连接, 以便于构件的拆除和替换。而框架两端和中点铰接在锚固于地面的 6 根 1.07 m 长的柱子 (W12×26 截面 (截面高 30.48 cm, 每延米质量为 38.7 kg/m)) 上。有关模型设计与制作细节可参考文献 [18-19]。



图 3 桥梁结构健康监测基准结构试验模型

Fig. 3 Laboratorial model of bridge structural health monitoring benchmark structure

在 14 个纵横梁连接点 (下页图 4) 上布置加速度计, 采用力锤在 N2、N5、N6 和 N12 这 4 个点进行单点激振, 测取冲击试验中 14 个点的加速度响应信号。利用复模态指示函数法识别试验模型前 10 阶竖向模态频率及振型描述<sup>[18-19]</sup>, 如下页表 1 所示。

### 2.2 有限元模型

采用 SAP2000 建立该 benchmark 结构的有限元模型, 如下页图 5(a) 所示。钢材基本参数: 密度  $\rho=$

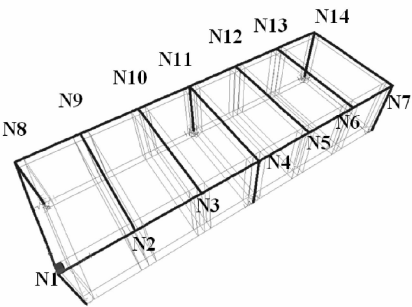


图 4 桥梁基准结构节点编号

Fig. 4 Node numbers of bridge benchmark structure  
7 800 kg/m<sup>3</sup>,泊松比  $\mu=0.3$ 。该模型共 177 个节点,183 个梁单元,3 种截面。除纵横梁 S3×5.7 和柱子 W12×26 截面外,为考虑纵横梁连接处上下缀板对截面刚度的贡献,该处单元采用一种修正 S3×5.7 截面翼缘板宽度和厚度的等效截面。运用 Ritz 法计算该数值模型的前 10 阶竖向模态频率和振型,计算结果和试验结果的对比分析见表 2。

表 1 桥梁基准结构前 10 阶竖向模态参数的试验结果

Tab. 1 First ten vertical modal parameters of the intact benchmark structure		
模态	频率/Hz	振型描述
1	22.37	弯曲
2	27.00	弯扭
3	33.38	弯曲
4	40.91	弯扭
5	64.93	弯曲
6	67.27	弯曲
7	94.21	弯曲
8	96.56	弯曲
9	103.58	弯扭
10	120.65	弯曲

表 2 桥梁基准试验结构前 10 阶竖向模态

参数试验值和计算值对比

Tab. 2 Comparison of the first ten vertical modal parameters between FE model and experimental model for the intact benchmark structure			
模态	频率计算值/Hz	相对差值/%	模态置信准则系数(MAC)
1	21.89	-2.15	1.00
2	26.12	-3.26	1.00
3	33.38	0.00	1.00
4	40.69	-0.54	1.00
5	63.43	-2.31	1.00
6	67.02	-0.37	0.94
7	90.59	-3.84	1.00
8	92.91	-3.78	1.00
9	102.03	-1.50	1.00
10	124.05	2.82	0.98

表 2 数据显示,前 10 阶竖向模态频率的计算结果与试验结果间相对差值不超过 4%,且两者的前 10 阶振型的模态置信准则系数(modal assurance criteria,MAC)均接近 1。因此,有限元模型计算结果与试验结果高度吻合,该模型可准确模拟试验结构的动力特性。

2.3 温变和损伤对结构频率的影响

温变主要通过改变材料的弹性模量来改变结构整体刚度,而损伤仅改变结构局部刚度。为模拟实际桥梁结构的整体温变和横向温差作用,假定有限元模型的温度分布如图 5(a)、(b)所示。为在桥梁基准结构模型中考虑温变对频率的影响,在有限元模型中定义钢材的弹性模量和温度的关系如图 5(c)所示。模型两侧纵梁及墩柱的温度分别为  $T_1$ 、 $T_2$ ,

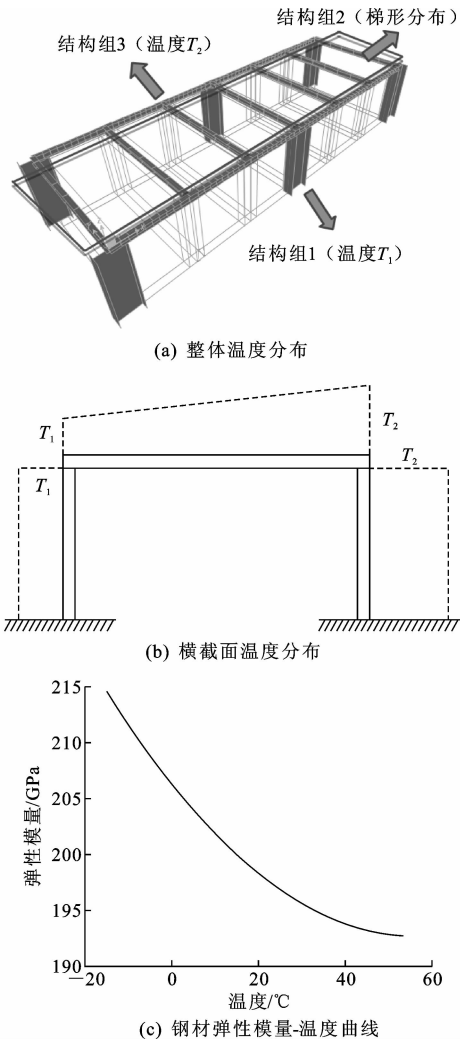
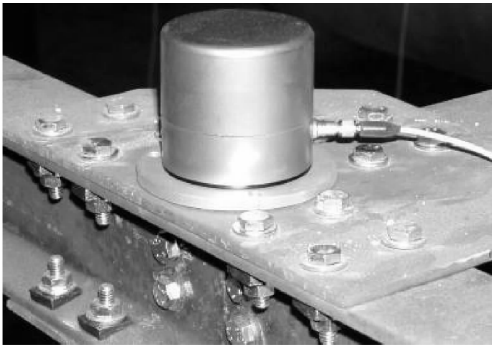


图 5 桥梁基准结构有限元模型温度分布及钢材弹性模量-温度曲线

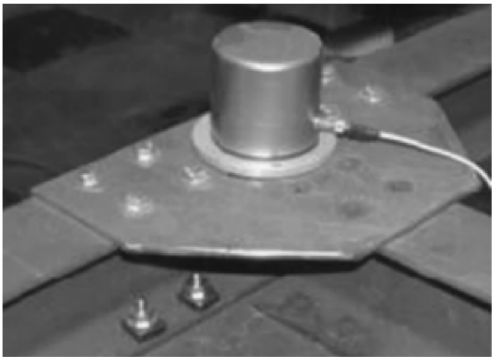
Fig. 5 Temperature distribution in FE model of bridge benchmark structure and relationship curve between steel modulus and temperature

假定其变化范围为 $15\text{ }^{\circ}\text{C}\sim 50\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,两者间横向温差最大值为 $20\text{ }^{\circ}\text{C}$ ,而横梁温度呈梯形分布。特征值计算时,为考虑温变引起的次内力对结构刚度的影响,计入几何非线性影响。

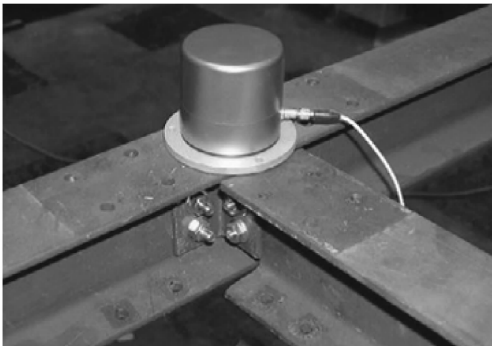
桥梁结构在运营过程中常会因开裂、锈蚀等病害而出现局部刚度削弱,基准结构试验通过移除纵横梁连接点处的螺栓和上下缀板来模拟这 2 种损伤(图 6)。Burkett 等研究表明,这些局部损伤虽不能引起结构振型显著改变,但是会引起频率明显波动<sup>[18-20]</sup>。在参照试验模型损伤的基础上,在有限元模型中设定了损伤程度逐渐递增的 4 种损伤工况 DC1~DC4,具体列于表 3,其具体损伤位置参考图 4。



(a) 健康状态(HC)



(b) DC1损伤工况



(c) DC2损伤工况

图 6 桥梁基准试验结构健康及损伤工况的纵横梁连接点构造  
Fig. 6 Details of connection joints of the laboratorial model of bridge benchmark structure in intact state and damage scenarios

表 3 桥梁基准试验结构和有限元模型损伤工况				
Tab. 3 Experimental and numerical damage scenarios of bridge benchmark structure				
损伤工况	损伤特征	试验结构	有限元模型	损伤位置
DC1 (轻微)	横梁端部铰链形成	卸掉横梁梁端缀板上的 8 个螺栓	释放横梁两端的抗弯刚度	节点 3、10
DC2 (较弱)	减小连接点处梁的抗弯刚度,且横梁端部形成铰链	卸掉缀板和连接螺栓	释放横梁一端抗弯刚度,且连接点处梁单元均替换成 S3×5.7 截面。	节点 3
DC3 (中度)	减小连接点处梁的抗弯刚度,且横梁端部形成铰链		释放横梁两端抗弯刚度,且交点处梁单元均替换成 S3×5.7 截面。	节点 3、10
DC4 (严重)	减小连接点处梁的抗弯刚度,且横梁端部形成铰链		释放横梁两端抗弯刚度,且交点处梁单元均替换成 S3×5.7 截面。	节点 3、10、5、12

为分析温变和损伤对频率的影响,对健康状态(HC)和 4 种损伤工况的有限元模型均赋予 1 000 种不同的温度分布条件,每种温度分布条件均满足前述的温度分布模式,且温度值在假定范围内随机选取。计算这 5 种工况下桥梁基准结构有限元模型的前 10 阶竖向模态频率,如图 7 所示,下页表 4 对部分结果进行统计分析。由图 7 和表 4 可知,温变条件下,结构各工况的每阶频率波动均较大,且波动范围均有交叉,难以直观地判别结构损伤存在。所以温变影响可导致基于频率的损伤检测法失效,应剔除温变的不利影响。

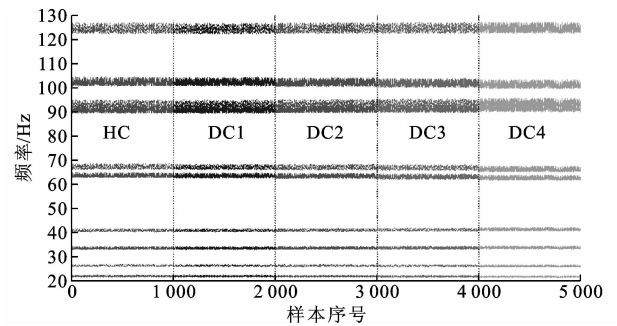


图 7 健康状态和各损伤工况的桥梁基准结构前 10 阶频率分布  
Fig. 7 Comparison of the first ten frequencies of bridge benchmark structure in healthy case and all damage cases under varying temperatures

表 4 温变条件下桥梁基准结构健康状态及 4 种损伤工况的部分频率统计

Tab. 4 Statistics of some frequencies for bridge benchmark structure in intact state and four damage scenarios under varying temperatures

结构状态	1 阶频率/Hz			变化率/%	4 阶频率/Hz			变化率/%	10 阶频率/Hz			变化率/%
	最小值	最大值	均值		最小值	最大值	均值		最小值	最大值	均值	
HC	21.55	22.37	21.89	3.7	40.05	41.61	40.68	3.8	122.12	126.82	124.03	3.8
DC1	21.55	22.37	21.90	3.7	40.05	41.63	40.71	3.9	121.99	126.74	123.97	3.8
DC2	21.48	22.30	21.82	3.8	40.17	41.76	40.82	3.9	122.16	126.90	124.11	3.8
DC3	21.41	22.22	21.76	3.7	40.29	41.86	40.97	3.8	122.23	126.93	124.25	3.8
DC4	21.26	22.07	21.60	3.8	40.52	42.11	41.18	3.9	122.33	127.07	124.31	3.8

3 多级损伤检测

3.1 可靠性和有效性验证

为验证本文方法的防误诊能力,另外建立了 1 000个具有不同温度值的健康状态结构模型,作为 HC2,而结构原健康工况 HC 称为 HC1。利用这 6 种工况下具有不同温度分布的桥梁基准结构模型的前 10 阶竖向模态频率和温度( $T_1$  和  $T_2$ )来检测损伤,每种工况各含 1 000 组数据。以工况 HC1 的 600 组数据为训练集,剩余 400 组为检验集,而剩余 5 种工况数据为检测集,利用这些数据集进行 BPNN 构造、训练和损伤检测。

建立 1 个 3 层的 BPNN,其隐含层和输出层激活函数分别为“tansig”和“purelin”,采用 trainlm 作为训练函数,运用 Levenberg-Marquard 学习算法进行学习。利用试误法确定隐含层神经元个数,把训练集温度作为输入向量,其频率数据作为输出向量,训练隐含层神经元个数在 2~16 范围内变化的网络;然后输入检验集至网络中,计算检验集频率的网络预测误差的均方根(MSE)。每种网络结构重复训练 500 次,每次均进行网络的随机初始化,寻找 MSE 均值最小的网络结构 2-5-10 即为最优结构。

把检测集数据输入最优结构的 BPNN 中,对温变条件下桥梁基准试验结构进行损伤检测,各工况的奇异指标 NI 序列分布如图 8 所示。由图 8 可知,尽管温度值不同,HC1 和 HC2 的奇异指标序列几乎在同一水平线上;而各损伤工况的指标序列与健康状态相比均存在明显区别,即使是损伤程度轻微的 DC1 工况。为量化这些指标间的差异,表 5 列出了各工况指标与健康工况 HC1 指标的均值相对变化率 $r_m$ 。表 5 中 HC2 的 $r_m$  值为 0.2%,而各损伤工况的 $r_m$  值为 2 658%~22 372%,随着损伤程度加重而递增。图 8 中奇异指标序列分布规律和表 5 中的统计数据表明:温变条件下,本文方法不仅可避免出现因温变影响而引起的误诊,而且能准确检测各损伤工况的结构损伤,避免漏诊发生,能定性区别

整体损伤的程度大小。因此,本文方法能有效地剔除温变的不利影响,能可靠有效地检测温变条件下桥梁基准结构的损伤。

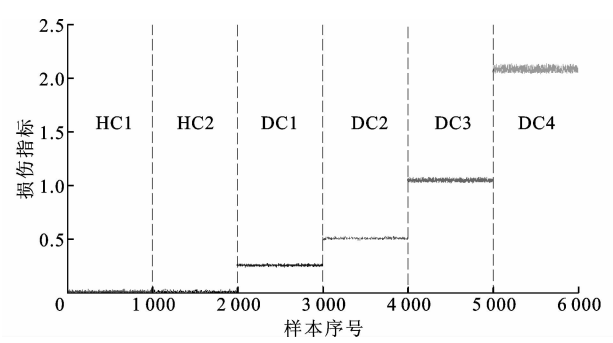


图 8 温变条件下桥梁基准结构损伤检测结果

Fig. 8 Damage detection results for bridge benchmark structure under varying temperatures

表 5 温变条件下桥梁基准结构损伤指标统计

Tab. 5 Statistics of novelty index of bridge benchmark structure under varying temperatures

奇异指标 NI	平均值	标准差	均值相对变化率 $r_m$ /%	标准差相对变化率 $r_s$ /%
HC1	0.009 245	0.005 4		
HC2	0.009 265	0.005 6	0.2	2.6
DC1	0.255 034	0.005 7	2 658.7	4.4
DC2	0.504 329	0.006 2	5 355.3	13.5
DC3	1.044 882	1.001 7	11 202.4	115.1
DC4	2.077 500	2.003 1	22 372.2	326.0

3.2 抗噪声鲁棒性分析

由于在实际测量中不可能存在无噪声干扰的数据,且噪声能引起损伤检测的误判。为验证本文方法抗噪声干扰的能力,在有限元模型计算的频率数据中加入高斯白噪声来模拟噪声干扰作用。1%和 5%噪声水平下的检测结果分别如下页图9(a)、(b)所示,相应的奇异指标统计见下页表 6。图 9 所示结果表明,即使在 5%的噪声环境中,根据奇异指标序列仍可容易地判断桥梁基准结构是否存在损伤,且能定性地区分结构的整体损伤程度大小。表 6 中 $r_m$  值随着噪声水平的加剧而减小,但是即使噪声水

平高达 5%时,各损伤工况的  $r_m$  值仍很大,足以用来判断结构损伤的存在。因此,本文方法不仅可有效地剔除温度效应,且具有较强的抗噪声干扰能力。

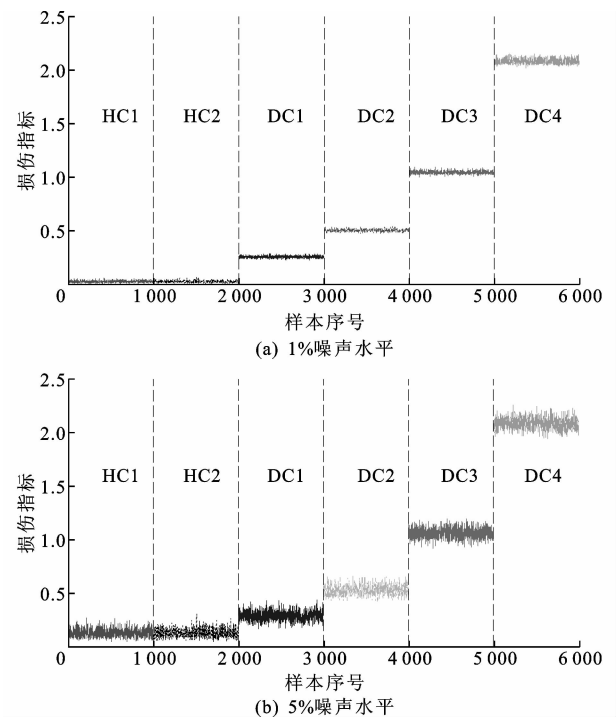


图 9 噪声干扰情况下桥梁基准结构损伤检测结果  
Fig. 9 Damage detection results for bridge benchmark structure with noise contamination

表 6 噪声干扰情况下桥梁基准结构损伤奇异指标统计  
Tab. 6 Statistics of novelty index of bridge benchmark structure with noise contamination

奇异指标 NI	平均值		均值相对变化率 $r_m/\%$	
	1%噪声水平	5%噪声水平	1%噪声水平	5%噪声水平
HC1	0.000 276	0.001 250		
HC2	0.000 276	0.001 267	0.1	1.4
DC1	0.002 561	0.002 826	827.9	126.0
DC2	0.005 039	0.005 232	1 725.6	318.5
DC3	0.010 444	0.010 549	3 683.8	743.8
DC4	0.020 775	0.020 824	7 426.8	1 565.7

## 4 结 语

(1)为剔除温变对结构损伤检测的不利影响,充分利用桥梁结构中易得且测量精度高的温度和频率数据,提出一种 BP 神经网络和奇异分析技术相结合的损伤检测方法。以结构的多阶频率为损伤敏感特征,用 BP 神经网络来构建温度对频率作用的定量模型来预测温变条件下结构的频率,计算频率预测误差以消除温度效应,最后以预测误差的欧式范数作为奇异指标来判断结构损伤存在。

(2)在一个可表征中小桥梁力学性能的桥梁 SHM 基准结构的有限元模型中模拟横向温差、整体温变和多级损伤作用,采用本文方法对其进行损伤检测。检测结构表明,该方法能有效剔除温变影响,不仅能可靠地判断结构损伤的存在,而且能定性区分结构的整体损伤程度大小。

(3)该方法仅需健康结构的数据来训练神经网络,不用预设各种可能发生的损伤工况,属于无监督学习;而且该方法利用奇异指标将多维数据分析转化成一维问题,可显著提高检测效率,因此该方法可为桥梁结构的在线实时监测提供借鉴和参考。

(4)尽管采用本文方法可成功地对基准试验结构的有限元模型进行损伤识别,但仍需实桥数据来进一步验证。运用该方法可检测损伤存在和定性区分损伤程度大小,但是不能定位损伤和量化损伤程度,因此寻找一种既能判断损伤存在,又能实现定位和量化评估的损伤识别法是今后研究的方向。

## 参考文献:

### References:

[1] 孙红跃,董 峰. 基于神经网络的建筑结构损伤识别方法[J]. 控制工程, 2015, 22(2): 287-290.  
SUN Hong-yue, DONG Feng. Damage identification of building structural based on neural network[J]. Control Engineering of China, 2015, 22(2): 287-290. (in Chinese)

[2] 刘寒冰,焦峪波,程永春,等. 基于模态曲率理论及神经网络的简支梁桥损伤识别[J]. 吉林大学学报:工学版, 2011, 41(4): 963-967.  
LIU Han-bing, JIAO Yu-bo, CHENG Yong-chun, et al. Damage identification for simply supported beam bridge based on modal curvature theory and neural network[J]. Journal of Jilin University: Engineering and Technology Edition, 2011, 41(4): 963-967. (in Chinese)

[3] 梁亚斌,李东升,李宏男. 环境温度影响下基于频率协整的在线损伤识别[J]. 大连理工大学学报, 2014, 54(3): 307-314.  
LIANG Ya-bin, LI Dong-sheng, LI Hong-nan. Online damage detection based on cointegration of frequencies under influence of environmental temperature[J]. Journal of Dalian University of Technology, 2014, 54(3): 307-314. (in Chinese)

[4] 吴向男,徐 岳,梁 鹏,等. 桥梁结构损伤识别研究现状与展望[J]. 长安大学学报:自然科学版, 2013, 33(6): 49-58.

- WU Xiang-nan, XU Yue, LIANG Peng, et al. Research status and prospect of bridge structure damage identification[J]. Journal of Chang'an University; Natural Science Edition, 2013, 33(6): 49-58. (in Chinese)
- [5] 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 networks[J]. Journal of Chang'an University; Natural Science Edition, 2006, 26(1): 49-53. (in Chinese)
- [6] 袁颖, 周爱红, 李治广. 基于 GRNN 神经网络的桁架结构损伤识别的两步法[J]. 建筑科学, 2013, 29(9): 48-52.
- YUAN Ying, ZHOU Ai-hong, LI Zhi-guang. Two-step method of damage identification for truss structure based on generalized regression neural network[J]. Building Science, 2013, 29(9): 48-52. (in Chinese)
- [7] 吴森, 韦灼彬. 基于小波包能量谱和因子分析的结构损伤识别方法[J]. 解放军理工大学学报: 自然科学版, 2011, 12(5): 525-530.
- WU Sen, WEI Zhuo-bin. Method of structural damage identification based on wavelet packet energy spectrum and factor analysis[J]. Journal of PLA University of Science and Technology; Natural Science Edition, 2011, 12(5): 525-530. (in Chinese)
- [8] 陈振富, 刘君, 甘元初, 等. 基于模态刚度的预应力混凝土梁损伤识别方法研究[J]. 工业建筑, 2014, 44(6): 62-66.
- CHEN Zhen-fu, LIU Jun, GAN Yuan-chu, et al. Damage identification of prestressed concrete beams based on modal stiffness[J]. Industrial Construction, 2014, 44(6): 62-66. (in Chinese)
- [9] 樊可清, 倪一清, 高赞明. 大跨度桥梁模态频率识别中的温度影响研究[J]. 中国公路学报, 2006, 19(2): 67-73.
- FAN Ke-qing, NI Yi-qing, GAO Zan-ming. Research on temperature influences in long-span bridge eigenfrequencies identification[J]. China Journal of Highway and Transport, 2006, 19(2): 67-73. (in Chinese)
- [10] MOSER P, MOAVENI B. Environmental effects on the identified natural frequencies of the Dowling Hall Footbridge[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(7): 2336-2357.
- [11] 吴森, 韦灼彬. 基于主成分残差的结构损伤识别方法[J]. 公路交通科技, 2011, 28(7): 113-117, 130.
- WU Sen, WEI Zhuo-bin. Structure damage identification based on residual error of principal component[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2011, 28(7): 113-117, 130. (in Chinese)
- [12] 李苗, 黄天立, 任伟新. 温度影响下基于主成分分析和模态柔度的结构异常检测[J]. 振动与冲击, 2011, 30(5): 83-87.
- LI Miao, HUANG Tian-li, REN Wei-xin. Structural novelty detection under temperature variation based on PCA and modal flexibility[J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(5): 83-87. (in Chinese)
- [13] ZHOU H F, NI Y Q, KO J M. Eliminating temperature effect in vibration-based structural damage detection[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2011, 137(12): 785-796.
- [14] KRAMER M A. Nonlinear principal component analysis using autoassociative neural networks[J]. AIChE Journal, 1991, 37(2): 233-243.
- [15] FARRAR C R, DUFFEY T A, DOEBLING S W, et al. A statistical pattern recognition paradigm for vibration-based structural health monitoring [C]// CHANG F K. Proceedings of the 2nd International Workshop on Structural Health Monitoring. Lancaster: Technomic Publishing Company, 1999: 764-773.
- [16] 周邵萍, 郝占峰, 韩红飞, 等. 基于应变模态差和神经网络的管道损伤识别[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(2): 334-338, 402.
- ZHOU Shao-ping, HAO Zhan-feng, HAN Hong-fei, et al. Damage identification in straight pipeline using strain modal difference and neural network[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(2): 334-338, 402. (in Chinese)
- [17] WORDEN K, MANSON G, FIELLER N R J. Damage detection using outlier analysis[J]. Journal of Sound and Vibration, 2000, 229(3): 647-667.
- [18] BURKETT J L. Benchmark studies for structural health monitoring using analytical and experimental models[D]. Orlando: University of Central Florida, 2005.
- [19] GUL M. Investigation of damage detection methodologies for structural health monitoring[D]. Orlando: University of Central Florida, 2009.
- [20] KHALOO A. Automated finite element model updating of the UCF grid benchmark using multiresponse parameter estimation[D]. Medford: Tufts University, 2014.