

基于小波包分解和优化BP神经网络的桥梁结构损伤识别试验研究^{*}

李 整¹ 李奥利¹ 陈代海¹ 许世展¹ 张 宇²

(1. 郑州大学土木工程学院 郑州 450001; 2. 河南交通投资集团有限公司 郑州 450016)

摘要: 针对单一损伤指标对桥梁损伤识别研究的局限性,根据小波包变换基本原理和神经网络原理,构造小波包能量相对变化率(RES)作为损伤识别指标并建立优化反向传播(back propagation, BP)神经网络模型,提出基于小波包分析和优化BP神经网络的桥梁结构损伤位置和损伤程度识别方法,并对该方法进行试验验证,探讨了信号噪声和车速等因素对试验结果的影响。结果表明,以多个损伤工况作为遗传算法优化反向传播(genetic algorithm-back propagation, GA-BP)和遗传算法和模拟退火优化反向传播(genetic algorithm and simulated annealing-back propagation, GASA-BP)神经网络的训练集,两种神经网络模型在数值模拟工况和试验工况中均展现出了良好的识别能力,在数值模拟工况下,GASA-BP相较于GA-BP神经网络的最大平均误差提高了92.61%;在试验工况下,GASA-BP相较于GA-BP神经网络的最大平均误差提高了67.66%,由此可见GASA-BP神经网络具有更好的识别精度和较好的鲁棒性。该方法仅需少量的传感器即可对桥梁结构损伤位置实现精准定位。

关键词: 桥梁结构损伤识别;小波包能量相对变化率;BP神经网络;试验研究

中图分类号: U441+.4;TN911.71 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 580.1020

Experimental study on damage identification of bridge structures based on wavelet packet decomposition and optimized BP neural network

Li Zheng¹ Li Aoli¹ Chen Daihai¹ Xu Shizhan¹ Zhang Yu²

(1. School of Civil Engineering, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. Henan Traffic Investment Group Co., Ltd., Zhengzhou 450016, China)

Abstract: Aiming at the limitations of a single damage indicator for bridge damage identification research, according to the basic principles of wavelet packet transform and neural network principles, the relative energy rate of wavelet packet energy spectrum (RES) is constructed as a damage identification indicator and an optimised back propagation (BP) neural network model is established. BP neural network model, put forward based on wavelet packet analysis and optimisation of BP neural network bridge structure damage location and damage degree identification method, and the method of experimental validation, to explore the signal noise and speed and other factors on the test results. The results show that multiple damage conditions are used as the basis for genetic algorithm-back propagation (GA-BP) and genetic algorithm and simulated annealing-back propagation (GASA-BP). GA-BP and GASA-BP neural networks, the two neural network models show good recognition ability in both numerical simulation and experimental conditions, and in numerical simulation, the maximum average error of GASA-BP is 92.61% higher than that of the GA-BP neural network, and in experimental conditions, the maximum average error of GASA-BP is 67.66% higher than that of the GA-BP neural network. In the experimental condition, the maximum average error of GASA-BP is 67.66% higher than that of GA-BP neural network, which shows that GASA-BP neural network has better recognition accuracy and better robustness. The method requires only a small number of sensors to accurately locate the damage location of the bridge structure.

Keywords: bridge structure damage identification; relative change rate of wavelet packet energy; BP neural network; pilot study

收稿日期:2024-10-02

^{*} 基金项目:国家自然科学基金(51408557)、中国博士后科学基金(2013M541995)、河南省交通运输厅计划项目(2020J-2-6)资助

0 引言

土木工程结构在施工和运营阶段会出现不同程度的损伤,导致其服役寿命缩短,结构损伤识别^[1-2]已然成为其生命周期内保障其健康运营的重要因素,桥梁结构作为土木工程结构不可或缺的一部分,其安全性是重中之重。

桥梁结构损伤的本质可以看做是结构局部刚度和质量的变化,损伤体现为结构特性和模态参数等固有特性的变化。目前,基于动态指纹、模型修正和实测时域信号的3种损伤识别方法是桥梁结构损伤状态研究的主要研究方向^[3-7]。刘习军等^[8]基于小波包能量法对简支梁的损伤进行了仿真识别研究。以小波包能量曲率差作为损伤识别的指标,提出了分步识别方法。周泽文等^[9]提出一种基于小波包能量的简支梁损伤识别方法。对比未知状态下简支梁的损伤识别指标,获得结构中的单点或多点损伤状况,该方法在信噪比(SNR)≥40 dB条件下可以准确识别结构的损伤状况。Ouyang等^[10]提出一种基于桥梁振动响应的损伤检测方法,利用小波包能量作为结构健康监测的特征。研究表明,该方法在不同水平的噪声干扰和不同载荷情况(包括车速、车重和车道)下检测拱桥吊杆损伤的多种组合是准确有效的。肖勇刚等^[11]为实现桥梁在未知荷载作用下损伤位置识别,提出一种基于小波包能量传递比曲率差的桥梁损伤识别方法。结果表明,利用小波包能量传递比曲率差损伤指标能精确进行桥梁损伤识别。赵冷等^[12]提出了一种在移动荷载作用下基于小波包能量的桥梁结构损伤识别方法。数值模拟结果表明,该方法对局部损伤具有较强的敏感性,损伤指标具有鲁棒性,可以准确获得损伤的位置。陈代海等^[13]构造位移影响线差、位移影响线差曲率和小波包能量相对变化率3种损伤识别指标,提出基于特征指标的桥梁结构损伤识别方法。结果表明3种识别指标对桥梁结构损伤均显示出良好的识别效果。Mojtaba等^[14]提出了一种基于小波包变换分量能量(wavelet packet transform component energy, WPT-CE)的损伤识别技术。在基于灵敏度的有限元模型更新程序中,将结构完整状态和受损状态的WPTCE之间的差异视为残差。该方法对结构损伤高度敏感,且具有较强的抗噪性。Chen等^[15]采用基于静力试验数据的数据处理方法,得到有效的桥梁结构损伤数据。借助这些数据和反向传播(back propagation, BP)神经网络,构建了桥梁结构损伤识别模式。Bao等^[16]为了研究桥梁结构损伤识别指标,探讨基于BP神经网络理论开发程序实现桥梁结构损伤位置和损伤程度智能输出的可行性。结果表明,所开发的程序对简支梁和连续梁两种常见桥型的损伤位置识别均具有较高的准确性。张鹏飞等^[17]在传统BP神经网络的基础上对其进行改进,并将改进后的BP神经网络应用在混凝土桥梁损伤定位与识别过程中。结果表明,采用改进后的BP神经网络可以很好地实现对桥梁的损伤定位和损伤程度的识别。陆启超^[18]提出一种遗传算法优化的

BP神经网络(GA-BP)模型,并对连续刚构桥结构安全评估进行研究。结果表明,GA-BP神经网络模型可以提高连续刚构桥安全评估有效性,能够对桥梁结构健康状况进行有效诊断。王凯等^[19]采用Python软件构建BP神经网络,利用MIDAS/CIVIL有限元建模预测和荷载试验相结合的方法对桥梁的实际工作性能进行评测。研究结果表明,BP神经网络算法在桥梁工作性能评估中具有实践意义。

已有研究常以小波包能量、BP神经网络等单一指标或方法对桥梁结构进行损伤识别。并且小波包能量或BP神经网络仅实现了单一定位损伤位置或单一定量损伤程度,在实际工程中可行性较低。针对上述问题,本文基于小波包分解和优化BP神经网络,设计一套桥梁结构损伤识别系统,进行桥梁结构损伤识别试验研究,实现对桥梁结构多个位置损伤识别,并考虑多指标对桥梁结构损伤识别以提升其识别效果。在此基础上,进一步探讨信号噪声、车速等因素对识别效果的影响。该方法仅需少量的传感器即可对桥梁结构损伤位置实现精准定位,所得结论可为桥梁结构损伤识别指标和方法的选取提供参考。

1 基于小波包分析的桥梁结构损伤识别方法

在数字信号分析领域,通常定义信号的能量为各点幅值的平方和。在小波包分析中,信号 $x(t)$ 的高频部分和低频部分均进行分解,且信号的信息被无重叠、无损失地划分到每个频带中,各频带的能量和即为函数(信号)的总能量。

将传感器所收集到的信号 $x(t)$ 进行小波包分解,得:

$$x(t) = \sum_{i=1}^{2^j} x_i^j(t) \quad (1)$$

$$x_i^j(t) = \sum_r c_{i,r}^j \psi_{i,r,j}(t) \quad (2)$$

$$c_{i,r}^j = \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi_{i,r,j}(t) dt \quad (3)$$

式中: $c_{i,r}^j$ 为小波包系数, i, r, j 分为尺度指标;位置指标和频率指标, $\psi_{i,r,j}(t)$ 为小波包函数,是一组标准正交基。当 $m \neq n$ 时,有:

$$\psi_{i,r}^m(t) \psi_{i,r}^n(t) = 0 \quad (4)$$

对原始信号进行小波包分解得到小波系数,并对同一频带范围内的小波系数求平方和得到在这个频带上的能量分量,频带能量和为小波包总能量,此时信号的总能量为:

$$E_t = \int_{-\infty}^{+\infty} x^2(t) dt = \sum_{m=1}^{2^j} \sum_{n=1}^{2^j} \int_{-\infty}^{+\infty} x_i^m(t) x_i^n(t) dt \quad (5)$$

由小波包的正交性可得:

$$E_t = \sum_{j=1}^{2^j} E_i^j = \int_{-\infty}^{+\infty} x_i^j{}^2(t) dt \quad (6)$$

式中:小波包组分量 E_i 可以认为是存储于组分信号 x_i^j 中的能量; E_i 为结构第 i 频带的能量 E_i 为小波包分解总能量; i 为频带数目; j 为频带内小波包系数数目。

小波包能量相对变化率(RES)是基于小波包系数的总能量变化率的损伤指标,表示为:

$$RES = E_{(t,undam)} / E_{(t,dam)} \quad (7)$$

式中:RES为小波包能量相对变化率; $E_{(t,undam)}$ 为完好结构小波包总能量; $E_{(t,dam)}$ 为已损伤结构小波包总能量。

当桥梁结构存在损伤时,结构响应信号将在某一频率范围内震荡,其中的某段频率会发生变化,相应进行小波包分析后信号分量特定频带的能量也随之变化。因此,根据结构损伤前后信号频段能量能表征结构的固有特性,依此来判断结构是否损伤。

2 基于优化 BP 神经网络的桥梁结构损伤程度识别方法

2.1 BP 神经网络

BP算法是最早提出的一种多层前馈型神经网络^[20],采用误差逆向传播的学习策略。

3层神经网络结构如图1所示。

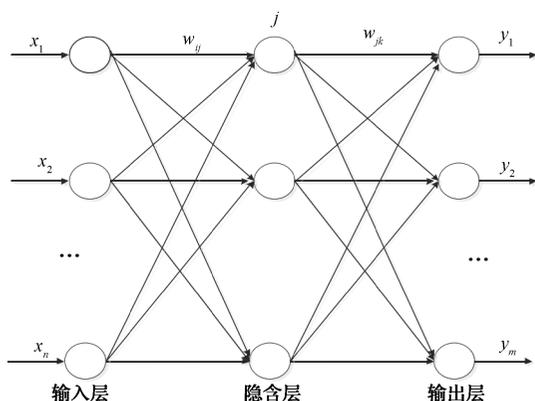


图1 BP神经网络结构

Fig. 1 BP neural network structure

2.2 遗传模拟退火算法(GASA)优化 BP 神经网络

根据GA算法的并行计算特点和模拟退火(simulated annealing, SA)算法的局部搜索能力,采用遗传算法优化和遗传模拟退火算法优化BP神经网络,实现对神经网络参数的自动寻优功能,有效提高神经网络的泛化和鲁棒性,从而实现对桥梁结构损伤程度的精准识别。

优化BP神经网络步骤如下。

1)建立BP神经网络,随机初始化BP神经网络的权重和偏置,构建初始的神经网络结构。设定遗传算法和模拟退火算法的相关参数,包括种群大小、交叉率、变异率、初始温度等。

2)编码个体,将BP神经网络的权重和偏置参数进行编码,以适应遗传算法和模拟退火算法的操作。

3)适应度函数设计,定义适应度函数,衡量神经网络在损伤识别任务上的性能。

4)遗传算法和模拟退火的迭代优化,在遗传算法和模拟退火算法的框架下,对BP神经网络的权重和偏置进行迭代优化。通过选择、交叉和变异操作进行遗传算法的进

化,以及在模拟退火中进行接受次优解的概率控制,逐步调整神经网络参数以提高损伤识别性能。

GASA算法优化BP神经网络流程如图2所示。

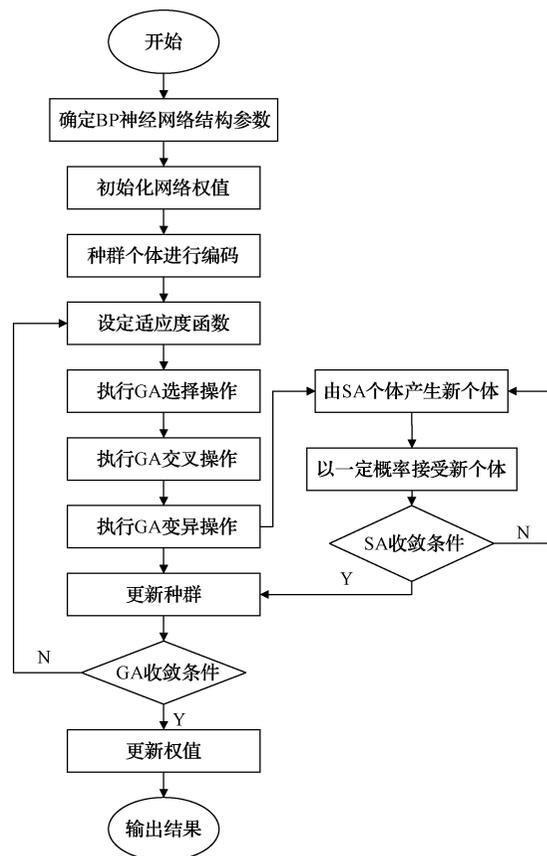


图2 遗传模拟退火算法优化BP神经网络流程

Fig. 2 Flow chart of BP neural network optimized by genetic simulated annealing algorithm

3 损伤工况设定和神经网络结构设计

为进一步实现对桥梁结构损伤程度的识别,通过有限元数值模拟和试验方式构造RES损伤识别指标,将其作为训练集样本输入至采用遗传算法优化的BP神经网络(GA-BP)和遗传模拟退火算法优化的BP神经网络(GA-SA-BP)等两种神经网络中,通过多轮次训练,实现对桥梁结构损伤程度的识别。

3.1 试验工况设计

根据试验桥的对称性,考虑外侧一榀杆件的损伤情况。试验中选取15根杆件,把最左侧上弦杆编为序号1,从上至下、从左至右按序依次编号为1~15,并和信号采集仪的1~15号通道一一对应,模型杆件编号如图3所示。

分别设定桥梁模型杆件损伤10%、50%和100%等3种损伤程度,选取动力响应较大的1、2、6、8、9、12和14号等7根杆件作为损伤杆件,试验模型中,通过改变杆件的截面高度来设定不同的损伤程度。

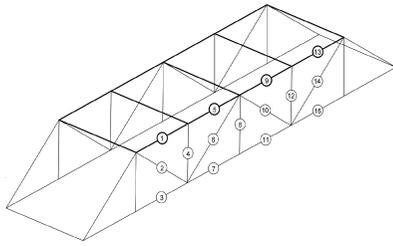


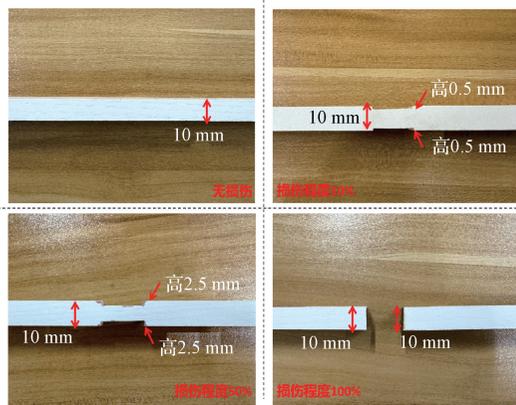
图3 桥梁试验模型杆件编号示意图
Fig.3 Bridge test model bar number diagram

根据《材料力学》中杆的拉压刚度公式：

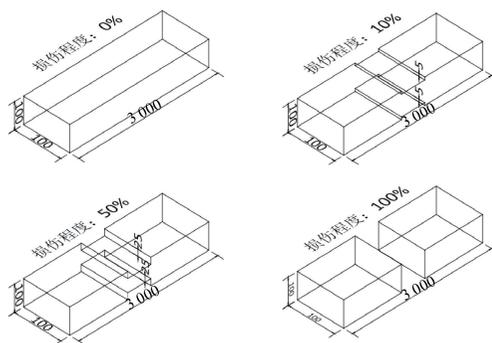
$$K = \frac{EA}{L} \quad (8)$$

式中： E 为材料的弹性模量； A 为杆件的横截面积； L 为杆件的长度； K 为杆件的拉压刚度。由于桁架结构中各杆件以受拉为主，试验过程中，杆件的弹性模量 E 和杆件长度 L 保持不变，通过改变杆件的截面高度，来量化损伤程度。以损伤程度50%为例，原杆件截面高度为100 mm，保持截面中线不变的情况下，受损50%后杆件截面高度缩减为50 mm。

有限元模型利用单元刚度折减方式来模拟桥梁结构的损伤，桁架桥模型损伤位置及损伤程度示意图如图4所示。



(a) 实验室桁架损伤部位细节
(a) Details of the damage site of the laboratory truss



(b) 损伤布置示意图
(b) Damage layout diagram

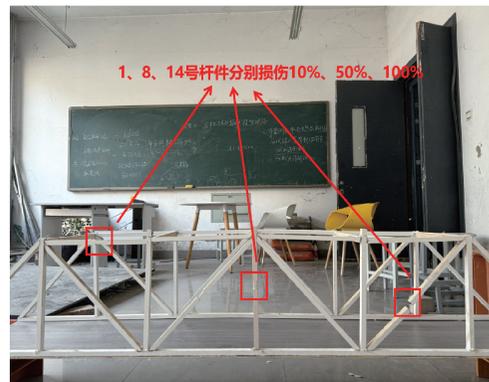
图4 实验室桁架损伤图

Fig.4 Laboratory truss damage diagram

考虑单点损伤和多点损伤两类工况情况。单点损伤时，将工况分为8种，第1种工况是未损工况，其余7种工况分别对应1、2、6、8、9、12和14号等7根杆件的损伤，损伤程度分为10%、50%和100%，共计 $3 \times C_7^1 = 21$ 种损伤工况；两点损伤考虑10%、50%、100%程度损伤和10%+50%、10%+100%、50%+100%不同程度的损伤组合，即 $3 \times C_7^2 = 63$ 种损伤工况；三点损伤时考虑10%、50%、100%程度损伤和10%+50%+100%不同程度的损伤组合，即 $4 \times C_7^3 = 140$ 种损伤工况。因此，单点损伤和多点损伤总计287种工况。其中，试验过程中部分损伤实物如图5所示。



(a) 1号杆件损伤50%
(a) No.1 bar damage 50%



(b) 1、8、14号杆件分别损伤10%、50%、100%
(b) No.1, No.8 and No.14 bars were damaged by 10%, 50% and 100% respectively

图5 部分损伤实物

Fig.5 Part of the damaged object diagram

3.2 训练集和测试集划分

根据试验工况，将6种工况(表1)的数据作为测试集，其不参与神经网络的训练过程，用于最终评估识别系统的性能和分类能力，验证模型的泛化能力。剩余的281条数据作为训练集，用于训练GA-BP神经网络和GASA-BP神经网络，并检测模型是否异常，尽量避免出现欠拟合和过拟合的现象。

3.3 神经网络的优化

选取1、2、6、8、9、12和14号等7根杆件作为损伤杆

表1 损伤预测工况

Table 1 Damage prediction conditions

工况	损伤杆件	损伤程度/%
1	8	50
2	8	100
3	1,8	50,50
4	1,8	50,100
5	1,8,14	50,50,50
6	1,8,14	10,50,100

件,将各杆件上传感器拾取的加速度信号作为输入数据,并进行小波包分解,构造 RES 损伤指标。其中,初始 BP 神经网络采用 3 层网络,输入层为 RES 损伤识别指标,输出层为损伤程度,BP 网络的结构设置为 7(输入层)-25(隐含层)-7(输出层)。在 BP 神经网络的基础上对其进行算法优化,并对比分析 GA-BP 神经网络和 GASA-BP 神经网络在识别桥梁结构损伤程度上的优劣性。

两种神经网络优化运行参数如表 2 所示。

表2 神经网络优化参数

Table 2 Neural network optimization parameters

遗传算法参数		模拟退火参数	
初始种群规模	800	初始温度	100
选择方式	轮盘赌算子	降温因子	0.8
交叉概率	自适应交叉	终止温度	0.1
变异概率	自适应变异		
进化次数	150		

表3 GA-BP 试验值和理论值损伤程度识别结果

Table 3 Damage degree identification results of GA-BP test value and theoretical value

(%)

工况	类型	1号	2号	6号	8号	9号	12号	14号	平均误差
工况 1	理论值	0.003	0.006	-0.001	49.985	-0.001	-0.008	0.006	0.006
	试验值	0.027	0.021	0.001	48.924	0.043	0.029	0.010	0.173
工况 2	理论值	-0.002	0.000	0.001	100.620	-0.001	-0.001	-0.001	0.089
	试验值	0.005	0.080	-0.013	99.197	0.036	-0.039	0.006	0.140
工况 3	理论值	50.122	0.020	0.004	50.001	0.001	0.012	0.088	0.035
	试验值	47.861	0.002	0.010	49.691	0.000	0.013	-0.157	0.376
工况 4	理论值	50.005	0.003	0.002	99.998	-0.013	0.006	0.004	0.005
	试验值	47.761	0.021	0.015	99.691	-0.013	0.083	-0.016	0.385
工况 5	理论值	49.897	0.005	-0.006	50.013	-0.012	-0.304	49.799	0.064
	试验值	47.148	-0.012	0.002	47.898	0.003	0.079	49.116	0.848
工况 6	理论值	10.285	-0.001	0.000	49.999	-0.091	0.001	101.024	0.200
	试验值	2.897 3	0.171	-0.065	48.351	-0.099	-0.020	100.149	1.322

伤程度为 100% 时,两种神经网络模型对桥梁结构损伤程度识别较为准确,识别误差量较低,当损伤程度为 10% 或 50% 时,由于机器切割深度存在一定的偏差,导

4 桥梁结构损伤识别结果

为利用训练好的神经网络进行损伤程度识别,检验各优化算法对损伤识别效果和神经网络的泛化能力,将预测数据输入到训练后的神经网络中,分析各训练网络对于损伤程度的识别能力。

根据上述过程中试验工况,开展桥梁结构损伤程度识别试验。在损伤试验过程中,15 个加速度传感器同时工作,采集杆件加速度响应信号,对收集到的信号进行小波包分解,计算每根杆件的 RES 损伤识别指标。将 RES 值作为神经网络的输入层数据,对应损伤程度作为输出层数据,得到各杆件损伤程度的试验值。

同时,根据试验桥梁的 ANSYS 有限元模型,用大小为 40 N 的集中力模拟试验小车,进行桥梁移动荷载有限元分析,开展试验工况的数值仿真,提取各计算工况下各杆件的加速度信号,并计算其 RES 损伤识别指标,使用理论计算数据对两种神经网络进行训练,得到杆件损伤程度的理论计算值。

当发生损伤时以损伤程度百分比作为神经网络输出对象,未发生损伤时输出为 0,预测集样本数据经过网络分析后,可以得到不同工况下各杆件损伤程度的输出值,各损伤工况的损伤程度试验值和理论计算值的 GA-BP 和 GASA-BP 神经网络的输出结果如表 3 和 4 所示。

从表 3 和 4 可以看出,对于桥梁结构损伤程度的识别,除个别点外,GA-BP 和 GASA-BP 两种神经网络在试验值和理论计算值中均展现出了良好的识别能力,均可在预设损伤杆件位置处精准识别各杆件的损伤程度。当损

致试验模拟中在判断桥梁结构损伤程度时存一定程度的误差。

在数值模拟工况下,GASA-BP 相较于 GA-BP 神经网

表 4 GASA-BP 试验值和理论值损伤程度识别结果

Table 4 Damage degree identification results of GASA-BP test value and theoretical value (%)

工况	类型	1号	2号	6号	8号	9号	12号	14号	平均误差
工况 1	理论值	0.000	0.000	-0.001	50.003	0.000	0.001	-0.001	0.001
	试验值	-0.001	-0.002	0.000	49.035	0.000	0.003	-0.008	0.140
工况 2	理论值	-0.002	0.000	0.002	100.002	-0.001	0.002	-0.001	0.001
	试验值	0.055	-0.001	-0.007	99.991	0.004	-0.006	0.024	0.015
工况 3	理论值	50.035	-0.009	0.000	50.036	0.023	0.000	-0.001	0.015
	试验值	48.942	-0.074	-0.038	50.000	-0.002	-0.005	-0.068	0.178
工况 4	理论值	50.000	-0.001	0.001	100.000	-0.002	0.002	0.001	0.001
	试验值	48.689	-0.001	-0.001	100.001	0.004	-0.002	-0.092	0.201
工况 5	理论值	50.001	-0.043	0.001	49.998	0.002	-0.019	49.999	0.009
	试验值	48.827	-0.024	0.636	48.909	0.057	-0.027	49.854	0.451
工况 6	理论值	10.001	-0.002	0.001	50.001	0.004	0.001	99.998	0.002
	试验值	3.993 1	0.075	-0.005	49.096	-0.015	-0.040	100.121	1.023

络的最大平均误差提高了 92.61%；在试验工况下，GASA-BP 相较于 GA-BP 神经网络的最大平均误差提高了 67.66%，由此可见 GASA-BP 神经网络具有更好的识别精度，说明 GASA-BP 神经网络具有较好的鲁棒性。

综上所述，由于神经网络具有一定的随机性，且在试验过程中有干扰因素，存在个别预测数据识别结果不佳的问题，但整体来说，遗传算法和模拟退火算法优化前后的神经网络在经过充分训练后具有良好的损伤识别能力。由于采用了 281 种工况，使用了足够量的样本训练神经网络，提高了 GA-BP 和 GASA-BP 神经网络的收敛性能，使其具有较好的预测能力和较低的预测误差。其中 GASA-BP 神经网络较 GA-BP 神经网络的预测性能更佳，可更有效的识别桥梁结构损伤程度。

5 试验影响因素分析

GASA-BP 神经网络对桥梁结构损伤程度识别的拟合度较高，识别误差较小，故采用 GASA-BP 神经网络进行影响因素分析，且在后续试验过程中，对截面高度切割操作偏差较大的杆件进行替换来减小识别误差。

5.1 噪音的影响

为研究所提损伤程度识别方法的抗噪能力，基于训练后的 GASA-BP 神经网络，考虑车重为 40 N 的车辆在以 0.5 m/s 的车速过桥，将 3 组高斯白噪声（信噪比分别为 100、90、80 dB）添加到试验获得的 1 和 8 号杆件的加速度响应信号中。以 8 号杆件损伤 100% 和 1、8 号杆件均损伤 50% 为例，研究不同信噪比对桥梁结构损伤程度识别的影响，桥梁预设损伤工况如表 5 所示。

将表 5 的工况 1、8 作为预设工况，把预设工况下桥梁结构损伤位置处的 RES 值输入到 GASA-BP 模型中，得到不同工况下预设损伤位置处的损伤程度识别值。

根据上述神经网络的输出结果，得到在不同信噪比下

表 5 不同信噪比下的预设损伤工况

Table 5 Preset damage conditions under different signal-to-noise ratios

工况	损伤杆件	损伤程度/%	噪音强度/dB
1	8	100	原始噪声
2	8	100	100
3	8	100	90
4	8	100	80
5	1、8	50	原始噪声
6	1、8	50	100
7	1、8	50	90
8	1、8	50	80

的损伤程度识别柱状图和各杆件相对误差折线图，如图 6 所示。

由图 6 可以看出，在试验过程中，噪音干扰对损伤识别结果具有一定程度的影响。随着信噪比的不断降低，损伤位置和程度的准确率逐渐下降，且非损伤区域的误差率也逐渐上升。对比图 6(a) 和 (b) 可知，当信噪比为 80 和 90 dB 时，位于非损伤区域处的边跨位置处的 12 号杆件均出现了较大的“误判”，识别误差曲线也出现了突变；但在损伤区域，桥梁结构损伤识别程度的相对误差则受信号噪音的影响较小。

综上所述，在预设损伤位置处，GASA-BP 神经网络模型对信号噪音具有一定的抗干扰性，识别效果较好；当信噪比为 80 和 90 dB 时，非损伤区域会出现较大的误差，影响对损伤程度的判断。故在实际桥梁检测时，可控制信噪比为 100 dB 或尽可能减少信号噪音的影响，从而达到提高损伤识别精度的效果。

5.2 车速的影响

为研究车速对损伤识别效果的影响，试验小车分别以

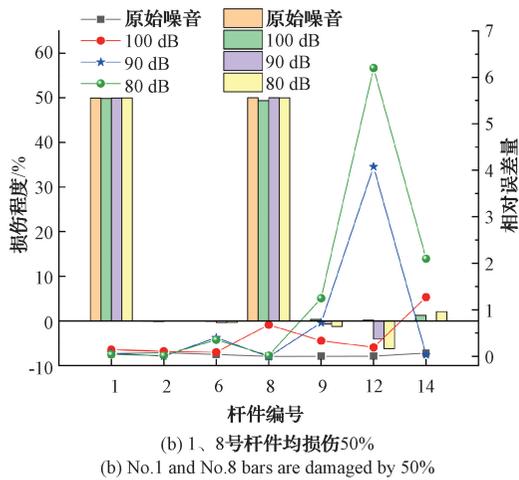
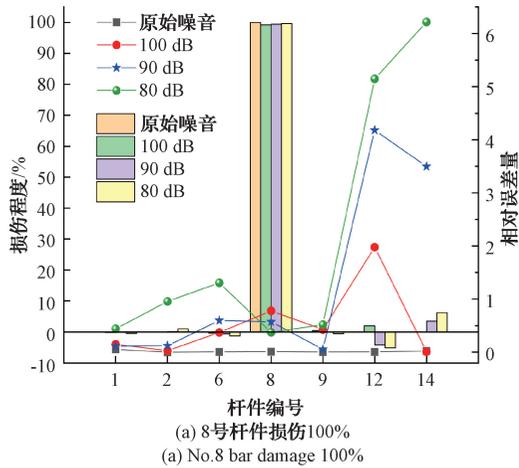


图6 不同信噪比下的损伤程度识别柱状图和各杆件相对误差折线

Fig. 6 Damage degree identification histogram under different signal-to-noise ratio and relative error line chart of each bar

0.1、0.5和1 m/s等3种车速通过试验段,其中车速通过FS-GT3C信号发送器来调整,在试验杆件处布置加速度传感器,采集不同车速下的桥梁加速度时程信号,再进行小波包分解,构造RES损伤指标。车速工况如表6所示。

表6 不同车速水平下的预设损伤工况

Table 6 Presupposed damage conditions at different speed levels

工况	损伤杆件	损伤程度/%	车速/(m·s ⁻¹)
1	8	100	0.1
2	8	100	0.5
3	8	100	1
4	1、8	50	0.1
5	1、8	50	0.5
6	1、8	50	1

将不同车速下桥梁结构损伤位置处的RES值输入到训练后的GASA-BP模型中,得到不同车速下的损伤程度识别值,得到在不同车速下的损伤程度识别柱状图和各杆件相对误差折线图,如图7所示。

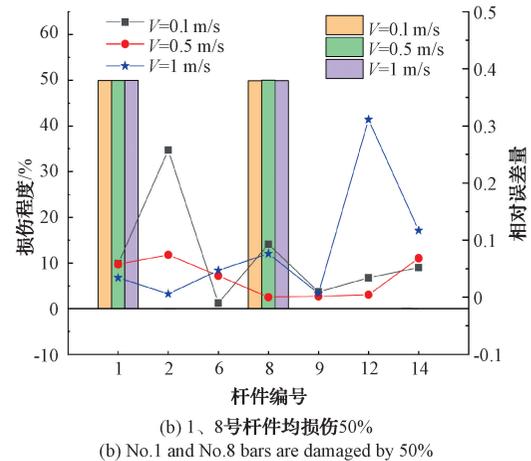
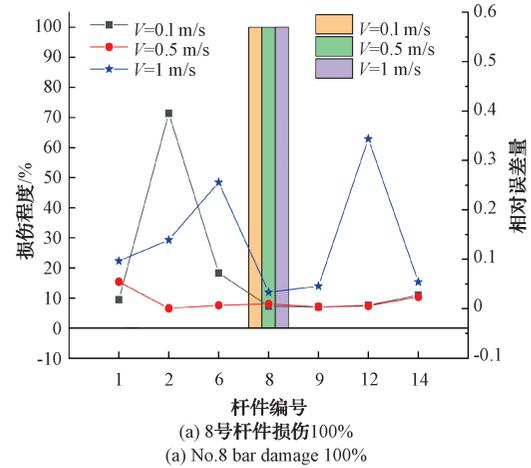


图7 不同车速水平下的损伤程度识别柱状图和各杆件相对误差折线

Fig. 7 Damage degree identification histogram and relative error line chart of each bar under different vehicle speed levels

从图7可以看出,最大平均识别误差出现在工况3(车速为1 m/s,8号杆件损伤100%),其值为0.1384%;最小平均预测误差为0.0150%,发生在工况2(车速为0.5 m/s,8号杆件损伤100%)。由此可见,优化的神经网络在不同车速下仍能用于桥梁结构的损伤程度识别,车速对损伤识别效果的影响较小相比于桥梁跨中位置,边跨位置处的杆件识别效果稍差,识别误差较大。其原因为损伤位置靠近支座,受边界条件影响导致桥梁边跨处振动变化不明显。

综上所述,相比于车速为0.1和1 m/s,车速为0.5 m/s时各杆件的相对误差较小。其主要原因为GASA-BP神经网络的训练集未考虑0.1和1 m/s的车速,且训练样本

较少,导致该网络的外推能力相对较弱,在损伤程度识别过程中存在一定程度的偏差。

6 结 论

本文以多个损伤工况作为 GA-BP 和 GASA-BP 神经网络的训练集,两种神经网络模型在数值模拟工况和试验工况中均展现出了良好的识别能力,可在预设损伤杆件位置处精准识别桥梁结构损伤程度,说明利用 RES 损伤指标定位桥梁结构损伤位置后,再利用 GASA-BP 神经网络识别桥梁结构损伤程度方法的适用性。在构造 RES 损伤识别指标作为神经网络输入值的过程中,小波包分解法能对试验过程中含噪的加速度时程信号进行一部分的剔除,并保留数据的原有特性,从而提高 GASA-BP 神经网络模型的准确率;GASA-BP 神经网络较 GA-BP 神经网络具备更强的外推能力,对未损伤位置和程度也有较准确的识别效果,且各杆件的识别误差量要低于 GA-BP 神经网络模型,说明 GASA-BP 神经网络模型具有更好的泛化性。随着信噪比的增加,定位桥梁结构损伤程度的正确率及识别精度都呈非线性趋势递增。其中,在信噪比为 100 dB 时 GASA-BP 神经网络模型的识别误差较小,在试验过程中,可控制信噪比为 100 dB 以上,从而达到提高损伤识别精度的效果。在不同车速下,优化的神经网络能用于桥梁结构的损伤程度识别,车速对桥梁结构损伤程度的识别影响较小。

参 考 文 献

- [1] 赵一男,公茂盛,杨游. 结构损伤识别方法研究综述[J]. 世界地震工程, 2020, 36(2): 73-84.
ZHAO Y N, GONG M SH, YANG Y. Review of structural damage identification methods [J]. World Earthquake Engineering, 2020, 36(2): 73-84.
- [2] 王富星. 桥梁损伤识别技术研究综述[J]. 土木工程, 2024, 13(7): 1217-1225.
WANG F X. A review of research on bridge damage identification technology [J]. Civil Engineering, 2024, 13(7): 1217-1225.
- [3] KARIMI S, MIRZA O. Damage identification in bridge structures: Review of available methods and case studies [J]. Australian Journal of Structural Engineering, 2022, 24(2): 89-119.
- [4] ÁLVARO C, ELSA C, FILIPE M, et al. Dynamic identification and continuous dynamic monitoring of bridges: Different applications along bridges life cycle[J]. Structure and Infrastructure Engineering, 2018, 14(4): 445-467.
- [5] 翁顺,朱宏平. 基于有限元模型修正的土木结构损伤识别方法[J]. 工程力学, 2021, 38(3): 1-16.
WENG SH, ZHU H P. Damage identification

method of civil structure based on finite element model correction [J]. Engineering Mechanics, 2021, 38(3): 1-16.

- [6] 阳洋,陈熠昕,凌园,等. 基于统计矩理论的模式修正损伤识别方法研究[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(12): 217-226.
YANG Y, CHEN Y X, LING Y, et al. Research on model modified damage identification method based on statistical moment theory[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(12): 217-226.
- [7] LIU Y. Research on bridge damage identification method based on dynamic characteristics[J]. Journal of Engineering Research and Reports, 2023, 25(8): 87-93.
- [8] 刘习军,陶宪坤,张素侠. 基于小波包能量法的简支梁损伤仿真识别研究[J]. 系统仿真学报, 2019, 31(6): 1201-1207.
LIU X J, TAO X K, ZHANG S X. Research on damage simulation identification of simply supported beams based on wavelet packet energy method [J]. Journal of System Simulation, 2019, 31(6): 1201-1207.
- [9] 周泽文,周翔,翟慕赛,等. 基于小波包能量曲率的环境激励下简支梁损伤识别方法[J]. 扬州大学学报(自然科学版), 2024, 27(1): 62-68.
ZHOU Z W, ZHOU X, ZHAI M S, et al. A damage identification method for simply supported beams under environmental excitation based on wavelet packet energy curvature [J]. Journal of Yangzhou University(Natural Science Edition), 2024, 27(1): 62-68.
- [10] OUYANG T C, CHENG L, LI Y X, et al. A novel damage identification method for arch bridge using symplectic geometry wavelet packet energy [J]. Structures, 2024, 61: 105959.
- [11] 肖勇刚,殷乾峻,张家滨. 基于小波包能量传递比曲率差的桥梁损伤识别研究[J]. 公路与汽运, 2024, 40(5): 141-146.
XIAO Y G, YIN Q J, ZHANG J B. Research on bridge damage identification based on wavelet packet energy transfer ratio curvature difference [J]. Highway and Motorway, 2024, 40(5): 141-146.
- [12] 赵治,朱信群,王海良. 在移动荷载作用下基于小波包变换的桥梁损伤识别[J]. 天津城建大学学报, 2019, 25(2): 94-97, 124.
ZHAO Y, ZHU X Q, WANG H L. Bridge damage identification based on wavelet packet transform under moving load [J]. Journal of Tianjin Urban Construction University, 2019, 25(2): 94-97, 124.

- [13] 陈代海, 张云森, 李整, 等. 基于特征指标的大跨度自锚式悬索桥损伤识别[J]. 国外电子测量技术, 2023, 42(9): 177-185.
CHEN D H, ZHANG Y S, LI ZH, et al. Damage Identification of long-span self-anchored suspension bridges based on characteristic indicators [J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2023, 42(9): 177-185.
- [14] MOJTABA R, ALI H. Structural damage identification through sensitivity-based finite element model updating and wavelet packet transform component energy[J]. Structures, 2021, 33: 4857-4870.
- [15] CHEN Y Q, LIU R G, ZHENG S Q. Identification and diagnosis of bridge structural damage based on static test data [J]. Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering, 2024, 48(5): 2981-2996.
- [16] BAO L S, CAO Y, ZHAO N, et al. Application of BP neural network and curvature mode theory in bridge damage identification[J]. Journal of Shenyang Jianzhu University (Natural Science), 2021, 37(2): 296-302.
- [17] 张鹏飞, 马涛. 基于改进后的 BP 神经网络在混凝土桥梁损伤识别中的应用研究 [J]. 建筑机械, 2024(2): 122-129.
ZHANG P F, MA T. Application of improved BP neural network in damage identification of concrete bridges [J]. Building Machinery, 2024(2): 122-129.
- [18] 陆启超. 基于 GA-BP 神经网络模型的连续刚构桥安全评估方法研究[D]. 重庆: 重庆交通大学, 2023.
LU Q CH. Research on safety assessment method of continuous rigid bridge based on GA-BP neural network model [D]. Chongqing: Chongqing Jiaotong University, 2023.
- [19] 王凯, 陈韵, 汤建林. BP 神经网络在大跨斜拉桥性能检测中的应用研究[J]. 浙江工业大学学报, 2023, 51(2): 171-179.
WANG K, CHEN Y, TANG J L. Application of BP neural network in performance detection of large-span cable-stayed bridges [J]. Journal of Zhejiang University of Technology, 2023, 51(2): 171-179.
- [20] 程璇. 基于 BP 神经网络桥梁的损伤识别方法[J]. 蚌埠学院学报, 2024, 13(2): 83-86.
CHENG X. Damage identification method of bridge based on BP neural network [J]. Journal of Bengbu University, 2024, 13(2): 83-86.

作者简介

李整, 博士, 讲师, 主要研究方向为桥梁结构分析及桥涵水文计算。

E-mail: lizhengcdh@zzu.edu.cn

李奥利, 硕士研究生, 主要研究方向为桥梁结构及有限元分析。

E-mail: liaoli@gs.zzu.edu.cn

陈代海, 博士, 副教授, 主要研究方向为桥梁振动与稳定、车桥共振、桥梁抗震等。

E-mail: chendaihai1982@163.com

许世展, 博士, 教授, 主要研究方向为复杂桥梁结构理论及力学行为、在役桥梁维护加固与安全评价。

E-mail: xushizhan@zzu.edu.cn

张宇, 本科, 高级工程师, 主要研究方向为高速公路建设与养护管理。

E-mail: 121905898@qq.com