

DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.20211227240496

文章编号: 1674-599X(2024)02-0116-11

引用格式: 杨金易, 孙兵, 岳晓沛, 等. 基于递归图和BP神经网络的桥梁损伤识别研究[J]. 交通科学与工程, 2024, 40(2): 116-126.

Citation: YANG Jinyi, SUN Bing, YUE Xiaopei, et al. Research on bridge damage identification based on recurrence plot and BP neural network [J]. J Transp Sci Eng, 2024, 40(2): 116-126.

# 基于递归图和BP神经网络的桥梁损伤识别研究

杨金易<sup>1,3</sup>, 孙兵<sup>2</sup>, 岳晓沛<sup>3</sup>, 殷新锋<sup>3</sup>

(1. 中铁上海设计院集团有限公司, 上海 200000; 2. 四川公路桥梁建设集团有限公司, 四川 成都 610000;  
3. 长沙理工大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410114)

**摘 要:** 为研究递归图和多层前馈(BP)神经网络在桥梁损伤识别方面的应用, 以某大跨斜拉桥为例, 采用ABAQUS有限元软件建立其三维模型, 通过动力分析提取该三维模型的加速度曲线并进行递归图处理和BP神经网络分析。研究结果表明: 递归图方法能够初步地识别主梁的损伤位置和损伤程度; BP神经网络分析能够精确识别主梁损伤的具体位置和损伤程度值, 且识别准确率均大于85.0%。该方法可为类似桥梁工程的损伤识别提供借鉴。

**关键词:** 递归图; BP神经网络; 斜拉桥; 有限元; 损伤识别

中图分类号: TU312.3

文献标志码: A

## Research on bridge damage identification based on recurrence plot and BP neural network

YANG Jinyi<sup>1,3</sup>, SUN Bing<sup>2</sup>, YUE Xiaopei<sup>3</sup>, YIN Xinfeng<sup>3</sup>

(1. China Railway Shanghai Design Institute Group Co., Ltd., Shanghai 200000, China;

2. Sichuan Highway and Bridge Construction Group Co., Ltd., Chengdu 610000, China;

3. School of Civil Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

**Abstract:** To study the damage identification of bridges using recursive graphs and BP neural networks, taking a certain large cable-stayed bridge as an example, a three-dimensional model was established using ABAQUS finite element software. The acceleration curve of this three-dimensional model was extracted through dynamic analysis and subjected to recursive graph processing and BP neural network analysis. The research results indicate that the recursive graph method can preliminarily identify the location and extent of damage to the main beam. The BP neural network analysis can accurately identify the specific location of damage to the main beam and the degree of damage, with an identification accuracy above 85.0%. This method can provide a reference for damage identification in similar bridge engineering projects.

**Key words:** recurrence plot; BP neural network; cable-stayed bridge; finite element; damage identification

收稿日期: 2021-12-27

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52078057); 湖南省自然科学基金创新研究群体项目(2020JJ1006)

通信作者: 杨金易(1996—), 男, 硕士生, 主要从事桥梁结构智能健康监测方面的研究工作。E-mail: 476280340@qq.com

投稿网址: <https://jtkxygc.csust.edu.cn/jtkxygc/home>

损伤识别对于桥梁结构安全具有重要意义<sup>[1-2]</sup>,因为即使是局部的微小损伤都有可能给整座桥梁安全运营带来一系列的问题<sup>[3-4]</sup>。但桥梁的微小损伤往往无法识别或者发生损伤的位置不易被发现<sup>[5]</sup>,因而难以在损伤发生时及时进行处理。因此,许多学者针对无损快速识别桥梁损伤的方法进行了研究。目前,通过桥梁健康监测系统也难以采集到平稳的响应信号,大多数情况下采集到的信号都是不平稳的,这就需要一种能够处理非平稳信号的方法<sup>[6]</sup>。而递归图是一种以图形的形式呈现信号在时间序列上的不平稳性和相关性的方法,具有识别信号序列中隐含规律的能力。因其具有的这一良好性能,已经被用于处理一些混沌系统中的非平稳信号<sup>[7-8]</sup>,也在许多工程领域被广泛应用。MATASSINI等<sup>[9]</sup>将递归图应用于处理声音信号所产生的干扰噪声。NICHOLS等<sup>[10]</sup>将递归图方法应用于板结构的损伤识别中,成功提取并获得结构损伤的特征向量。何浩祥等<sup>[11]</sup>将卷积神经网络用于车桥耦合振动下原始结构响应信号的识别中,对损伤特征向量进行小波包滤波和重构,并将递归图作为新型的损伤特征图像,作为卷积神经网络的输入。但目前在这些应用中存在识别效率低、速度慢等不足,需要进一步的研究。

多层前馈(BP)神经网络是一种通过模拟生物的神经系统,搭建一定数量的人工神经元,组成具有适应性的简单神经元并行互连的网络,依靠搭建的网络对数据进行分析 and 运算,具有自适应、联想记忆和并行性等优点<sup>[12]</sup>。ELKORDY等<sup>[13]</sup>使用BP神经网络成功地对存在人工损伤的多层钢框架结构的损伤状态进行了识别,并验证了所搭建的BP神经网络模型具有较好的抗噪性能,且该BP神经网络在训练数据存在部分缺失或者不准确的情况下仍然具备一定的识别结构损伤的能力。高东岳<sup>[14]</sup>依据神经网络理论,构造了基于随机森林的结构健康监测系统,为复合材料的损伤识别提供了新的方法。薛强等<sup>[15]</sup>为了能够识别框架梁端节点的破坏程度,提出了一种基于神经网络的损伤识别方法,研究结果表明:在对框架结构损伤程度的识别中以曲率模态为损伤指标获得的效果较好。因难以通过神经网络对连续的损伤数值展开研究,徐鹏<sup>[16]</sup>提出了基于卷积神经网络的高层特征提取方法,将损伤值适度地进行粒度离散化,从而有效地简化问题。这些研究还未能有

效应用于桥梁结构领域。因此,本研究基于递归图和BP神经网络,拟以某大跨斜拉桥为工程依托,建立ABAQUS有限元三维模型,通过动力分析,提取其加速度曲线进行递归图处理,再用BP神经网络进行分析,准确识别桥梁的损伤位置和损伤程度,以期为智能识别桥梁损伤位置和损伤程度提供借鉴。

## 1 递归图

TAKENS<sup>[17]</sup>提出的对非平稳信号时间序列进行相空间重构的方法,是对信号进行递归图分析的第一步。相空间重构基本原理就是将时间序列投影到相空间,将相应维数的时间序列与相空间中的坐标一一对应,从而利用这些相空间中的数据获取那些用传统方法获取不到的特征。采用坐标延迟法对时间序列进行相空间重构,其表达式为:

$$X(i) = \{x(i), x(i + \tau), \dots, x(i + (m - 1)\tau)\} \quad (1)$$

式中: $\tau$ 为时间延迟; $m$ 为嵌入维度。

由式(1)可知,相空间重构需要确定嵌入维数和延迟时间这两个关键参数。目前,对于这两个参数的确定方式可分为:①认为两者之间没有任何关联性,先根据时间序列的特性确定好延迟时间,然后再确定嵌入维数;②认为嵌入维数和延迟时间之间具有一定的关联性,在对信号相空间进行重构时,需要综合考虑这两个参数。本研究中的时间延迟 $\tau$ 采用互信息法计算,嵌入维度 $m$ ,则用虚假临近点法确定<sup>[18]</sup>。在参数 $\tau$ 和 $m$ 确定后,随即根据式(1)进行相空间重构,重构后的矩阵为:

$$X = \begin{pmatrix} x_0 & \cdots & x_\tau & \cdots & x_{(m-1)\tau} \\ x_1 & \cdots & x_{1+\tau} & \cdots & x_{1+(m-1)\tau} \\ x_2 & \cdots & x_{2+\tau} & \cdots & x_{2+(m-1)\tau} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_n & \cdots & x_{n+\tau} & \cdots & x_{n+(m-1)\tau} \end{pmatrix} \quad (2)$$

式中: $n$ 为信号个数。

重构完后,递归图中递归点的值的计算式为:

$$R_{i,j} = \theta(\varepsilon - \|X_i - X_j\|) \quad i, j = 1, 2, \dots, n \quad (3)$$

式中: $\|X_i - X_j\|$ 为相空间中两向量 $X_i$ 和 $X_j$ 的接近程度; $\|\cdot\|$ 为范数; $\varepsilon$ 为预先设定的临界距离; $\theta(\cdot)$ 为Heaviside函数,其表达式为: $\theta(r) = \begin{cases} 1 & r \geq 0 \\ 0 & r < 0 \end{cases}$

通过重构得到的递归矩阵计算 $R_{i,j}$ 的值就可以

得到递归图。如:对于有阈值的递归图,当 $R_{i,j} = 0$ 时在坐标 $(i,j)$ 的位置上绘制一个黑点,当 $R_{i,j} = 1$ 时则在坐标 $(i,j)$ 的位置上绘制一个白点。递归图的横轴和纵轴代表的都是时间轴。根据定义,递归图中主对角线上点的取值总为1,即有一条黑色的主对角线。

以信号 $x = \cos(2\pi t) + \cos(2\sqrt{2}\pi t)$ (其波形如图1所示)为例,对其进行递归图分析得到如图2所示有阈值的递归图。与图1相比,该递归图可明显表征出原信号中的规律性和非线性特征。

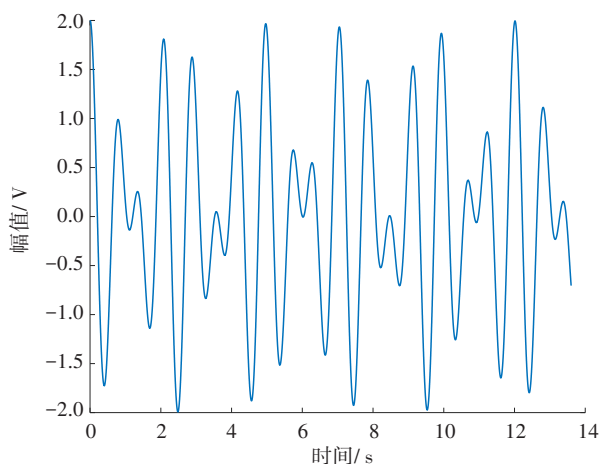


图1 典型周期信号

Fig. 1 Typical periodic signals

除了可以得到如图2所示的有阈值的递归图,还可以得到无阈值递归图,此类递归图的特点是不设阈值,操作简单方便,将信号信息在递归图上以点的形式体现,图3为采用该方法计算后形成的无阈值递归图。与图2相比,图3中递归点保留了更多的信号信息。从图3可以看出,与有阈值的递归图相比,无阈值递归图可对信号进行更多的细节描述和处理。

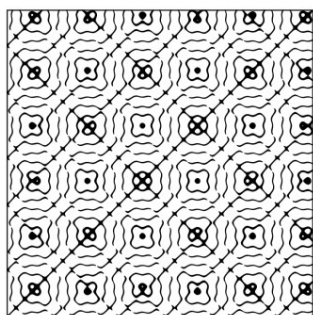


图2 典型周期信号有阈值的递归图

Fig. 2 Recurrence plot of typical periodic signals with threshold

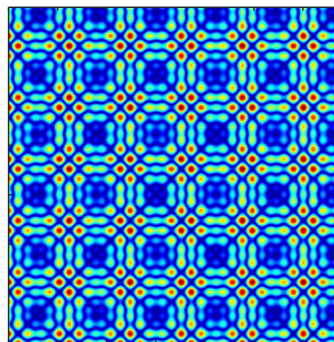


图3 典型周期信号无阈值的彩色递归图

Fig. 3 Color recurrence plot of typical periodic signals without threshold

## 2 BP神经网络

BP神经网络通常是由输入层、隐含层和输出层组成的,它属于多层前向反馈神经网络的一种,存在正向传播和反向传播两种方式反复交替传播的现象<sup>[19-20]</sup>。对于正向传播,只有相邻的神经元之间才会有一定联系,间隔的神经元之间并没有任何联系。在信号传播时,信号从输入层输入,经过隐含层的计算后得到一个信号,最后将得到的信号经过输出层输出。但是,当信号不能满足要求时就会进行反向传播。为了通过误差函数不断地修正权值和阈值使正向传播的输出信号达到预期的效果,反向传播将输出层看作输入层,信号由输出层输入,通过隐含层,然后进入输入层。在反向传播的整个过程中,每一层神经元的权值和阈值是会根据误差的变化而被修改的。通过不断的正向传播和反向传播,找到最优的权值和阈值,使网络输出与期望值之间的误差达到最小,以满足预期的输出结果。神经网络中信号的正向传播和误差的反向传播的典型结构如图4所示。

对该典型神经网络结构进行公式推导:

将信号以输入向量的形式记为 $X = (x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_n)^T$ ; 隐含层输出记为 $Y = (y_1, y_2, \dots, y_j, \dots, y_m)^T$ ; 输出向量记为 $O = (o_1, o_2, \dots, o_k, \dots, o_l)^T$ ; 期望输出向量记为 $T = (t_1, t_2, \dots, t_k, \dots, t_l)^T$ ; 输入层到隐含层间的权值矩阵 $V = (v_1, v_2, \dots, v_i, \dots, v_m)^T$ , 隐含层到输出层间



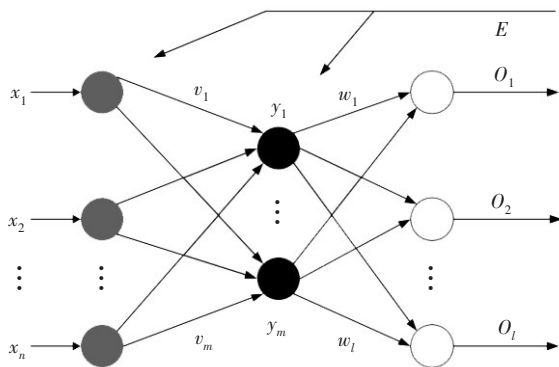


图4 典型神经网络结构

Fig. 4 Typical neural network structure

的权值矩阵  $W = (w_1, w_2, \dots, w_j, \dots, w_l)^T$ ,  $b$  为偏置量,  $\eta \in (0, 1)$  为比例系数。

根据定义,隐含层节点输出为:

$$y_i = f\left(\sum_{i=0}^n v_{ij}x_i - b_i\right) \quad (4)$$

输出层节点输出为:

$$O_l = f\left(\sum_{i=0}^n w_{ij}x_i - b_l\right) \quad (5)$$

将输出节点的误差定义为:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^l (t_k - O_k)^2 \quad (6)$$

则输出节点的权值修正为:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{ij}} \quad (7)$$

$$\Delta v_{ij} = -\eta \frac{\partial E}{\partial v_{ij}} \quad (8)$$

在正向传播和反向传播反复迭代的过程中,通过式(6)~(8)对权值矩阵不断修正,使最终的输出信号能够达到期望的效果。

### 3 算例分析

#### 3.1 工程背景

本研究以某大跨斜拉桥的损伤识别为研究对象。该桥结构形式为双塔双索面、塔梁分离的半漂浮体系斜拉桥。主梁桥跨组合为(102+210+102) m,全长桥 414 m,总宽 20 m,桥塔高 80 m,设有两道横梁,主梁采用钢箱梁截面,桥面板为混凝土,塔两侧对称布置 10 对斜拉索,每对间距 10 m,总共 80 根斜拉索。具体尺寸和布置分别如图 5~6 所示。

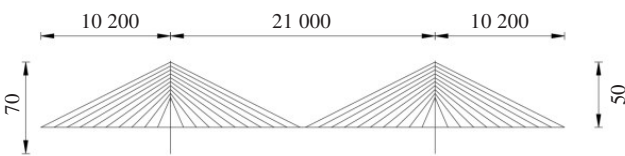


图5 桥跨布置(单位:cm)

Fig. 5 The layout of bridge span (unit: cm)

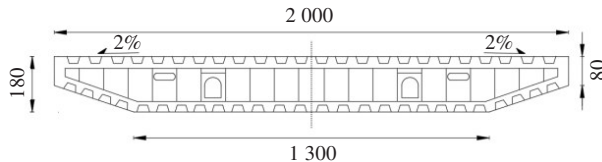


图6 主梁横断面(单位:cm)

Fig. 6 The cross section of main girder (unit: cm)

#### 3.2 有限元模型的建立

采用 ABAQUS 有限元软件建立该斜拉桥的三维模型。在该模型中,主梁和桥塔采用 Beam 单元的 B33 来模拟,斜拉索采用 Truss 单元的 T3D2 来模拟,材料参数见表 1。斜拉索是桁架单元,以每根索为一个单元,无需再单独进行布种并划分单元。由于该桥为半漂浮体系斜拉桥,主梁和桥塔之间由支座连接传力,斜拉索的锚固点为梁单元的自然节点,通过刚性连杆连接梁单元节点和索节点,两点间的约束关系为主从约束,从而使得刚性连杆只出现刚体转动。软件约束模块中的 MPC 和 ELEMENT-LINK 可以被用来模拟索节点与梁单元节点之间的约束,它们能够方便地形成两个节点之间的刚臂<sup>[21]</sup>。

表1 模型主要材料参数表

Table 1 Main material parameters of the model

部位	材料	弹性模量/ (10 <sup>10</sup> Pa)	泊松比
桥塔	C40	3.0	0.2
主梁	钢材	2.0	0.3
斜拉索	Strand1860	2.0	0.3

本模型计算分析方式为动力显式,为确保仿真计算的精确度,将时间步长设为 0.01 s,总时间为 25 s,采样点数为 1 000。利用该有限元软件自带的子

程序VDLOAD进行添加车辆荷载。车辆以60 km/h的速度在车道中央匀速行驶,提取需要获取的数据进行动力分析。为了保证本研究具有可操作性,车辆荷载以桥梁试验中常见的东风牌三轴货车为例,其简图如图7所示。相关参数见表2,该模型如图8所示。

表2 车辆参数

Table 2 Vehicle parameters

车辆部位	轴重/kN	刚度/(N·mm <sup>-1</sup> )
前轴	70	2 800
中轴	140	3 390
后轴	140	3 390

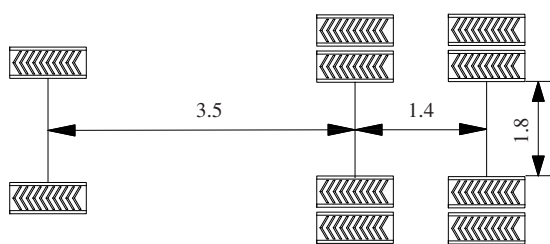


图7 东风牌三轴货车(单位:m)

Fig. 7 A sketch of Dongfeng three-axis truck (unit: m)

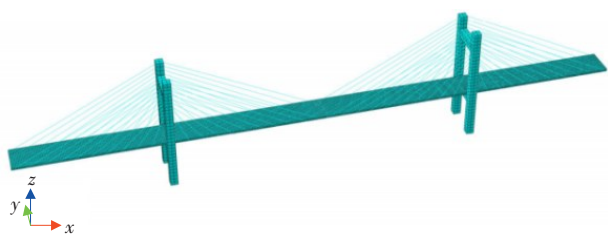


图8 3D有限元模型

Fig. 8 3D finite element model

### 3.3 损伤工况的设置

较常见的结构损伤的模拟方法是以刚度的折减进行模拟的,而刚度的折减主要包括减小构件截面面积和弹性模量两种。弹性模量折减是一种相对比较好的损伤模拟方法。所以本研究通过材料的弹性模量折减来模拟构件的损伤,其折减计算式为:

$$\alpha = \frac{E_0 - E_d}{E_0} \quad (9)$$

式中: $\alpha$ 为构件损伤程度指数,若弹性模量折减

30%,则 $\alpha=0.3$ ;  $E_0$ 为完好结构的弹性模量;  $E_d$ 为损伤构件的弹性模量。

为更贴近实际工况,构件损伤程度指数不宜过大。构件损伤程度指数过大会影响结构使用性能,养护人员会提前发现并对结构进行维修或者更换,所以本研究仅考虑损伤程度指数不超过30%的工况。模拟损伤的单元编号如图9所示。

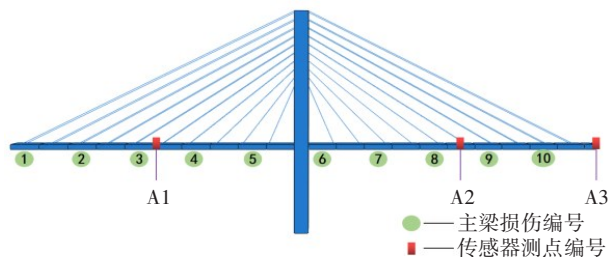


图9 主梁损伤单元编号和传感器测点布置

Fig. 9 Main beam damage unit number and sensor measuring point layout diagram

因该桥为左右对称结构,所以取左半幅为研究对象。以单元编号和弹性模量的折减设置主梁的损伤工况,如:主梁1号单元记为ZL01,若损伤10%,则记为ZL0110,同理,主梁5号单元损伤20%记为ZL0520。在搭建的BP神经网络中以主梁损伤单元编号作为损伤识别位置的输出,以构件损伤程度指数作为损伤程度的输出。损伤工况见表3~4。

表3 损伤位置工况

Table 3 Damage location conditions

工况	损伤单元编号	弹性模量	期望输出
无损伤	ZL0000	$E_0$	0
工况1	ZL0110	$0.9E_0$	1
工况2	ZL0210	$0.9E_0$	2
工况3	ZL0310	$0.9E_0$	3
工况4	ZL0410	$0.9E_0$	4
工况5	ZL0510	$0.9E_0$	5
工况6	ZL0610	$0.9E_0$	6
工况7	ZL0710	$0.9E_0$	7

表 3 (续)

Table 3 (Continued)

工况	损伤单元编号	弹性模量	期望输出
工况 8	ZL0810	$0.9E_0$	8
工况 9	ZL0910	$0.9E_0$	9
工况 10	ZL1010	$0.9E_0$	10

表 4 损伤程度工况

Table 4 Damage degree conditions

工况	损伤单元编号	弹性模量	期望输出
工况 11	ZL0110	$0.9E_0$	0.1
	ZL0120	$0.8E_0$	0.2
	ZL0130	$0.7E_0$	0.3
工况 12	ZL0510	$0.9E_0$	0.1
	ZL0520	$0.8E_0$	0.2
	ZL0530	$0.7E_0$	0.3
工况 13	ZL1010	$0.9E_0$	0.1
	ZL1020	$0.8E_0$	0.2
	ZL1030	$0.7E_0$	0.3

在表 3~4 中,为方便参数的赋值,在几何上将主梁各段定义为互相独立的区域。根据建立的损伤工况,分别赋予材料相应的弹性模量。

4 计算结果分析

4.1 递归图分析

通过建立的模型,提取车辆在桥上行驶的加速度时程曲线,并对其进行损伤分析。各测点在斜拉桥无损伤时的加速度时程曲线如图 10 所示,存在损伤时的部分加速度曲线如图 11 所示。从图 11 可以看出,当主梁存在损伤时,加速度整体时程曲线的幅值较无损伤工况时增大了,并且随着损伤程度的增加,幅值也进一步增大,但是在加速度曲线中难以准确识别。因此,采用递归图和BP神经网络方法对数据进行处理,以确定损伤位置与损伤程度。先对提取到的加速度数据进行递归图的处理。处理

后的递归图如图 12 所示。

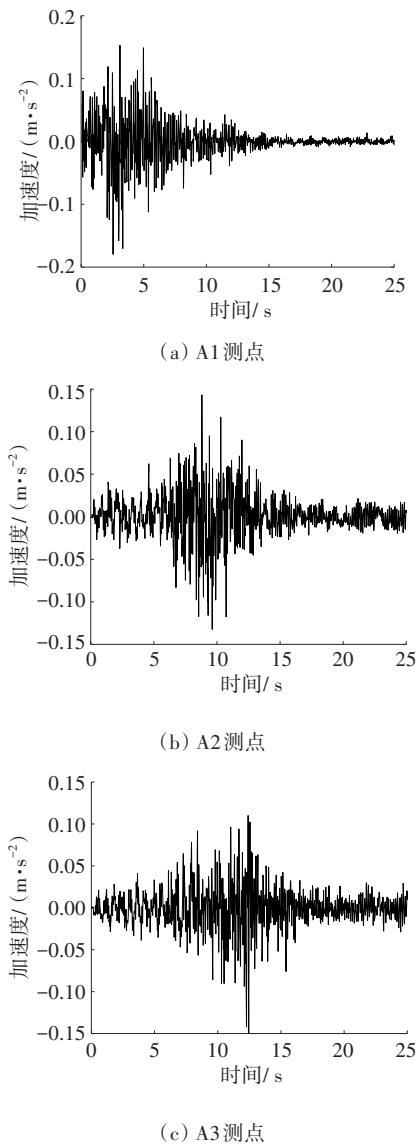


图 10 无损伤工况加速度时程曲线

Fig. 10 Acceleration time history diagram of no damage condition

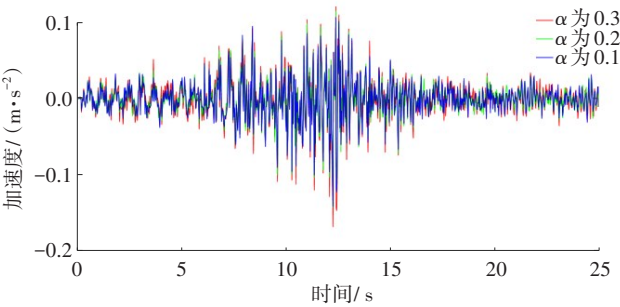
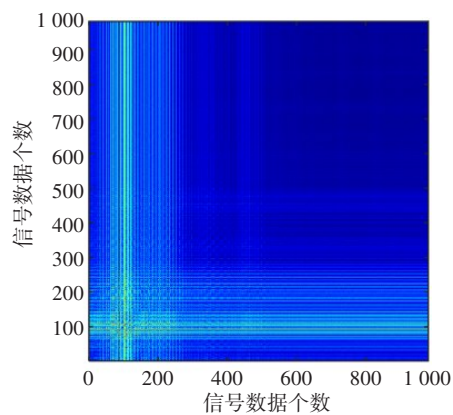
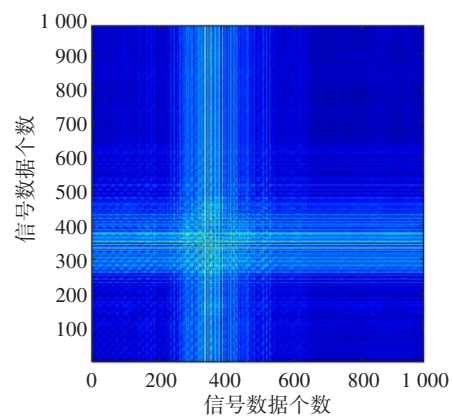


图 11 A3测点不同损伤程度下的加速度时程曲线

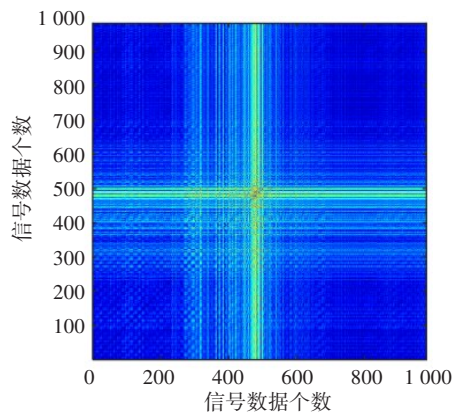
Fig. 11 Different damage degree figures at A3 measuring point



(a) A1测点



(b) A2测点



(c) A3测点

图12 无阈值彩色递归图

Fig. 12 Color recurrence plot without threshold

从图12可以看出,递归图保留了很多的特征点,具有明显的区分度。由于每个测点的递归图中都具有各自保留的损伤信息,所以为了增加特征量需放大损伤信息。将A1、A2、A3测点的加速度信号首尾相连,形成多组数据的扩展递归图以加大特征量,图13~15是在不同损伤位置 and 不同损伤程度下经扩展后的递归图。

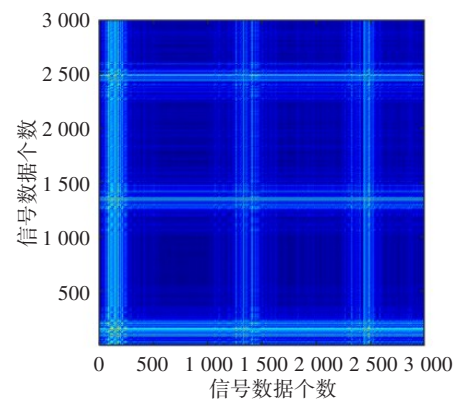
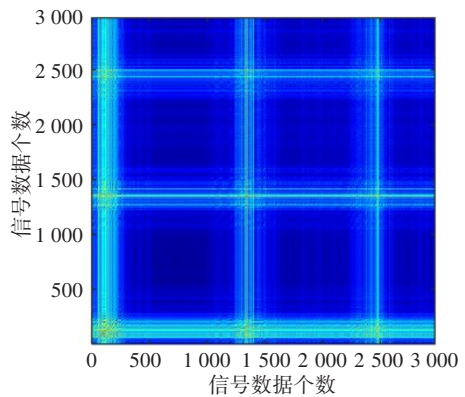
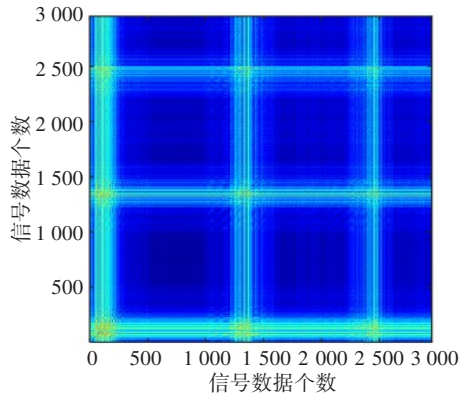
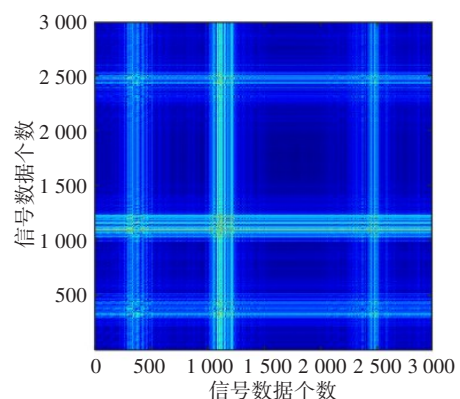
(a)  $\alpha=0.1$ (b)  $\alpha=0.2$ (c)  $\alpha=0.3$ 

图13 ZL01损伤递归图

Fig. 13 Recurrence plot of damage ZL01

(a)  $\alpha=0.1$



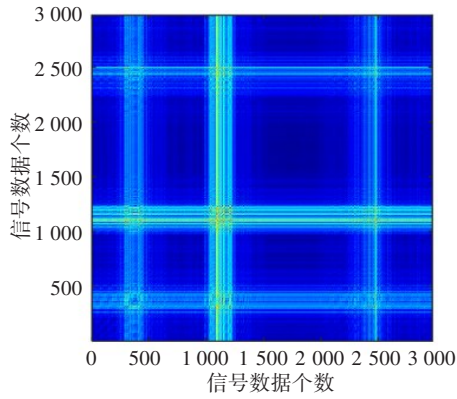
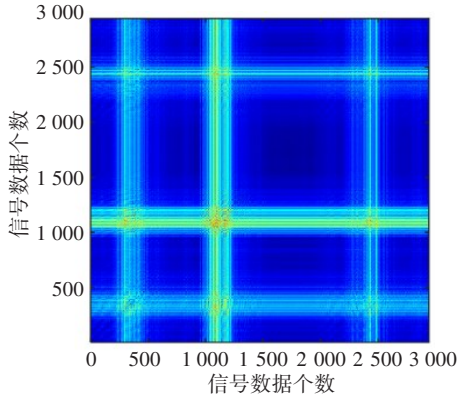
(b)  $\alpha=0.2$ (c)  $\alpha=0.3$ 

图14 ZL05 损伤递归图

Fig. 14 Recurrence plot of damage ZL05

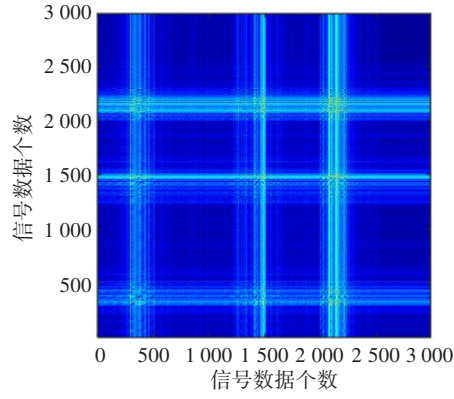
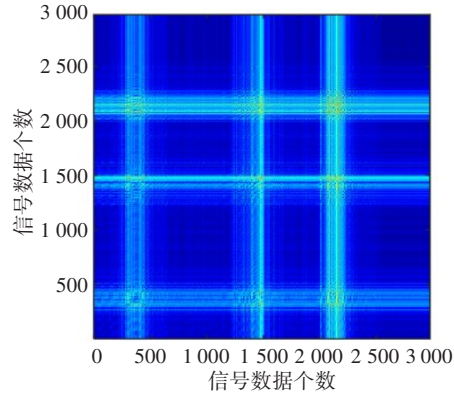
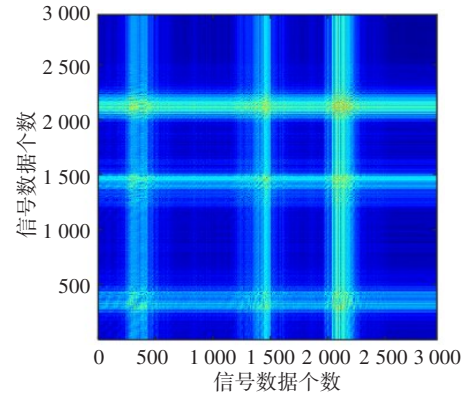
(a)  $\alpha=0.1$ (b)  $\alpha=0.2$ (c)  $\alpha=0.3$ 

图15 ZL10 损伤递归图

Fig. 15 Recurrence plot of damage ZL10

从图13~15可以看出,当损伤位置不同时,生成的递归图中的条纹分布会存在较大的区别;而在损伤程度指数不同时,递归图中条纹大致上相似,差别主要体现在一部分区域明亮条纹的宽度上,且随着损伤程度指数的增加,图像明亮条纹的宽度也在增大。表明:无论是在识别损伤位置还是在识别损伤程度时,递归图方法都具有较大优势,它可以较为明显地区分人为设置的损伤位置和损伤程度,但递归图方法不能实现精确的量化分析,所以单纯依靠人工无法实现准确识别,需要运用神经网络对其进行进一步处理。

#### 4.2 神经网络分析

基于递归图方法的研究表明,使用递归图作为结构损伤的表征工具具有明显优势,但人工识别递归图的效率较低且准确率难以保证,而神经网络具有较高的准确识别率。只有将递归图产生的特征数据导入搭建好的神经网络模型中才能进行准确识别。由于神经网络的训练需要有足够的数据才能确保结果的准确性,现有工况提供的数据组并不能满足要求。因此,在各工况产生的数据中加入高斯白噪声,扩充训练数据集。

加入高斯白噪声的信噪比 $d$ 的计算式为:

$$d = 10 \lg \left( \frac{P}{P_{\text{噪声}}} \right) \quad (10)$$

$$P = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n X_k^2, k = 1, 2, \dots, n \quad (11)$$

式中: $P$ 为信号功率; $P_{\text{噪声}}$ 为噪声功率; $k$ 为信号长度; $X_k$ 为第 $k$ 个信号。



同时,为避免加入的噪声过大对识别结果产生不利影响,在各工况获得的信号数据中加入的高斯白噪声的功率相对原信号的功率不超过10%。在损伤位置工况1~10中分别随机加入100次功率占比为1%、2%、3%、4%、5%、6%、7%、8%、9%、10%的高斯白噪声,使得数据扩充到1 000组。

将1 000组数据产生的1 000张递归图数据导入BP神经网络模型中进行损伤识别,这1 000组数据的80%作为训练集,20%作为测试集,即800组数据用作训练,200组数据用作测试。隐含层节点数量对神经网络的训练效果影响较大,需要合理选择,如果隐含层节点数过多,不仅会增加网络训练时间,还会导致不能收敛;如果隐含层节点数过少,则会使得网络的性能变差,训练结果容易陷入局部最优。所以隐含层节点数量可根据经验公式确定,其计算式为:

$$Q = \sqrt{g + h} + a \quad (12)$$

式中: $Q$ 为隐含层神经元数量; $g$ 为输入层神经元数量; $h$ 为输出层神经元数量; $a$ 为整数,取值为1~10。

本试验对网络进行了反复测试,且对损伤识别效果进行了对比,最终确定BP神经网络的隐含层节点数为12,设置学习率为0.001。得到的训练结果分别如图16~17所示。

从图16可以看出,预测的损伤位置值在期望值附近上下波动,误差在0附近上下波动,且绝大多数的点落在误差容许区域内。表明:搭建的BP神经网络模型的训练效果较好,可以通过机器学习的方式有效地识别出结构的损伤位置。

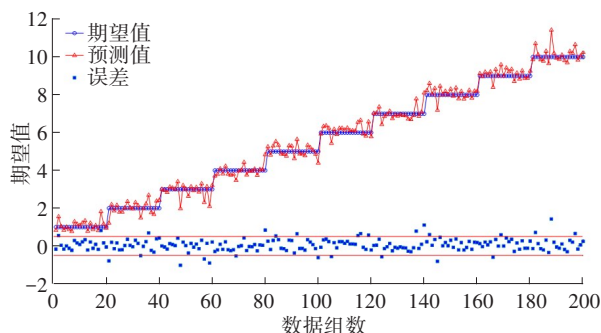


图16 不同损伤位置BP神经网络模型训练结果

Fig. 16 The training results of BP neural network model at different damage locations

在损伤程度工况11~13中分别随机加入100次功率占比为1%、2%、3%的高斯白噪声,使得数据扩充为300组。其他过程与损伤位置工况1~10的数据处理方式相同。

从图17可以看出,预测的损伤程度值也在期望值附近上下波动,误差在0附近上下波动,且绝大多数的点落在误差容许区域内。表明:搭建的BP神经网络模型可以通过机器学习的方式有效地识别出结构的损伤程度。

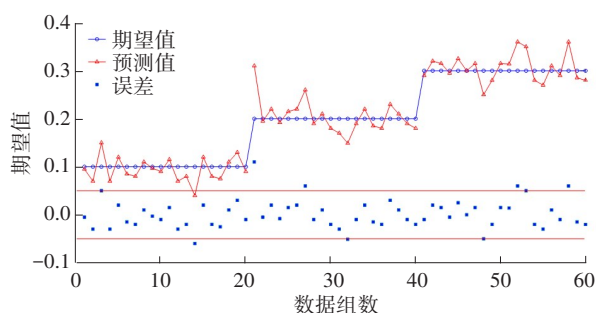


图17 不同损伤程度BP神经网络模型训练结果

Fig. 17 Training results of BP neural network model with different damage degrees

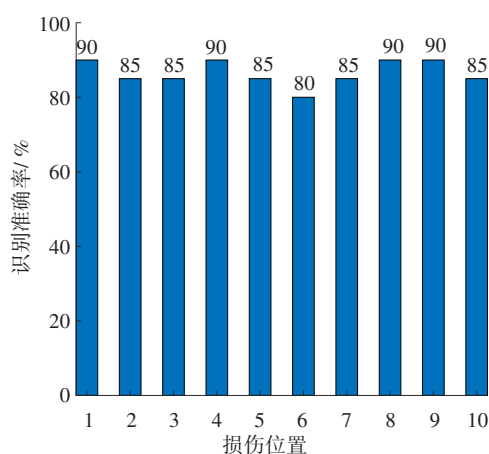
为确定网络的识别效率,对测试结果的准确率进行分析。对输出结果进行取值,并将其判断为准确或者不准确。如:期望输出的损伤位置值为5,预测输出值为5.4,将预测输出值取值为5,判断为准确;期望输出的损伤程度值为0.20,预测输出值为0.26,则将预测输出值取值为0.30,判断为不准确。同时,为了便于验证损伤位置判断是否准确,规定损伤位置识别准确率 $\lambda$ 为:

$$\lambda = \frac{n'}{N} \quad (13)$$

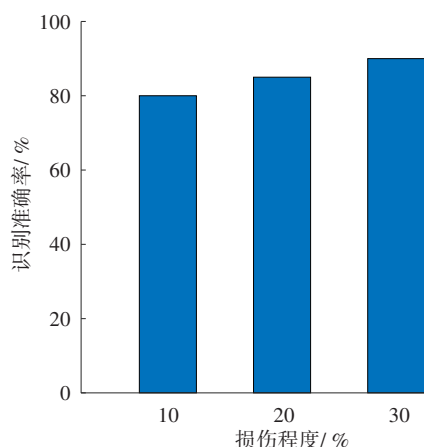
式中: $n'$ 为损伤位置识别准确的样本数; $N$ 为待识别的样本总数。

对训练结果进行识别准确率的统计,各工况的损伤程度工况的识别准确率如图18所示。从图18可以看出,各损伤位置工况的整体识别准确率可以达到86.5%,各损伤程度工况的整体识别准确率可以达到85.0%,能够满足应用要求。

从图18(b)可以看出,随着损伤程度 $\alpha$ 的增大,损伤程度工况的识别准确率也在提高。这是因为当损伤程度越大的时候,结构反映出来的动力特性差异与原结构相比也越大,这与实际情况相符。



(a) 损伤位置工况识别准确率



(b) 损伤程度工况识别准确率

图18 BP神经网络识别准确率

Fig. 18 Recognition accuracy of BP neural network

## 5 结论

以某大跨斜拉桥为研究背景,利用递归图和BP神经网络对该斜拉桥的主梁进行了损伤识别研究,得到结论为:

1) 随着损伤程度的增加,加速度整体时程曲线的幅值呈增大趋势,表明:加速度时程曲线的幅值越大,桥梁的损伤程度越大。

2) 损伤位置和损伤程度不同时,递归图的条纹存在区别,因而递归图可以被用来进行初步的损伤识别研究,但难以准确识别损伤位置、损伤程度。

3) 通过BP神经网络模型对递归图处理后的数据进行分析,能够对该斜拉桥的损伤位置和损伤程度进行识别,且识别准确率均大于85.0%。

## 参考文献(References):

- [1] 胡钧剑. 基于深度学习理论的桥梁结构损伤识别研究[D]. 南昌: 华东交通大学, 2021.  
HU Junjian. Research on bridge structure damage identification based on deep learning theory [D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2021.
- [2] 杨书仁, 姚建群, 丁松. 基于应变能量函数的桥梁损伤识别方法[J]. 公路, 2021, 66(6): 157-165.  
YANG Shuren, YAO Jianqun, DING Song. Bridge damage identification method based on strain energy function[J]. Highway, 2021, 66(6): 157-165.
- [3] 王平波. 基于深度神经网络的桥梁损伤识别研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2021.  
WANG Pingbo. Research on bridge damage identification based on deep neural network [D]. Chengdu: Southwest Jiaotong University, 2021.
- [4] 霍明宇. 基于时间序列相似性度量的铁路桥梁损伤识别研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.  
HUO Mingyu. Research on railway bridge damage identification based on time series similarity measure[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.
- [5] 杨永斌, 王志鲁, 史康, 等. 基于车辆响应的桥梁间接测量与监测研究综述[J]. 中国公路学报, 2021, 34(4): 1-12. DOI:10.19721/j.cnki.1001-7372.2021.04.001.  
YANG Yongbin, WANG Zhilu, SHI Kang, et al. Research progress on bridge indirect measurement and monitoring from moving vehicle response [J]. China Journal of Highway and Transport, 2021, 34(4): 1-12. DOI: 10.19721/j.cnki.1001-7372.2021.04.001.
- [6] 殷新锋, 李鹏飞, 刘扬. 基于压电陶瓷的分段黏结混凝土试验[J]. 交通科学与工程, 2019, 35(2): 22-26. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2019.02.005.  
YIN Xinfeng, LI Pengfei, LIU Yang. Experiments for piecewise bonded concrete based on piezoelectric ceramics [J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2019, 35(2): 22-26. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2019.02.005.
- [7] 杨栋, 任伟新, 李丹, 等. 基于局部递归率分析的振动信号非平稳评价[J]. 中南大学学报(自然科学版), 2013, 44(7): 3024-3032.  
YANG Dong, REN Weixin, LI Dan, et al. Local recurrence rate analysis based non-stationarity measurement for operational vibration signal[J]. Journal of Central South University (Science and Technology), 2013, 44(7): 3024-3032.
- [8] 贺倩, 黄静静. 递归图法在气温时间序列分析中的应用

- [J]. 北京信息科技大学学报(自然科学版), 2020, 35 (1): 69-72. DOI: 10.16508/j.cnki.11-5866/n.2020.01.013.
- HE Qian, HUANG Jingjing. Application of recurrence plot in analysis of temperature time series[J]. Journal of Beijing Information Science & Technology University, 2020, 35 (1): 69-72. DOI: 10.16508/j.cnki.11-5866/n.2020.01.013.
- [9] MATASSINI L, MANFREDI C. Software corrections of vocal disorders[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2002, 68 (2): 135-145. DOI: 10.1016/s0169-2607(01)00161-4.
- [10] NICHOLS J M, TRICKEY S T, SEAVER M. Damage detection using multivariate recurrence quantification analysis[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2006, 20 (2): 421-437. DOI: 10.1016/j.ymssp.2004.08.007.
- [11] 何浩祥, 王玮, 黄磊. 基于卷积神经网络和递归图的桥梁损伤智能识别[J]. 应用基础与工程科学学报, 2020, 28 (4): 966-980. DOI: 10.16058/j.issn.1005-0930.2020.04.018.
- HE Haoxiang, WANG Wei, HUANG Lei. Intelligent damage detection for bridge based on convolution neural network and recurrence plot[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2020, 28(4): 966-980. DOI: 10.16058/j.issn.1005-0930.2020.04.018.
- [12] 王策. 递归图和卷积神经网络在桥梁损伤识别中的应用[D]. 大连: 大连海事大学, 2020. DOI: 10.26989/d.cnki.gdlhu.2020.001083.
- WANG Ce. Application of recursive plot and convolutional neural network in the field of bridge damage identification [D]. Dalian: Dalian Maritime University, 2020. DOI: 10.26989/d.cnki.gdlhu.2020.001083.
- [13] ELKORDY M F, CHANG K C, LEE G C. Neural networks trained by analytically simulated damage states [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 1993, 7 (2): 130-145. DOI: 10.1061/(asce)0887-3801(1993)7:2(130).
- [14] 高东岳. 基于机器学习方法的超声导波结构健康监测研究[J]. 纤维复合材料, 2020, 37 (3): 3-8. DOI: 10.3969/j.issn.1003-6423.2020.03.001.
- GAO Dongyue. Ultrasonic guided wave structural health monitoring technology based on machine learning method [J]. Fiber Composites, 2020, 37(3): 3-8. DOI: 10.3969/j.issn.1003-6423.2020.03.001.
- [15] 薛强, 郝际平, 郑粤. 基于RBF神经网络的钢框架梁端节点损伤识别[J]. 西安建筑科技大学学报(自然科学版), 2011, 43 (2): 192-197. DOI: 10.15986/j.1006-7930.2011.02.020.
- XUE Qiang, HAO Jiping, ZHENG Yue. Research on steel frame parameters identification based on RBF neural networks [J]. Journal of Xi'an University of Architecture & Technology (Natural Science Edition), 2011, 43 (2): 192-197. DOI: 10.15986/j.1006-7930.2011.02.020.
- [16] 徐鹏. 基于深度学习的结构健康监测[D]. 广州: 暨南大学, 2017.
- XU Peng. Structural health monitoring with deep learning [D]. Guangzhou: Ji'nan University, 2017.
- [17] TAKENS F. Detecting strange attractors in turbulence [M]//Lecture notes in mathematics. Heidelberg: Springer, 1981: 366-381. DOI: 10.1007/bfb0091924.
- [18] DING H, CROZIER S, WILSON S. Optimization of Euclidean distance threshold in the application of recurrence quantification analysis to heart rate variability studies[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2008, 38 (5): 1457-1467. DOI: 10.1016/j.chaos.2006.07.059.
- [19] 李凯. 基于动力参数法和机器学习的桥梁结构损伤识别研究[D]. 青岛: 山东科技大学, 2020.
- LI Kai. Research on damage identification of bridge structure based on dynamic parameter method and machine learning [D]. Qingdao: Shandong University of Science and Technology, 2020.
- [20] 张玉平, 马超, 李传习, 等. 基于改进BP算法的混凝土热学参数反演与预测[J]. 交通科学与工程, 2021, 37 (1): 42-50. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2021.01.007.
- ZHANG Yuping, MA Chao, LI Chuanxi, et al. Back analysis and prediction of thermal parameters of concrete based on improved BP algorithm[J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2021, 37 (1): 42-50. DOI: 10.16544/j.cnki.cn43-1494/u.2021.01.007.
- [21] 陈宇. 基于ABAQUS的斜拉桥三维有限元静力模型的建立[J]. 科技资讯, 2010, 8(33): 81. DOI: 10.16661/j.cnki.1672-3791.2010.33.028.
- CHEN Yu. Establishment of three-dimensional finite element static model of cable-stayed bridge based on ABAQUS[J]. Science & Technology Information, 2010, 8(33): 81. DOI: 10.16661/j.cnki.1672-3791.2010.33.028.

(责任编辑: 欧兆虎; 英文编辑: 焦登武)