

# 基于全连接神经网络与传递率函数相结合的钢结构损伤检测方法<sup>①</sup>

艾青林<sup>②</sup> 林小贝 徐巧宁

(浙江工业大学特种装备制造与先进加工技术教育部/浙江省重点实验室 杭州 310023)

**摘要** 针对现有的传递率函数法对钢结构损伤检测不全面、不精确的问题,提出了将全连接神经网络模型与传递率函数相结合的钢结构损伤检测方法。利用 Ansys 软件对钢结构框架模型进行瞬态分析,得到垂直于检测面的节点加速度,通过 Matlab 软件对各节点加速度进行傅里叶变换、频谱相除得到传递率函数,再将传递率函数进行差分运算得到传递率函数变化量。将传递率函数变化量作为全连接神经网络的输入参数,采用反向传播对误差进行修正,从而得到钢结构各检测位置的损伤指标值。通过钢结构框架损伤检测实验,对基于全连接神经网络与传递率函数的钢结构损伤检测算法进行实验验证。结果表明,新方法与传统的传递率函数法相比,所有位置的钢结构损伤识别率平均提高了 29.14%,能更准确与全面地识别钢结构各位置的损伤情况,可对钢结构损伤位置进行精确定位。

**关键词** 钢结构损伤检测;全连接神经网络;反向传播;传递率函数;损伤识别率

## 0 引言

大型钢结构(例如桥梁或多层建筑)在其使用寿命期内,钢结构焊接处由于内部应力容易产生裂纹,钢结构连接处由于冲击载荷容易发生螺栓松动,为了确保这些结构的安全性和可靠性,防止灾难性事故的发生,进行早期可靠的损伤检测和健康评估是极为重要的<sup>[1]</sup>。20世纪60年代,结构健康监测的概念被采用,这种监测一般指的是局部和离线的评估,如超声波、涡流、X射线和漏磁检测<sup>[2-5]</sup>。但是,这些技术可能涉及高成本和间歇性勘探。

在过去的20年中,使用非破坏性技术(如振动分析和成像处理<sup>[6-7]</sup>)进行全球在线评估一直是研究的重点。使用该技术的主要目的之一是降低成本并持续监测结构<sup>[8]</sup>。因此,基于振动的检测技术因其有效性和实用性而备受关注。其中包括基于振动模态参数、频率响应函数和传递率函数的检测算法。由于大部分基于振动的技术在模态测试中需要采集

现场的数据,而传递率分析不需要激励力的测量,因此对自动在线健康监测非常有吸引力<sup>[9-11]</sup>。

传递率函数指的是检测结构中两个不同检测位置之间的频域响应之比或者能量比,用来评估结构状态的重要参数<sup>[12]</sup>。由于传递率函数本质上是对结构局部性质的反应,因此,通过传递率函数对结构分区的损伤检测能够准确地定位出结构的局部损伤,进而实现大型复杂结构损伤分区的检测。损伤结构分区之后,每次检测过程都只需在一个较小的区域内进行,因此,利用有限个数量的传感器就能够完成对大型损伤结构的检测<sup>[13]</sup>。

本文探讨了利用神经网络对钢结构框架损伤检测的可行性。在作者之前的研究中,一种基于传递率函数及小波分析的钢结构损伤检测方法成功地识别出钢结构特定位置的损伤<sup>[14]</sup>。从本研究中可以发现,本文提出的神经网络算法能够实现对钢结构各个位置的损伤进行识别,而且识别率更加精确,更具有全面性和准确性。在这项研究中,将传递率函

① 国家自然科学基金(52075488,51705456,51275470)和浙江省自然科学基金(LY20E050023)资助项目。

② 男,1976年生,博士,教授;研究方向:钢结构损伤检测技术,智能移动机器人技术,多足机器人控制技术,钢带并联机器人技术;  
联系人,E-mail:aqlaq@163.com  
(收稿日期:2020-06-06)

数作为神经网络的参数,建立神经网络模型,对神经网络模型进行训练,达到对钢结构框架的损伤进行识别的目的。

## 1 传递率函数建模

如图1所示,  $n$  自由度有限维线性结构的运动控制方程为

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{x}}(t) + \mathbf{K}\mathbf{x}(t) = \mathbf{f}(t) \quad (1)$$

式中,  $\mathbf{x}(t)$  表示  $n$  维的位移向量,  $\mathbf{M}$  表示  $n \times n$  维的质量矩阵,  $\mathbf{C}$  表示  $n \times n$  维的粘滞阻尼矩阵,  $\mathbf{K}$  表示  $n \times n$  维的刚度矩阵,  $\mathbf{f}(t)$  表示  $n$  维的外力向量。假设外力只作用于其中一个自由度(设该自由度为  $k$ ), 则外力向量  $\mathbf{F}(s) = \{0_1, 0_2, \dots, F_k(s), \dots, 0_n\}^T$  只有一个非零项。

对式(1)进行拉普拉斯变换, 则原方程转换为

$$\mathbf{x}(s) = \mathbf{H}(s)\mathbf{F}(s) \quad (2)$$

其中  $\mathbf{H}(s)$  表示系统的频响函数矩阵。假设外力只作用于其中一个自由度(设该自由度为  $k$ ), 则外力向量只有一个非零项, 外力向量在频域内为

$$\mathbf{F}(s) = \{0_1, 0_2, \dots, F_k(s), \dots, 0_n\}^T \quad (3)$$

加速度向量在频域内表示为

$$\mathbf{A}(s) = s^2\mathbf{H}(s)\mathbf{F}(s) \quad (4)$$

传递率函数  $T_{ij}(\omega)$  表示频域内输出自由度  $i$  和参考自由度  $j$  的加速度响应频谱  $A_i(s)$  和  $A_j(s)$  之比。以  $\mathbf{h}_i(s)$  表示  $\mathbf{H}(s)$  矩阵中的第  $i$  行,  $\mathbf{h}_j(s)$  表示  $\mathbf{H}(s)$  矩阵中的第  $j$  行, 则传递率函数  $T_{ij}(s)$  为

$$T_{ij}(s) = \frac{A_i(s)}{A_j(s)} = \frac{s^2\mathbf{h}_i(s)\mathbf{F}(s)}{s^2\mathbf{h}_j(s)\mathbf{F}(s)} = \frac{\mathbf{h}_i(s)\mathbf{F}(s)}{\mathbf{h}_j(s)\mathbf{F}(s)} \quad (5)$$

假设外力只作用于第  $k$  个自由度, 则式(5)可以写成

$$T_{ij}(s) = \frac{H_{ik}(s)}{H_{jk}(s)} \quad (6)$$

其中,  $H_{ik}(s)$  表示频响函数矩阵的第  $i$  行第  $k$  列,  $H_{jk}(s)$  是频响函数矩阵的第  $j$  行第  $k$  列。

本文以  $\Delta T_{ij}(s)$  作为损伤指标, 定义  $\Delta T_{ij}(s)$  为未损伤结构和损伤结构传递率函数之差, 其表达式为

$$\Delta T_{ij}(s) = T_{ij}^d(s) - T_{ij}^{ud}(s) \quad (7)$$

其中,  $T_{ij}^d(s)$  表示损伤结构的传递率函数,  $T_{ij}^{ud}(s)$  表示未损伤结构的传递率函数。

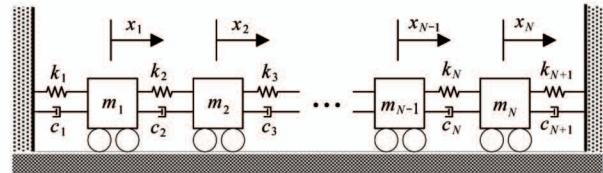


图1 多自由度系统简化结构

为了得到外部激励的位置, 对图1所示  $n$  自由度系统的简化结构进行分析, 其质量矩阵、刚度矩阵、阻尼矩阵如下:

$$\mathbf{M} = \begin{bmatrix} m_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & m_2 & \cdots & 0 \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & 0 & \cdots & m_n \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\mathbf{C} = \begin{bmatrix} c_1 + c_2 & -c_2 & 0 & \cdots & 0 \\ -c_2 & c_2 + c_3 & -c_3 & \ddots & \vdots \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & -c_{n-1} & c_{n-1} + c_n & -c_n \\ 0 & \cdots & 0 & -c_n & c_{n+1} \end{bmatrix} \quad (9)$$

$$\mathbf{K} = \begin{bmatrix} k_1 + k_2 & -k_2 & 0 & \cdots & 0 \\ -k_2 & k_2 + k_3 & -k_3 & \ddots & \vdots \\ 0 & \ddots & \ddots & \ddots & 0 \\ \vdots & \ddots & -k_{n-1} & k_{n-1} + k_n & -k_n \\ 0 & \cdots & 0 & -k_n & k_{n+1} \end{bmatrix} \quad (10)$$

则  $n$  自由度系统的传递函数矩阵可以表示为

$$\mathbf{H}(s) = (\mathbf{M}s^2 + \mathbf{C}s + \mathbf{K})^{-1} \quad (11)$$

式(11)所示矩阵  $\mathbf{H}(s)$  的逆矩阵  $\mathbf{B}$  为对称三对角矩阵, 对称三对角矩阵各项具有一定的递推规律, 其中  $\mathbf{H}(s)$  中的各项之间可以通过计算得到相应的转换计算方法, 其表达式为

$$H_{ij} = \begin{cases} D_i D_{i+1} \cdots D_{j-1} H_{jj} & i < j \\ H_{ji} & i > j \\ [B_{ii} - X_i - Y_i] - 1 & i = j \end{cases} \quad (12)$$

式中  $B_{ij}$  表示矩阵  $\mathbf{B}$  中第  $i$  行第  $j$  项的表达式,  $H_{ij}$  表示矩阵  $\mathbf{H}$  中第  $i$  行第  $j$  项的表达式,  $D_i$ 、 $X_i$  和  $Y_i$  通过矩阵  $\mathbf{B}(s)$  中的子项递归计算而来, 其表达式分别为

$$B_{ii} = m_i s^2 + (c_i + c_{i+1})s + k_i + k_{i+1} \quad (13)$$

$$B_{i(i+1)} = -c_i s - k_i \quad (14)$$

$$D_i = -[B_{ii} - Y_i]^{-1} B_{i(i+1)} \quad 1 \leq i \leq n-1 \quad (15)$$

$$X_i = \begin{cases} B_{i(i+1)}^2 [B_{(i+1)(i+1)} - X_{i+1}]^{-1} & 1 \leq i \leq n-1 \\ 0 & i = n \end{cases} \quad (16)$$

$$Y_i = \begin{cases} 0 & i = 1 \\ B_{i(i-1)}^2 [B_{(i-1)(i-1)} - Y_{i-1}]^{-1} & 2 \leq i \leq n \end{cases} \quad (17)$$

利用式(12)中  $\mathbf{B}$  的逆矩阵  $\mathbf{H}$  相邻项转换关系替换式(6)中的分子分母, 当外部激励的作用位置位于位置  $i$  和位置  $j$  之后时, 即  $k > j > i$ , 有:

$$T_{ij}(s) = \frac{H_{ik}(s)}{H_{jk}(s)} = D_i D_{i+1} \cdots D_{j-1} \quad (18)$$

当输出自由度  $i$  和参考自由度  $j$  相邻时, 上式可以简化为

$$T_{ij}(s) = D_i \quad k > i+1 \quad (19)$$

由式(19)可知, 外部激励的位置需要一直在传感器检测位置的同一侧。

## 2 钢结构三维模型

为了验证所提出的损伤识别方法, 对钢结构框架进行了测试, 如图 2 所示。钢结构框架采用一个长 1500 mm、宽 220 mm、高 900 mm 的 Q235 材质的门形框架。其中, 顶端的横梁和两侧的竖板都是横

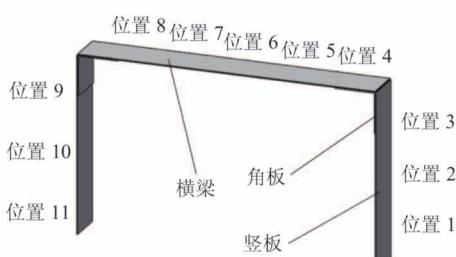


图 2 钢结构框架结构检测模型

截面为 220 mm × 5 mm 的矩形, 横梁和竖板由角板刚性连接。该门形框架上均匀分布着 11 个损伤检测位置, 相邻两个损伤检测位置相距 300 mm。钢结构框架材料的具体属性如表 1 所示。

表 1 钢结构框架材料属性参数

属性	数值	单位
密度	7850	kg/m <sup>3</sup>
杨氏模量	2.07e11	Pa
阻尼系数	0.02	/
泊松比	0.26	/

由于钢结构裂纹与螺栓松动导致了钢结构的质量变化和刚度变化, 因此将钢结构的损伤简化为钢结构质量变化损伤和刚度变化损伤。

为了得到不同损伤情况下的损伤传递率函数, 建立图 3 所示的质量损伤模型和刚度损伤模型。其中, 质量损伤模型通过在无损伤模型两个相邻检测位置之间增加质量块得到, 分别是 1-2, 2-3, 4-5, 5-6, 6-7, 7-8, 9-10, 10-11 这 8 个位置; 刚度损伤模型通过改变无损伤模型两个相邻位置之间的刚度得到, 分别是 3-4 和 8-9 这两个位置。

为了增加神经网络训练的训练数据集, 模拟质量损伤时, 对质量块的质量以及质量块在两点间的位置进行改变; 模拟刚度损伤时, 对两点间的刚度进行改变。

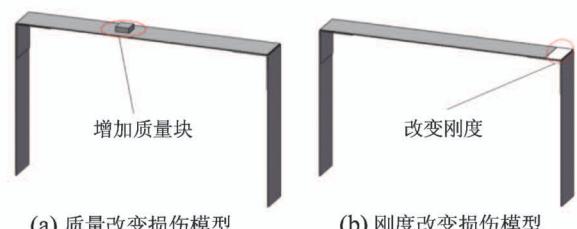


图 3 钢结构框架损伤结构模型

## 3 有限元仿真

### 3.1 平台局部质量变化时结构损伤仿真分析

以图 4 为例, 分别对钢结构框架的无损伤模型和质量变化损伤模型进行仿真, 其中, 质量变化损伤模型的第 1 个检测位置和第 2 个检测位置之间增加一个质量块, 其他条件与无损伤模型相同。



(a) 无损伤模型



(b) 质量变化损伤模型

图4 钢结构框架仿真结构模型

将框架三维模型导入 Ansys 中,设置材料属性,并对模型进行网格划分以及增加约束载荷。约束施加在模型和地面接触部分,载荷由 Matlab 生成,所用载荷为随时间衰减的随机载荷。其中,钢结构框架上分布着 10 个检测位置对,对无损伤模型的位置 2 边缘施加载荷仿真得到位置 1 和位置 2 的加速度数据。同样,对质量变化损伤模式进行 1 次仿真得到 1 对质量变化损伤模型的加速度数据。图 5 所示是在位置 2 边缘施加载荷仿真得到的加速度曲线。

1 次仿真完成后,激励位置和检测位置依次往后移动一个位置,直至完成所有位置的检测。

在此基础上,对加速度数据进行傅里叶变换得到 10 对无损伤结构的频谱曲线和 10 对质量变化结构的频谱曲线。图 6 所示是在位置 2 边缘施加载荷得到的加速度频谱。

将前一个检测位置的加速度频谱除以后一个检测位置的加速度频谱,分别计算出无损伤结构和质量变化结构中每个检测位置对的传递率函数,根据式(7)得到损伤指标  $\Delta T_{ij}(s)$ ,如图 7 所示,为位置 1-2 质量变化时传递率函数变化量。

以此类推,分别得到其余 7 个位置质量变化损伤时的损伤指标  $\Delta T_{ij}(s)$ 。为了增加神经网络的样

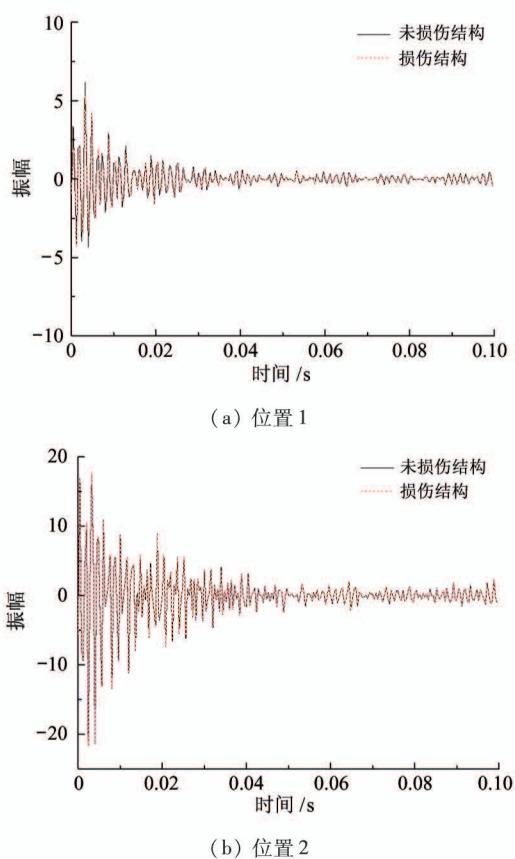


图5 在位置 2 边缘施加载荷的加速度

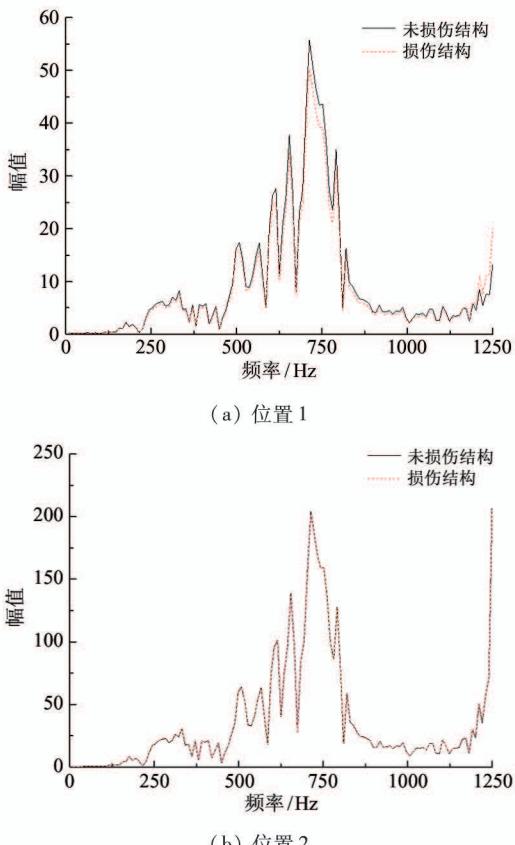


图6 在位置 2 边缘施加载荷的加速度频谱

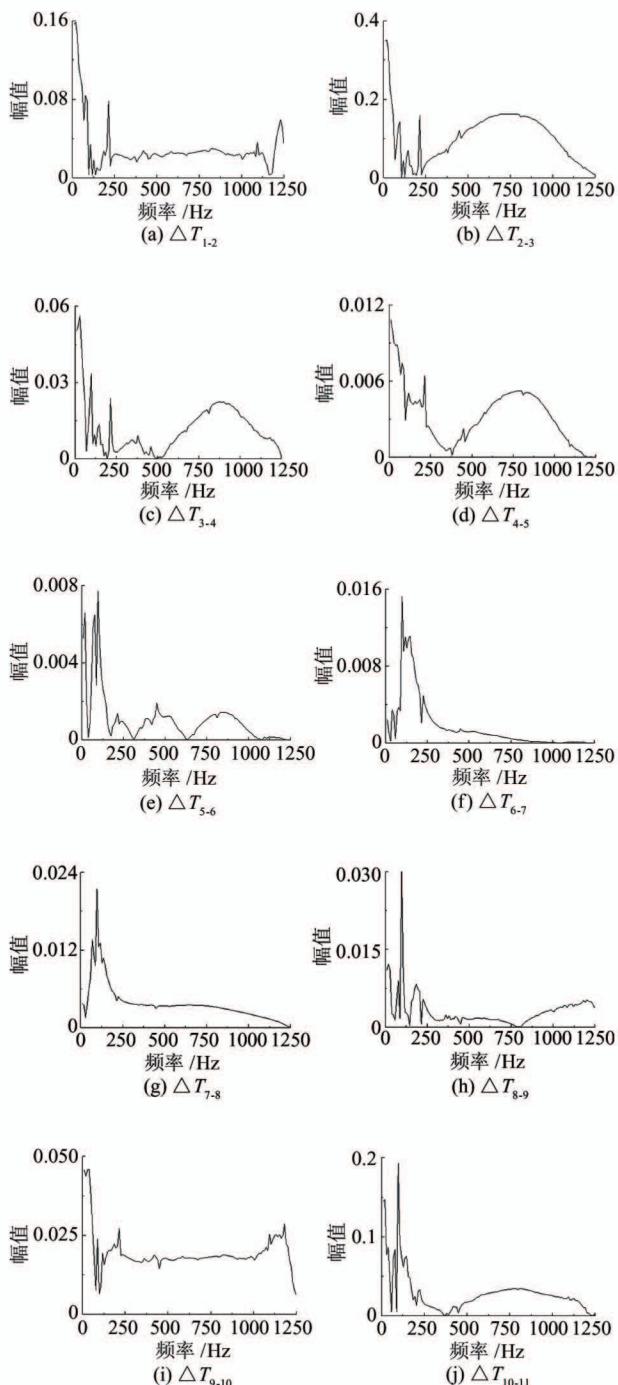


图 7 位置 1-2 质量变化时传递率函数变化量

本数据量,对同一处损伤的质量块的质量或者位置进行改变,用于不同损伤程度的重复仿真。

### 3.2 平台局部刚度变化时结构损伤仿真分析

以图 8 为例,对钢结构框架的刚度变化损伤模型进行仿真,刚度变化损伤模型的第 8 个检测位置和第 9 个检测位置之间的横梁板刚度降低,其他条件与无损伤模型相同。

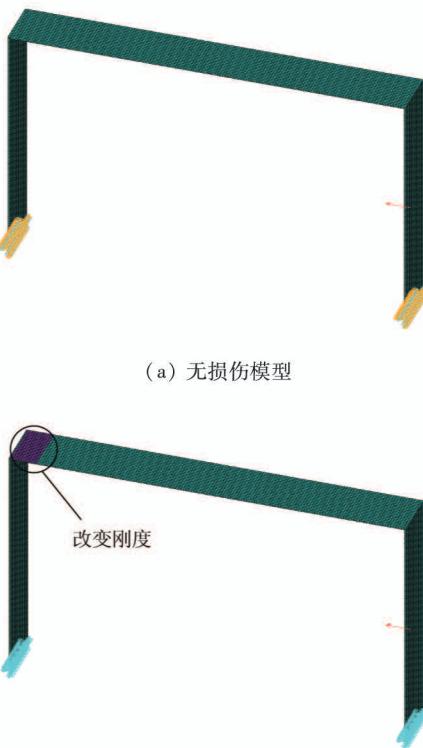


图 8 钢结构框架仿真结构模型

该部分的仿真步骤与局部质量变化的情况类似,依次通过仿真得到所有位置的加速度数据,对加速度数据进行傅里叶变化得到加速度频谱,再计算出刚度损伤情形的传递率函数,最后与之前得到的无损伤情形的传递率函数相减,得到 10 个检测位置对的损伤指标  $\Delta T_{ij}(s)$ ,如图 9 所示,为位置 8-9 刚度变化时传递率函数变化量。

以此类推,得到另一个位置刚度变化损伤时的损伤指标  $\Delta T_{ij}(s)$ 。为了增加神经网络的样本数据量,对于同一处损伤的刚度进行改变,用于不同损伤程度的重复仿真。

## 4 钢结构损伤位置检测实验

### 4.1 实验平台搭建

图 10 为钢结构损伤检测实验平台。该平台用于检测和分析加速度信号,对本文研究的基于全连接神经网络与传递率函数损伤检测算法进行进一步的验证。本实验平台由机械结构、数据采集系统和数据处理系统 3 部分组成。

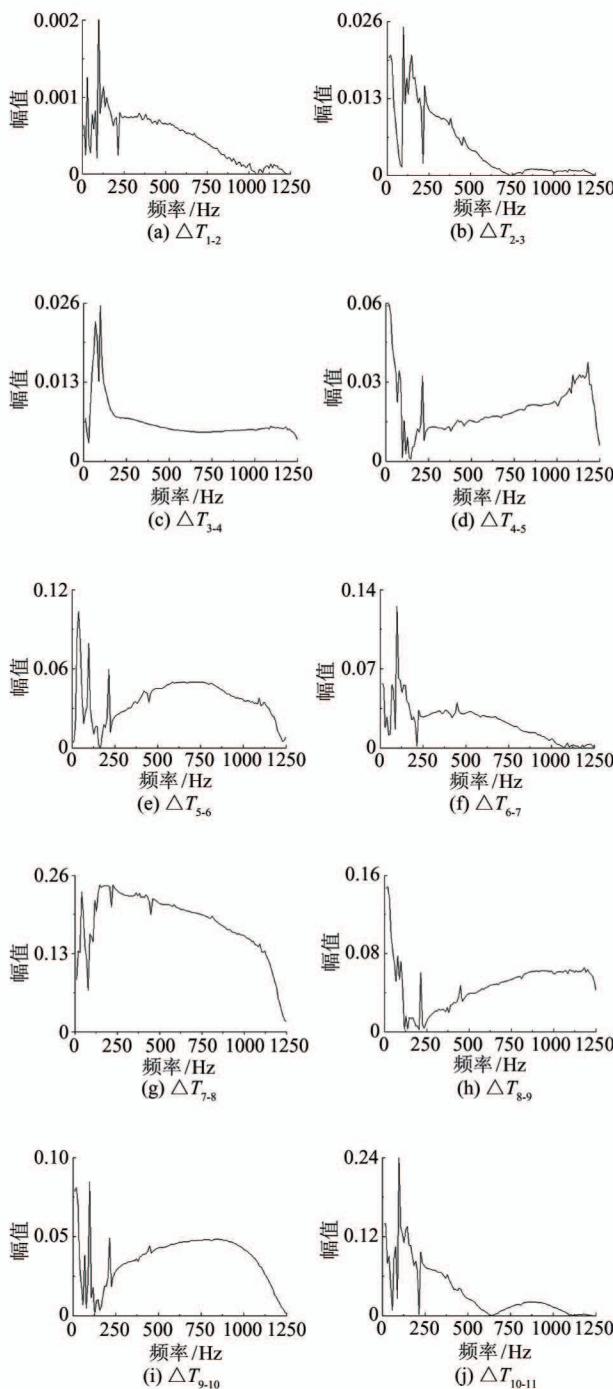
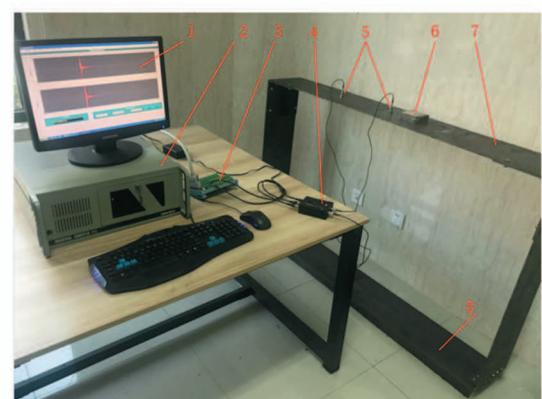


图 9 位置 8-9 刚度变化时传递率函数变化量

实验平台机械结构示意图如图 11 所示。门形钢结构由一个底座、两块竖板、一块横梁、两块角板和 2 个铰链组成。其中,底座为厚度 5 mm 的 U 型铁,为了能更准确地模拟真实的结构,底座与两边的竖板之间通过铰链连接,底座和竖板通过 10 个 M6 × 16 mm 的螺栓固定在铰链上,2 块竖板和横梁的横截面都为 220 mm × 5 mm 的矩形,每个竖板和



1-上位机操作界面；2-工控机；3-ADAM-3968 接线板；4-恒流源；  
5-IPC 加速度传感器；6-质量块；7-钢结构框架；8-底座

图 10 钢结构损伤检测实验平台

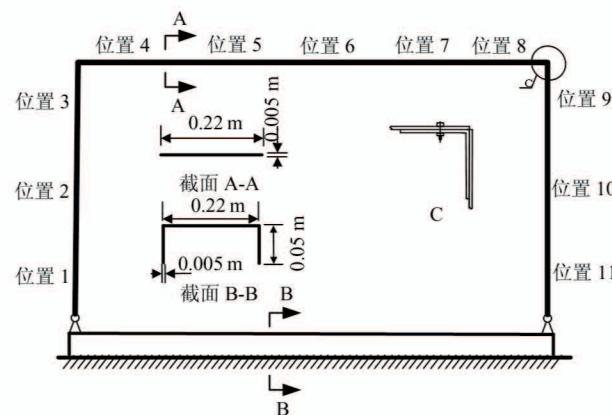


图 11 实验平台机械结构示意图

横梁之间通过一个角板连接,竖板和横梁通过 8 个 M8 × 20 mm 的螺栓固定在角板上。整个损伤检测结构长 1500 mm、宽 220 mm、高 950 mm。损伤检测平台中铰链和所有螺栓为不锈钢材质,其他各个部件均由钢板加工而成。

数据采集模块主要是由一块数据采集卡、一个双通道恒流源和两个加速度传感器组成,主要功能是采集加速度信号并将加速度信号转化为数字信号。

本实验采用 AFT615D 型 IPC 加速度传感器和配套的 AFT-093x 型双通道恒流源连接加速度传感器采样信号,再由 PCI1711 数据采集卡和用 C/C ++ 在 Windows XP 平台上基于 Labwindows 编写的数据采集上位机程序采集数据,得到如图 12 所示的加速度信号,并将信号导入 Matlab 软件做进一步的分析处理。

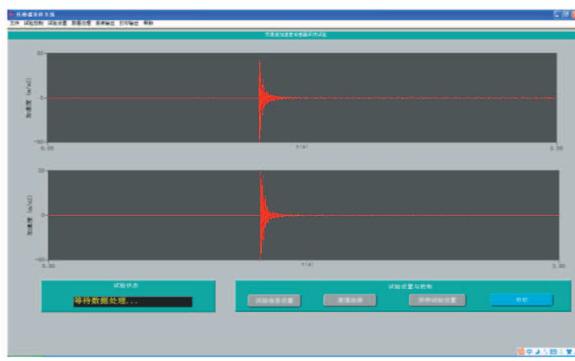


图 12 基于 C 在 Labwindows 上编写的数据采集上位机

#### 4.2 平台局部质量变化时结构损伤实验分析

分别对钢结构框架的无损伤结构和质量变化损伤结构进行实验,其中,质量变化损伤结构的第 1 个检测位置和第 2 个检测位置之间增加一个质量块,其他条件与无损伤结构相同。

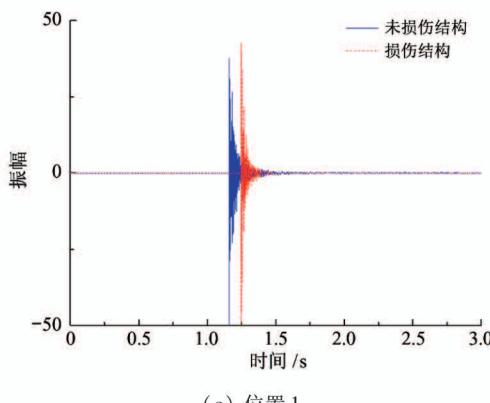
每次测量时,将加速度传感器贴合在测量位置上,使得传感器与检测结构表面垂直。开始采样后,

立即用小锤敲击后一个检测位置的边缘,并由两个加速度传感器进行采样。

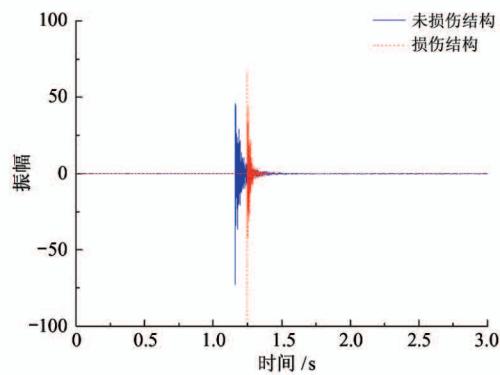
由于结构从振动到结束的时间较短,为了保证能采集到完整的振动过程,将采样时间设置为 3 s,同时将采样频率设置为 5000 Hz,依次对所有位置对进行采样。如图 13 所示,是在位置 2 边缘敲击小锤测得的加速度响应曲线。

完成位置 1-2 质量损伤结构的实验后,为了方便神经网络进行参数的写入,从振动开始到结束提取加速度曲线,将采样时间设置为 0.1 s,同时将采样频率设置为 2500 Hz,得到如图 14 的加速度响应曲线。对加速度数据进行傅里叶变化后得到如图 15 所示的加速度频谱。

分别计算出无损伤结构和质量变化结构中每个检测位置对的传递率函数,根据式(7)得到损伤指标  $\Delta T_{ij}(s)$ ,如图 16 所示,为位置 1-2 质量变化时传递率函数变化量。

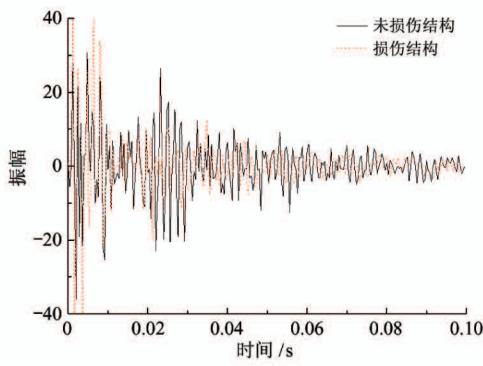


(a) 位置 1

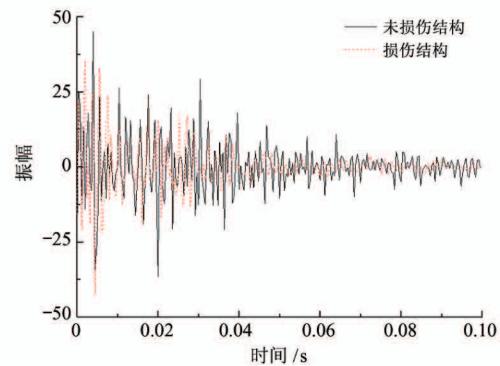


(b) 位置 2

图 13 在位置 2 边缘敲击小锤得到的加速度(采样时间 3 s, 采样频率 5000 Hz)



(a) 位置 1



(b) 位置 2

图 14 在位置 2 边缘敲击小锤得到的加速度(采样时间 0.1 s, 采样频率 2500 Hz)

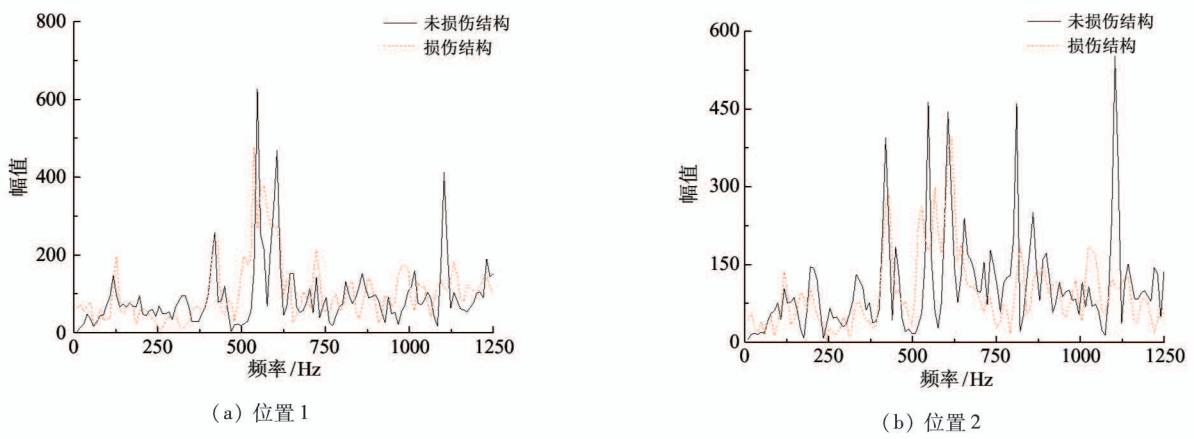


图 15 在位置 2 边缘敲击小锤得到的加速度频谱

以此类推,分别得到其余 7 个位置质量变化损伤时的损伤指标  $\Delta T_{ij}(s)$ 。同样,为了增加神经网络的样本数据量,对于同一处损伤进行不同损伤程度的重复实验。

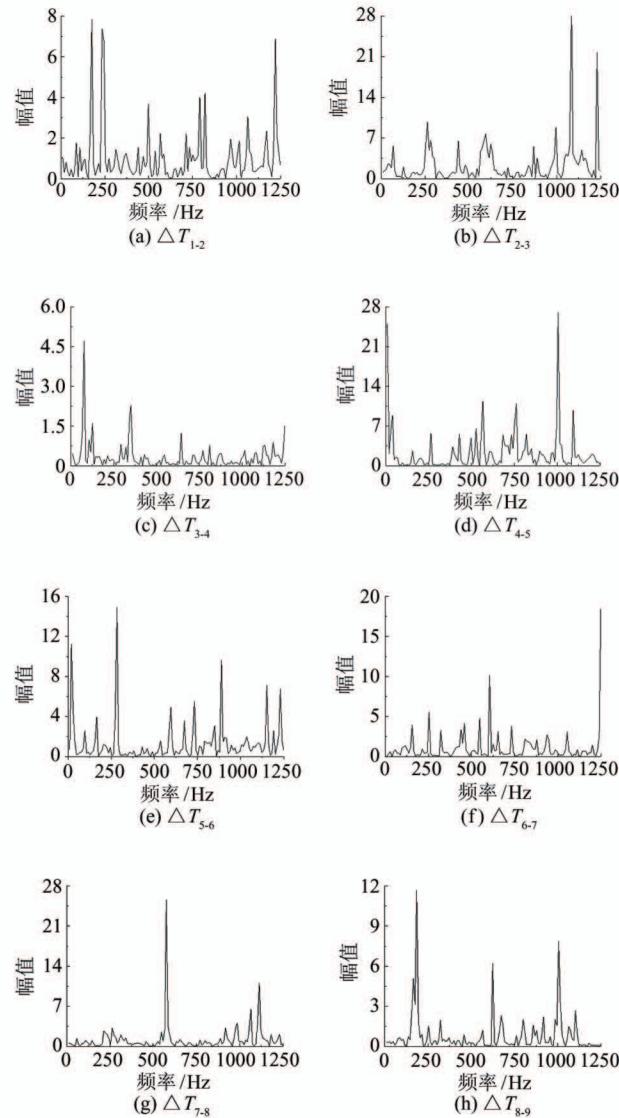


图 16 位置 1-2 质量变化时传递率函数变化量

#### 4.3 平台局部刚度变化时结构损伤实验分析

对钢结构框架的刚度变化损伤结构进行实验,通过松开钢结构框架的第 8 个检测位置和第 9 个检测位置之间角板与横梁的螺栓来降低局部位置刚度,其他条件与无损伤模型相同。

该部分的实验步骤与局部质量变化的情况类似,计算刚度损伤情形的传递率函数,再与之前得到的无损伤情形的传递率函数相减,得到 10 个检测位置对的损伤指标  $\Delta T_{ij}(s)$ ,如图 17 所示,为刚度变化时传递率函数变化量。

以此类推,得到另一个位置刚度变化损伤时的损伤指标  $\Delta T_{ij}(s)$ 。为了增加神经网络的样本数据量,对于同一处损伤进行不同损伤程度的重复实验。

## 5 全连接神经网络模型研究

### 5.1 神经元模型

神经元模型基于生物神经系统构建<sup>[15]</sup>,如图 18 所示,其输入输出关系为

$$a = f(z) \quad (20)$$

式中  $a$  是神经元的输出信号,  $f(\cdot)$  是非线性函数。

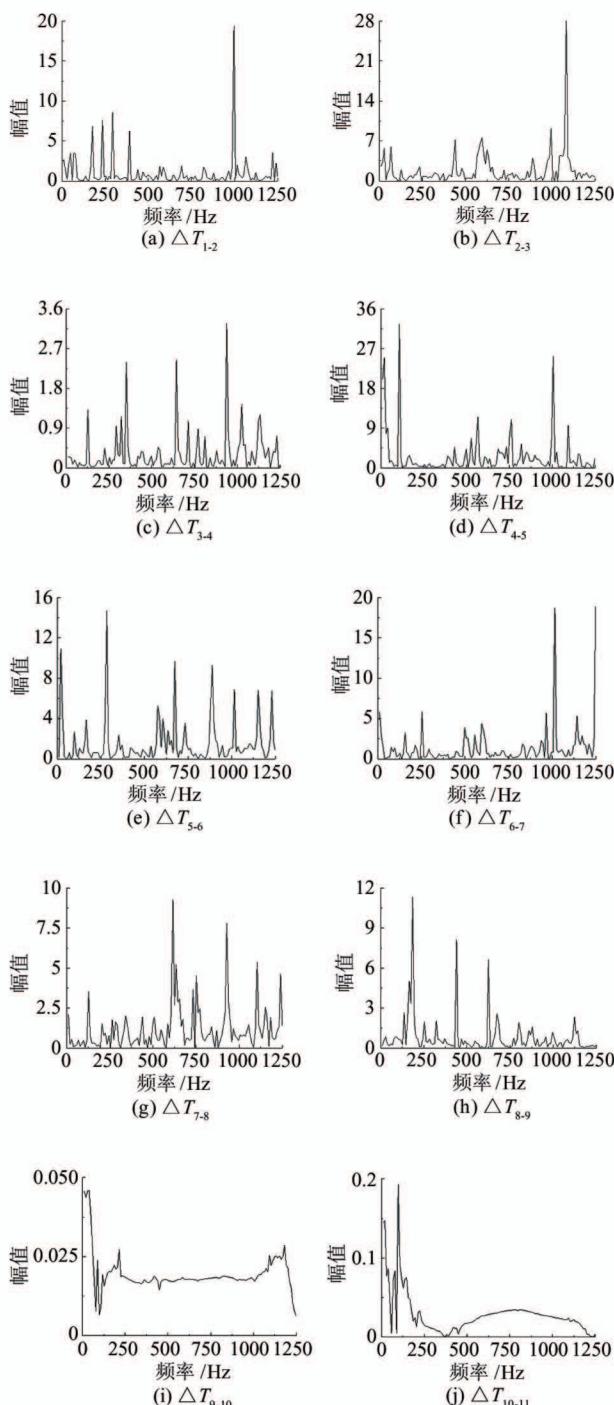


图 17 位置 8-9 刚度变化时传递率函数变化量

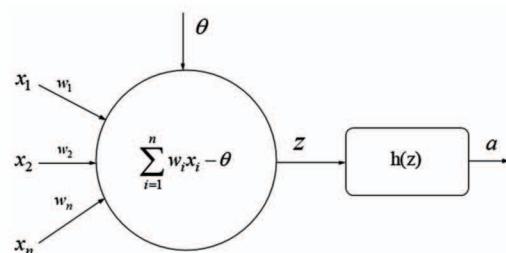


图 18 神经元模型图

$$z = \sum_{i=1}^n w_i x_i - \theta \quad (21)$$

式中  $w_i$  是神经元的连接权值,  $x_i$  是神经元的输入,  $\theta$  是阈值。

将上述神经元经 BP 算法网络训练, 构建 4 层全连接神经网络损伤识别模型。

## 5.2 全连接神经网络构建

以仿真和实验得到的传递率函数变化量  $\Delta T_{ij}(s)$  作为神经网络的输入, 共有 10 个输入节点; 将 10 个位置的损伤结果作为神经网络的输出, 共有 10 个输出节点。隐含层神经元数目分别有 256 和 1024 个, 隐层激活函数取 ReLU 函数, 输出层激活函数取为 softmax 函数, 如图 19 所示。

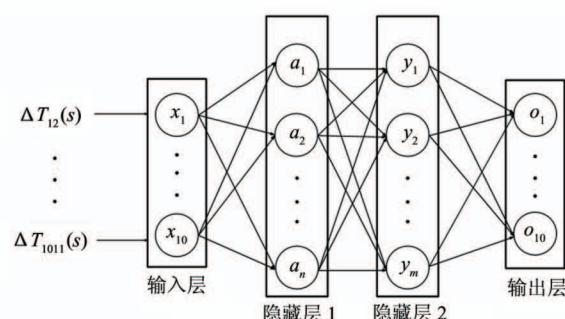


图 19 全连接神经网络模型图

输入信号正向传播, 训练样本从输入层传入, 经过各隐藏层处理后从输出层传出。由式(20)和式(21)可知:

$$o_k = f\left(\sum_{j=1}^m w_{jk} y_j - \theta\right) \quad (22)$$

当实际输出与期望输出不相等的时候, 产生了误差, 这时候引入误差的反向传播, 误差表示为

$$\begin{aligned} E &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{10} (d_k - o_k)^2 \\ &= \frac{1}{2} \sum_{k=1}^{10} [d_k - f\left(\sum_{j=1}^m w_{jk} y_j - \theta\right)]^2 \end{aligned} \quad (23)$$

由式(23)可以得到, 误差是各层权值的函数, 所以通过调整权值来减小误差, 权值调整量和误差负梯度成正比关系, 计算公式为

$$\Delta w_{jk} = -\eta \frac{\partial E}{\partial w_{jk}} = -\eta \delta_k^\circ y_j \quad (24)$$

式中  $\delta_k^\circ$  为误差信号, 按照上述公式对全连接神经网络进行训练直至误差满足要求。

由于该神经网络用于识别损伤, 所以用网络输

出来表示该处是否存在损伤,为1则表示该处有损伤,为0则表示该处没有损伤。例如,钢结构框架位置1和位置2之间损伤的网络输出是{1,0,0,0,0,0,0,0,0,0},以此类推,可得到10个位置的损伤情况。

为了避免过拟合,将输入数据分为训练集、验证集和测试集。当使用训练样本对网络进行训练时,利用验证集对其进行性能监督,以避免过度拟合。因此,对于10种不同的损伤情况,1400个可用样本被分为3组,1100个样本用于训练,300个样本用于验证和测试。

### 5.3 平台局部质量变化时伤神经网络分析

将之前仿真和实验得到的局部质量变化后的传递率函数变化量放入神经网络进行分析得到8个质量变化损伤位置的识别率,同时,将这些数据和传统的损伤识别方法进行比对结果如图20所示。

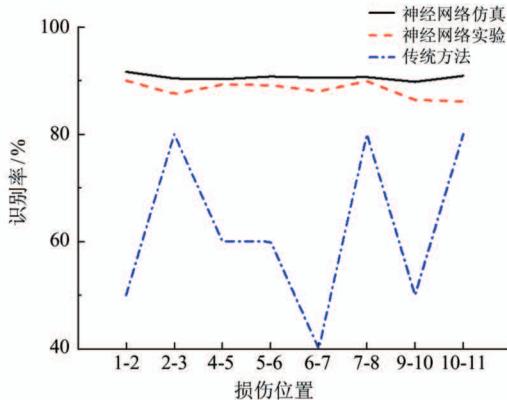


图20 全连接神经网络与传统方法对比图

由图20可知,传统方法对个别位置的识别率较高,但对其他位置的识别率只达到50%左右,不能有效地识别出位置1-2、6-7以及9-10的损伤;而通过神经网络算法之后,整体的识别率都有了明显的提升,不论是仿真还是实验,识别率都达到了80%以上。

由此说明,全连接神经网络对钢结构平台局部质量变化损伤识别的效果不错。

### 5.4 平台局部刚度变化时神经网络分析

同样地,将之前仿真和实验得到的局部刚度变化后的传递率函数变化量放入神经网络进行分析得到2个刚度变化损伤位置的识别率,同时,将这些数据和之前的方法进行比对结果如图21所示。

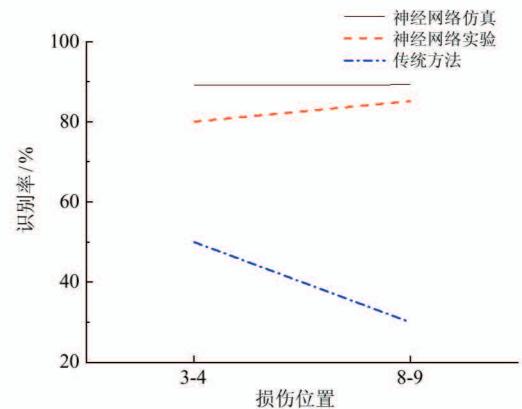


图21 全连接神经网络与传统方法对比图

由图21可知,传统方法对位置3-4、8-9的识别率只达到50%左右,不能有效地识别出位置损伤;而通过神经网络算法之后,整体的识别率都有了明显的提升,不论是仿真还是实验,识别率都达到了80%以上。

由此说明,全连接神经网络对钢结构平台局部刚度变化损伤识别的效果不错。

全连接神经网络训练的结果如表2所示。

表2 全连接神经网络的训练结果

损伤位置	损伤识别率/%	
	仿真	实验
1-2	91.625	90.000
2-3	90.375	87.500
3-4	89.125	80.000
4-5	90.250	89.250
5-6	90.750	89.125
6-7	90.500	88.000
7-8	90.625	89.875
8-9	89.250	85.125
9-10	89.750	86.375
10-11	90.875	86.125

将基于全连接神经网络方法得到的各个损伤位置实验结果与传统方法得到的结果进行进一步分析。

$$\overline{\Delta r} = \frac{\sum_{i=1}^n (r_i^1 - r_i^2)}{n} \quad (n = 10) \quad (25)$$

式中,  $r_i^1$  表示基于全连接神经网络方法得到的第  $i$

个位置的损伤识别率,  $r_i^2$  表示基于传统方法得到的第  $i$  个位置的损伤识别率,  $n$  表示 10 个位置。

由式(25)可得全连接神经网络的损伤识别率平均提高了 29.14%。

## 6 结 论

本文通过基于全连接神经网络与传递率函数的钢结构损伤检测方法, 研究了钢结构框架的损伤识别定位问题, 得出以下主要结论。

(1) 本文把传递率函数变化量作为全连接神经网络的输入参数, 通过对全连接神经网络的训练得到钢结构框架的损伤位置。与其他基于振动的检测方法相比, 该方法只需测得钢结构表面的振动响应即可完成损伤检测, 无需测量外部激励, 具有较强的工程适应性。

(2) 仿真与实验结果显示, 全连接神经网络用于钢结构框架损伤识别具有一定的准确性。由于实际工作中存在噪音等因素干扰, 实验中全连接神经网络损伤识别率没有仿真结果高, 但实验中的损伤识别率还是在 80% 以上。

(3) 分析结果表明, 与基于传递率函数及小波分析的钢结构损伤检测方法相比, 全连接神经网络损伤识别率平均提高了 29.14%。刚度变化损伤位置 3-4、8-9 的损伤识别率要比质量变化损伤位置的损伤识别率低, 因此该检测方法对于质量损伤识别的灵敏性比刚度损伤识别灵敏性更高。

基于全连接神经网络和传递率函数相结合的损伤检测方法兼具神经网络和传递率函数法的优点, 提高了钢结构损伤检测的全面性和可靠性, 以及局部微小损伤检测的准确性。但该损伤检测方法中神经网络的训练有效性在很大程度上取决于足够数量规模的训练样本, 这无疑对测试和计算提出更高的要求。在后续的研究中, 可以通过增加检测样本数量和数据增强的方法, 进一步提高神经网络损伤检测法的损伤识别率。

## 参 考 文 献

- [ 1 ] 《中国公路学报》编辑部. 中国桥梁工程学术研究综述 [J]. 中国公路学报, 2014, 27(5):1-96
- [ 2 ] 蔡敏, 阚沛文, 雷华明, 等. 基于分类矢量量化器的超声检测数据压缩方法[J]. 高技术通讯, 2008, 18(6): 84-88
- [ 3 ] 刘兴乐, 刘志平, 黎玄, 等. 基于脉冲涡流热成像的金属结构焊缝表面裂纹识别方法[J]. 中国机械工程, 2016, 27(14):1925-1931
- [ 4 ] 宋守许, 赵吉儒, 唐自玉, 等. 面向驱动桥壳再制造的塑性损伤研究[J]. 中国机械工程, 2013, 24(4): 538-541
- [ 5 ] Huang D Y, Han B, Hu T L, et al. Investigation on the applicability of single-yoke magnetic testing under applied stress[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2010, 44-47: 2926-2930
- [ 6 ] Porcu M C, Patteri D M, Melis S, et al. Effectiveness of the FRF curvature technique for structural health monitoring[J]. *Construction and Building Materials*, 2019, 226:173-187
- [ 7 ] 孙杰, 甄宗标. 红外热成像技术在桥梁钢结构涂装检测中的应用[J]. 世界桥梁, 2019, 47(5):69-73
- [ 8 ] Maia N M M, Almeida R A B, Urgueira António P V, et al. Damage detection and quantification using transmissibility [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2011, 25(7): 2475-2483
- [ 9 ] Zhang F L, Yang Y P, Xiong H B, et al. Structural health monitoring of a 250-m super-tall building and operational modal analysis using the fast Bayesian FFT method [J]. *Structural Control and Health Monitoring*, 2019, 26(8): 1-20
- [ 10 ] Li J, Hao H, Lo J V. Structural damage identification with power spectral density transmissibility: numerical and experimental studies[J]. *Smart Structures and Systems*, 2015, 15(1):15-40
- [ 11 ] Li J, Hao H, Xia Y, et al. Damage detection of shear connectors in bridge structures with transmissibility in frequency domain [J]. *International Journal of Structural Stability and Dynamics*, 2014, 14(2):1-50
- [ 12 ] Feng L, Yi X, Zhu D, et al. Damage detection of metro tunnel structure through transmissibility function and cross correlation analysis using local excitation and measurement [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2015, 60-61:59-74
- [ 13 ] Zhu D, Yi X, Wang Y, et al. A mobile sensing system for structural health monitoring: design and validation

- [J]. *Smart Materials and Structures*, 2010, 19(5):241-247
- [14] 刘赛. 基于传递率函数法及小波分析的钢结构损伤检测方法研究[D]. 杭州:浙江工业大学机械工程学院, 2018:79-80
- [15] Yang X, Chen X. Test verification of damage identification method based on statistical properties of structural dynamic displacement[J]. *Journal of Civil Structural Health Monitoring*, 2019, 9(2): 263-269

## Damage detection method of steel structure based on fully connected neural network model and transmissibility function

Ai Qinglin, Lin Xiaobei, Xu Qiaoning

(Key Laboratory of E&M (Zhejiang University of Technology), Ministry of Education  
& Zhejiang Province, Hangzhou 310023)

### Abstract

Towards the problem that the existing transmissibility function method is not comprehensive and detection accuracy is not high for steel structure damage detection, a damage detection method of steel structure which combines the full connection neural network model and transmissibility function is studied. The transient analysis of the steel frame structure model is carried out by using Ansys software, and the node acceleration perpendicular to the detection surface is obtained. The transmissibility function is obtained by Fourier transform and spectrum division of each node acceleration with Matlab software, and then the transmissibility function is obtained by differential operation. The change of the transmissibility function is used as the input parameter of the fully connected neural network, and the error is corrected by back propagation to obtain the damage index value of each detection position of the steel structure. Through the experiment of steel structure frame damage detection, the algorithm of steel structure damage detection based on full connection neural network and transfer rate function is verified. The results show that compared with the traditional transmissibility function method, the damage identification rate of steel structure in all positions is increased by 29.14% on average, which can identify the damage situation of steel structure in all positions more accurately and comprehensively, and accurately locate the damage position of steel structure.

**Key words:** steel structure damage detection, fully connected neural network, back propagation, transmissibility function, damage identification rate