

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2514769

基于向量误差修正模型影响信息转换指标的 高耸钢结构损伤检测研究*

郭惠勇^{1,2}, 郑鹏^{1,2}, 张树豪^{1,2}, 狄谨^{1,2}

(1. 重庆大学土木工程学院 重庆 400045; 2. 山区土木工程安全与韧性全国重点实验室 重庆 400045)

摘要:复杂高耸钢结构可以划分为分层的子结构,通过分层处安装传感器达到监测对应子结构层损伤的目的。为了解决复杂高耸钢结构的损伤检测问题,提出了基于向量误差修正模型影响信息转换指标的损伤检测方法。首先,描述了向量误差修正模型的基本理论,给出了模型定阶、协整检验和参数估计的基本方法;然后,进行了向量误差修正模型损伤特征参数分析,通过解析影响矩阵提取了损伤特征影响向量,利用结构未损伤基准状态和损伤状态下的损伤特征影响参数和统计参数构造了影响信息距离,并将测点的自由度信息转换为层间刚度信息构造了影响信息转换指标,在此基础上建立了包含数据采集、向量误差修正模型建模、损伤特征影响向量提取及影响信息转换指标识别的高耸钢结构损伤检测方法和识别流程;最后,进行了 3 层经典框架和高耸转塔模型的损伤检测试验研究,通过激振装置在结构上施加非平稳时域荷载获取时程响应数据,利用结构损伤前后的响应数据进行了结构的损伤检测。结果表明:传统的倒谱距离检测指标对于简单框架结构具有一定的检测效果,但对复杂高耸钢结构的损伤检测效果欠佳,而所建议的向量误差修正模型影响信息转换指标具有更好的检测效果,可以更有效地检测出高耸钢结构的损伤位置。

关键词: 损伤检测;信息距离;向量误差修正模型;高耸结构;影响矩阵

中图分类号: TU375.4 TH703 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 560.35

Research on damage detection of high-rise steel structure based on vector error correction model impact information conversion indicator

Guo Huiyong^{1,2}, Zheng Peng^{1,2}, Zhang Shuhao^{1,2}, Di Jin^{1,2}

(1. School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, China; 2. State Key Laboratory of Safety and Resilience of Civil Engineering in Mountain Area, Chongqing 400045, China)

Abstract: Complex high-rise steel structures can be partitioned into layered substructures, and sensors installed at each interstory level can be used to monitor damage in the corresponding substructure layer. To address the problem of damage detection in complex high-rise steel structures, a damage identification method based on the impact information transformation index derived from a vector error correction model (VECM) is proposed. First, the fundamental theory of the VECM is introduced, including the basic procedures for model order determination, cointegration testing, and parameter estimation. Subsequently, the damage-related characteristic parameters of the VECM are analyzed. By examining the impact matrix, the damage characteristic impact vector is extracted. Using the characteristic impact parameters and statistical parameters under both the undamaged baseline state and the damaged state of the structure, an impact information distance is constructed. Furthermore, the degree-of-freedom information at the measurement points is transformed into interstory stiffness information to establish the impact information transformation index. On this basis, a complete damage detection methodology and identification procedure for high-rise steel structures is developed, including data acquisition, VECM modeling, extraction of the damage characteristic impact vector, and damage identification based on the impact information transformation index. Finally, experimental studies are conducted on a classical three-story frame structure and a high-rise relay tower model. Non-stationary time-domain excitations are applied to the structures using an excitation device to obtain time-history response data. Damage detection is then performed by comparing structural responses before and after damage. The results show that the traditional cepstral

收稿日期:2025-12-14 Received Date: 2025-12-14

* 基金项目:国家自然科学基金(52192663)项目资助

distance - based detection index exhibits certain effectiveness for simple frame structures but performs inadequately for complex high-rise steel structures. In contrast, the proposed VECM-based impact information transformation index demonstrates superior detection performance and can more effectively identify damage locations in high-rise steel structures.

Keywords: damage detection; information distance; vector error correction model; high-rise structure; impact matrix

0 引言

高耸钢结构是高度较大而横截面较小的结构物,其在长期使用过程中会持续受到风、雨、雪等环境荷载的作用,易逐渐累积起各种损伤,长期的损伤累积可能会产生倒塌等严重后果,从而给社会经济造成严重的损失^[1-2]。为了对结构物进行维护,延长结构的服役寿命,有必要进行结构的损伤检测研究^[3-4]。

高耸钢结构可以划分为一层一层的子结构,通过在子结构节点处安装传感器,从而可以及时监控每层子结构的损伤情况。加速度传感器可以较为精确地测量高耸钢结构在风致振动下的加速度响应,而且具有可靠性高、体积小、安装方便等优点,故高耸钢结构常以加速度传感器为主进行结构的健康监测^[5]。基于时域模型的损伤检测方法可以直接采用加速度传感器输出的时域信号进行损伤检测,并可在高耸钢结构正常运营时进行结构健康监测,利用时域模型对加速度传感器输出的时域数据进行快速的建模处理,获取相应的结构健康相关数据,达到结构的损伤检测的目的^[6-9]。故基于时域模型的损伤检测方法已经成为了该领域研究的热点之一。

近年来国内外一些学者进行了基于时间序列模型的损伤检测研究,De Lautour等^[10]利用自回归(autoregressive, AR)模型与神经网络相结合,用AR模型系数作为输入来进行损伤分类识别研究。Krishnan Nair等^[11]利用自回归滑动平均(autoregressive moving average, ARMA)模型进行了损伤检测研究,主要采用模型的前三阶自回归系数作为损伤特征向量,通过结构健康状态和损伤状态下的损伤特征分析并借助损伤指标进行了损伤检测。Zheng等^[12]提出了基于ARMA模型子空间夹角和倒谱距离的损伤检测方法,利用预白化滤波器进行了采集信号的处理,研究了简单框架结构的损伤检测问题。Mei等^[13]采用有外源输入的ARMA模型进行了损伤检测研究,利用模型残差的统计距离识别了层间剪切结构的损伤。刘纲等^[14]基于向量自回归(vector autoregressive, VAR)模型提取了其模型系数矩阵对角线数据作为损伤特征向量,并结合工作特征曲线进行了损伤检测。现有的时域损伤检测方法主要是针对多自由度结构的数值有限元模型或简单的框架结构试验模型进行研究,其用于复杂的实际高耸钢结构往往具有抗干扰能力弱的问题,容易使损伤检测结果产生偏差使其难于实际

应用。高耸钢结构是城市生命线工程的重要组成部分,其结构的安全至关重要,而准确地检测出结构的损伤是防止安全事故的关键环节。考虑到高耸钢结构具有结构的复杂性、传感器数量的有限性、以及传感器测量信号易受环境因素及测量噪声等多种不确定因素的干扰性问题,故有必要发展一种抗干扰能力强且可实用的高耸钢结构时域损伤检测方法。因此这里将复杂的高耸钢结构按照结构特征划分为一层一层的子结构,通过在子结构分层处安装加速度传感器达到监测对应子结构层损伤的目的,从而设计出切实可行的损伤检测布置方案。同时,建议了一种基于向量误差修正模型影响信息转换指标的结构损伤检测方法,以改善高耸钢结构的损伤检测精度和可靠性。

1 向量误差修正模型基本理论

向量误差修正模型(vector error correction model, VECM)是一种时域模型,它是在向量自回归模型基础上,经过对变量数据内部协整关系的处理而建立的模型^[15]。

向量误差修正模型首先考虑了 L 个不同变量间的线性关系,设 $Y_t = (y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{Lt})^T$ 为 L 个变量组成的列向量,其中 $t = 1, 2, \dots, n$,表示一个时间序列变量包含的数据个数。 p 阶向量自回归模型的函数形式^[16]为:

$$Y_t = A_1 Y_{t-1} + A_2 Y_{t-2} + \dots + A_p Y_{t-p} + u_t \quad (1)$$

式中: A_i 为模型自回归系数向量; u_t 为模型残差向量。

对式(1)两端分别进行一阶差分并重新整理得:

$$\Delta Y_t = \Pi Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad (2)$$

式中: $\Pi = \sum_{i=1}^p A_i - I$, $\Gamma_i = -\sum_{j=i+1}^p A_j$, Π 是影响矩阵, I 是单位矩阵。通过处理向量间的协整关系,可以将式(2)改写为向量误差修正模型,即:

$$\Delta Y_t = \alpha \beta^T Y_{t-1} + \sum_{i=1}^{p-1} \Gamma_i \Delta Y_{t-i} + u_t \quad (3)$$

式中: α , β 是将 $\Pi = \alpha \beta^T$ 分解而来的两个 $L \times r$ 的矩阵, α 为调整速度矩阵, β 为协整矩阵; r 为协整关系的个数。

向量误差修正模型的构建过程主要包含4个关键步骤:1)确定模型的最优滞后阶数;2)检验变量间是否存在协整关系;3)对模型参数进行估计;4)对模型的适用性进行检验。在多变量系统分析中,可借助赤池信息准

则(Akaike information criterion, AIC)等判别函数来确定模型的合适阶数,对于包含 L 个变量的AIC定阶准则^[17]为:

$$F_{AIC}(p;L) = \ln \sigma_a^2 + 2L^2 p/N \quad (4)$$

式中: σ_a^2 为采用似然函数估计出的向量自回归模型残差的方差; N 为数据的样本容量; F_{AIC} 为函数计算值;当 $F_{AIC}(p;L)$ 取最小值时的模型为适用模型,初步确定的阶数用于后续协整检验和模型建立。

考虑到VECM模型的多变量分析需求,选择约翰逊方法进行协整检验^[18],该检验假设一组时间序列由 L 个变量组成,通过 L 个变量组成矩阵的秩(协整秩)来确定协整关系的个数。具体采用迹统计量获取协整关系,检验原假设为协整秩小于等于 r ,备择假设为协整秩大于 r ,通过式(5)得到迹统计量,即:

$$\lambda_{trace}(r) = -N \sum_{i=r+1}^n \ln(1 - \hat{\lambda}_i) \quad (5)$$

式中: r 为可能存在的协整关系个数,满足 $1 \leq r \leq (L-1)$; $\hat{\lambda}_i$ 为在确定的阶数下 Π 矩阵的特征值; N 为样本量。通过比较计算得到的迹统计量与对照临界值,从而获取最终的协整关系。当模型阶数和协整关系确定后,利用极大似然估计方法进行模型参数估计,并进行模型适用性检验,获取最终的向量误差修正模型VECM($L, r, p-1$),其中 L 是加速度时间序列分离的变量数目, r 是协整检验计算获取的协整关系个数, p 是初始向量自回归模型的阶数,而通过协整关系处理,获取了式(3)的 $p-1$ 阶向量误差修正模型。

2 基于向量误差修正模型影响信息转换指标的损伤检测

2.1 向量误差修正模型的损伤特征参数分析

时间序列模型的相关参数可以反映结构的固有特性,因此时间序列模型输出的参数矩阵中包含结构的固有特征信息。在VECM模型中,影响矩阵(impact matrix, IM),通常记为 Π ,它反映了变量的长期均衡与短期动态,是VECM模型的统计意义的核心载体,既反映了变量间的长期均衡关系,又描述了变量如何对偏离长期均衡关系进行的短期调整。简单来说,影响矩阵量化了变量对长期均衡偏离的自我修正能力,同时也反映出体系偏离均衡状态的程度。对于损伤识别而言,它量化了参考的基准状态和待检的损伤状态均衡偏离的程度,因此包含有的结构损伤特征信息,所以这里选择能够反映结构损伤主要特征的影响信息参数矩阵作为损伤特征矩阵,并从中提取损伤特征信息向量。

由式(3)可得,若系统有 L 个变量和 r 个协整关系,则 α 和 β 均是 $L \times r$ 的矩阵,则 $\Pi = \alpha\beta^T$ 为 $L \times L$ 的方阵。

基于基准状态下的 L 元时序向量 $\{Y_t\}_R$,以及待检状态下的 L 元时序向量 $\{Y_t\}_T$,可分别构建对应的向量误差修正模型。模型中影响矩阵的形式为:

$$\Pi = \begin{bmatrix} \eta_{1,1} & \eta_{1,2} & \cdots & \eta_{1,L} \\ \eta_{2,1} & \eta_{2,2} & \cdots & \eta_{2,L} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \eta_{L,1} & \eta_{L,2} & \cdots & \eta_{L,L} \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中: $\eta_{L,L}$ 为计算得到的矩阵元素。由于对角线元素往往包含有更多的协整影响信息,故提取式(6)的对角线元素,组成长度为 L 的损伤特征向量 φ ,则最终提取到的影响矩阵相关的损伤特征影响向量形式如式(7)所示。

$$\varphi = [\varphi_1 \varphi_2 \cdots \varphi_L]^T \quad (7)$$

式中: $\varphi_i = \eta_{k,k}, k \in [1, L]$ 。由式(7)可得到参考基准状态和待检损伤状态下影响矩阵相关的损伤特征影响向量 φ_R 和 φ_T 。

2.2 影响信息距离及其转换指标

结构状态一般分为损伤前的参考基准状态和损伤后的待检损伤状态。损伤前后结构响应时域信息的损伤特征参数和统计参数都可能会产生改变,而信息距离是结构状态分布接近程度的度量,可用来描述基准状态和待检状态的差异程度,从而通过损伤特征参数和统计参数构造出相应的信息距离来实现损伤识别。参考马氏距离并考虑样本数量和协方差等统计参数的影响,以及距离函数与两种状态顺序的相关性,采用损伤特征信息影响向量构建了信息距离。以待检损伤状态的信息为主构造出参考基准状态和待检损伤状态间的距离函数如式(8)所示。

$$H_T(\varphi_T, \varphi_R) = \frac{N}{\sigma_T^2} (\varphi_R - \varphi_T)^T r_T (\varphi_R - \varphi_T) \quad (8)$$

式中: N 为时间序列样本容量; σ_T^2 为待检状态的模型残差项的方差; φ_R, φ_T 为从两个状态下建立的模型中提取得到的损伤特征信息影响向量; r_T 为待检状态下时间序列的协方差矩阵。

而以参考基准状态信息为主构造出两者间的距离函数如式(9)所示。

$$H_R(\varphi_T, \varphi_R) = \frac{N}{\sigma_R^2} (\varphi_T - \varphi_R)^T r_R (\varphi_T - \varphi_R) \quad (9)$$

式中: σ_R^2 为基准状态的模型残差项的方差; r_R 为基准状态下时间序列的协方差矩阵。

在损伤检测领域,由于获取的时域测量数据常会受到环境噪声、测量误差等多种外界因素干扰,从而导致获取了一些偏离实际情况程度较大的测量数据,这些测量数据常使 $H_T(\varphi_T, \varphi_R) \neq H_R(\varphi_T, \varphi_R)$,也就是说两个距离不相等,而参考基准状态和待检损伤状态测量信息的相关距离应该是确定的。为了克服该问题,这里构造出

了影响信息距离如式(10)所示。

$$H(\varphi_T, \varphi_R) = N \left[\frac{1}{2\sigma_R^2} (\varphi_T - \varphi_R)^T r_R (\varphi_T - \varphi_R) + \frac{1}{2\sigma_T^2} (\varphi_R - \varphi_T)^T r_T (\varphi_R - \varphi_T) \right] \quad (10)$$

该信息距离考虑了影响向量、统计方差、协方差和样本尺度的影响,能较好处理高维数据的相关性和尺度差异。该信息距离也考虑了参考基准状态和待检损伤状态的顺序无关性,即调换两个状态的特征向量顺序不影响信息距离计算结果,也不会混淆两个状态的分布差异性。

由于每层传感器数据只反映了对应自由度的信息,并不能直接反映层间刚度损伤信息,故需要进行层间刚度的转换。假设第*i*层损伤前后加速度响应数据构造出的影响信息距离为 H_i ,则进一步建立向量误差修正模型的影响信息转换指标(简称:影响信息指标)如式(11)所示。

$$\rho_i = \frac{(H_{i-1} + H_i)/2}{\sum_{i=1}^n (H_{i-1} + H_i)/2} \quad (11)$$

式中: H_i 为第*i*层损伤前后的影响信息距离,其中 H_0 数据由式(12)判断生成,即:

$$\begin{cases} H_0 = H_1, & H_1/H_2 \geq \mu \\ H_0 = 0, & H_1/H_2 < \mu \end{cases} \quad (12)$$

式中: μ 是相关性因子。如果 $H_1/H_2 \geq \mu$,则认为二层相关性弱则零层相关性强,取 H_0 为增强的 H_1 值;如果 $H_1/H_2 < \mu$ 则认为二层相关性强而零层相关性弱,取 H_0 为0。通过计算每层的转换距离指标可获取损伤位置信息。

2.3 基于向量误差修正模型影响信息转换指标的损伤检测

鉴于直接检测转播塔、输电塔等高耸钢结构中单根杆件的损伤存在实际条件制约,常需将整体结构划分为若干层级的子结构。通过逐层分析损伤指标从而确定发生损伤的具体层级,这一策略提升了检测的实际可行性。基于向量误差修正模型影响信息转换指标可构建系统化的损伤诊断流程,具体步骤为:

1) 数据采集、预处理及平稳性检验。首先需要确定子结构分布和数量及其传感器的布置,然后采集基准状态和损伤状态下每个子结构处对应的测点响应信号,并对原始数据进行降噪处理,在此基础上进行平稳性检验。

2) 模型定阶和约翰逊协整检验。采用AIC准则确定模型的阶数,并进行协整性检验建立VECM模型。

3) 提取损伤特征影响向量等特征数据。通过建立的基准状态和损伤状态VECM模型,获取两个状态下模型的影响矩阵并从中分别提取损伤特征影响向量 φ_R 和 φ_T ,并提取两个状态下的残差序列获得相应的残差方差

σ_R^2 和 σ_T^2 。

4) 建立向量误差修正模型影响信息转换指标进行损伤识别。利用本文的距离公式式(10)~(12)计算出结构的损伤特征指标,并利用该指标值进行结构的损伤位置识别。

3 3层框架经典试验研究

3.1 3层框架试验模型

该试验是由美国阿拉莫斯实验室完成的损伤检测经典试验^[19],该试验模型是一个3层框架结构(如图1所示),这里采用结构的加速度响应数据来验证向量误差修正模型和影响信息转换指标的损伤检测有效性。该试验模型是由铝柱和铝板通过螺栓连接而成,其中铝柱尺寸:17.7 cm×2.5 cm×0.6 cm,铝板尺寸:30.5 cm×30.5 cm×2.5 cm,结构底座固定在固定单向导轨上,故只有横向的自由度。使用激振器沿底层铝板长度方向施加频率范围为20~150 Hz的白噪声激励。加速度计型号为PCB 336C,安装在每层顶部铝板正对激振器的另一侧。采用Daction Spectrabook数据采集系统,采样频率为320 Hz。在试验过程中,采用激振器对试验模型施加白噪声激励,并采集该模型在不同预设损伤工况下的加速度传感器信号,进而对所得加速度响应信号进行时域分析,以辨识损伤发生的位置。

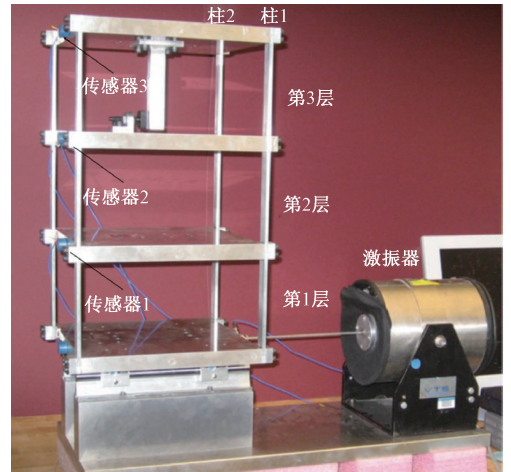


图1 3层框架试验模型

Fig. 1 Three-story frame experimental model

3.2 框架模型的损伤检测试验工况和数据

试验工况如表1所示,表1的试验工况是美国阿拉莫斯实验室完成的损伤检测经典工况,工况1是结构未损伤的基准工况,工况2~4是第1~3层依次单柱损伤工况,工况5~7是第1~3层依次双柱损伤工况,其试验工况具有一定的层次性和代表性。

表1 3层框架试验工况

Table 1 Experimental conditions of the three-story frame structure

工况	具体描述
1	未损伤状态
2	第1层柱1截面减少50%
3	第2层柱1截面减少50%
4	第3层柱1截面减少50%
5	第1层柱1和柱2截面均减少50%
6	第2层柱1和柱2截面均减少50%
7	第3层柱1和柱2截面均减少50%

表1所述截面减少是指沿振动方向的截面宽度缩减50%,相应截面面积则减少50%,用来模拟对应层的刚度损伤。工况2~4通过调整第1~3层柱1的截面尺寸来模拟结构损伤时对应层的单柱刚度损伤,工况5~7通过调整第1~3层柱1和柱2的截面尺寸来模拟对应层的双柱刚度损伤。通过激振器使试验模型发生振动,由于结构损伤信息可以反映到结构响应的时域信号中,通过时域模型对结构响应信号的相关分析可以提取相应的损伤信息。

通过测量获取的加速度数据进行建模分析,图2展示了未损伤基准工况1下通道1~3的加速度时程响应曲线,图3则呈现了损伤工况5下对应通道的加速度时程响应曲线。两图的横坐标均表示为数据采样点数。

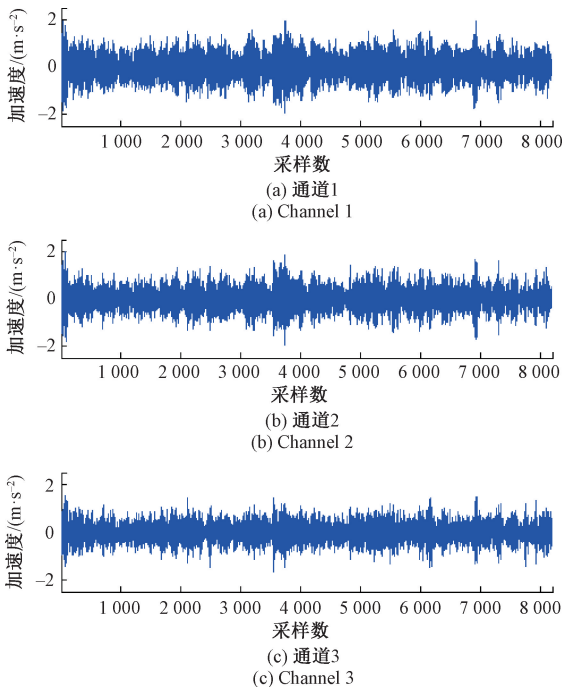


图2 基准状态工况1通道1~3加速度时程曲线

Fig. 2 Acceleration time-history curves of Channels 1~3 under condition 1 in the baseline state

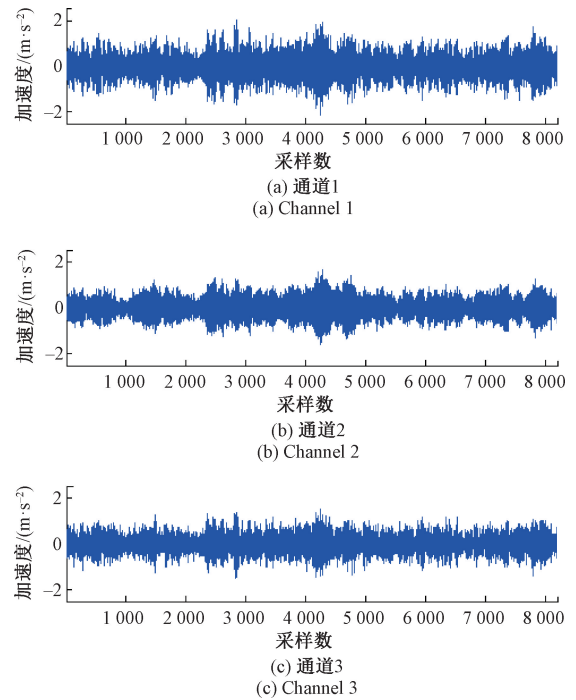


图3 损伤工况5通道1~3加速度时程曲线

Fig. 3 Acceleration time-history curves of Channels 1~3 under damage condition 5

每个测点获取到的采样数据量 $N = 8190$, 将其分为10组,即取 $L = 10$,采用获取的数据进行平稳性检验和模型定阶,并进行协整检验,最终确定了 VECM(10,9,3)模型,并利用该模型进行结构的损伤检测研究。

3.3 框架试验损伤检测结果分析

利用向量误差修正模型和影响信息转换指标进行结构的损伤检测研究,这里取相关性因子为0.8。本文选取了 Xing 等^[20]建议的低阶 AR 模型和倒谱测距指标相结合的损伤检测方法作为参照方案,该方法是损伤识别领域较为有效和经典的时域模型损伤检测方法,并将其自由度表述值采用式(11)和(12)同样方法转换为基于刚度层的倒谱距离转换指标(简称倒谱距离指标)。

工况2、3和4为模拟单柱损伤工况,分别为第1~3层的柱1截面面积沿振动方向减少50%情况,图4展示了3种工况的损伤识别结果。当损伤发生于第1层时(工况2),影响信息指标和倒谱距离指标均能有效地进行损伤定位,而且所建议的影响信息指标值在第1层处显著高于倒谱距离指标值;结构的损伤位于第2层时(工况3),两种方法均能够识别出损伤位置,在损伤层两个指标值差别较小;结构的损伤位于第3层时(工况4),所建议的影响信息指标能准确判断出损伤源位置,但倒谱距离指标在第2层也有较高的值,其易产生损伤位置的误判断。通过对比工况2~4的检测结果可以发现,在单

柱结构发生不同层损伤的情况下,影响信息指标展现出更优的损伤检测性能。

包含测量噪声干扰的变荷载结构响应数据,故所提出的影响信息指标方法具有更高的精度和可靠性。

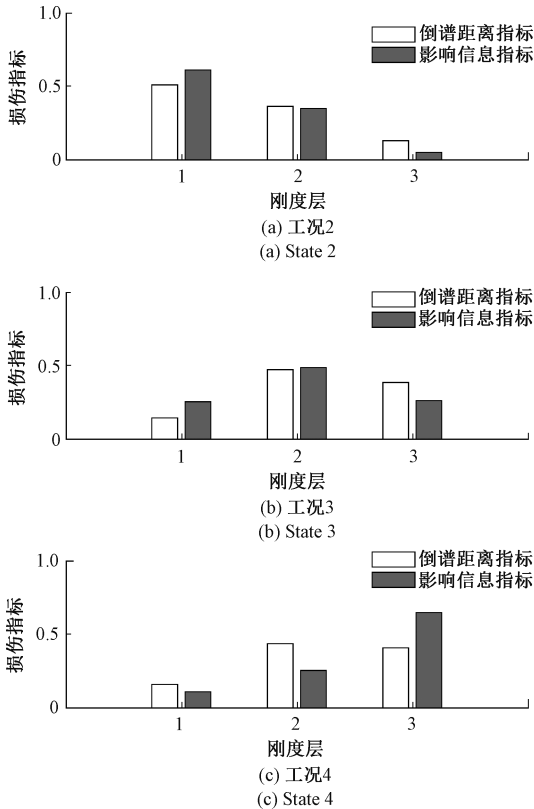


图 4 工况 2~4 的损伤检测结果

Fig. 4 Damage identification results for conditions 2~4

工况 5、6 和 7 为模拟双柱损伤工况,分别为第 1~3 层的柱 1 和柱 2 截面面积沿振动方向减少 50% 情况。

包含测量噪声干扰的变荷载结构响应数据,故所提出的影响信息指标方法具有更高的精度和可靠性。

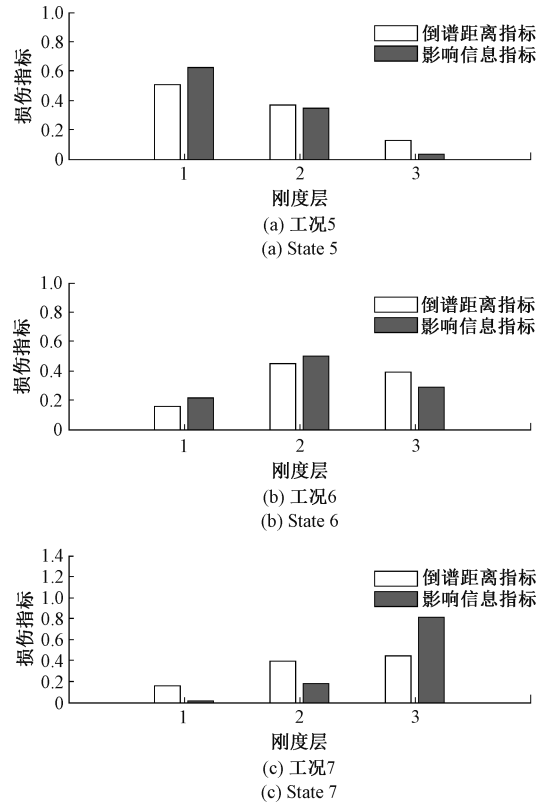


图 5 工况 5~7 的损伤检测结果

Fig. 5 Damage identification results for conditions 5~7

图 5 展示了 3 种工况的损伤识别结果。当损伤发生于第 1 层时(工况 5),影响信息指标和倒谱距离指标均能有效地进行损伤定位,而且所建议的影响信息指标值在第 1 层处显著高于倒谱距离指标值;双柱损伤位于第 2 层时(工况 6),两种指标均能够识别出损伤位置,同样所建议的指标值在损伤的刚度层明显更高;结构的损伤位于第 3 层时(工况 7),所建议的影响信息指标明显可以准确判断出损伤位置,但倒谱距离指标同样在第 2 层也有较高的值,其易产生损伤位置的误判断。通过对比工况 5~7 的检测结果可以发现,在双柱结构发生不同层损伤的情况下,影响信息指标展现出更优的损伤检测性能。倒谱距离的识别结果相对不稳定,主要是由于施加在结构上的时程荷载是模拟自然界的时程荷载,其产生的结构响应具有非平稳特性,从而导致倒谱特征不稳定,而且环境噪声会进一步污染测量信号,导致最终提取的倒谱特征不纯,从而使倒谱距离指标产生较大偏差。而 VECM 模型是专门用来分析非平稳时域数据的强大工具,结合包含统计特征的影响信息距离可以较好地处理

4 高耸转塔模型损伤检测试验

4.1 高耸转塔试验模型

本研究制作了一个高耸转塔的缩尺试验模型(见图 6),并在重庆大学岩土工程试验室内进行振动试验,采用 R-100 HV 振动台系统来模拟风或地震时域荷载对转塔施加的振动作用。该模型的主体支撑管材是 $\Phi 10 \text{ mm} \times 2 \text{ mm}$ 圆钢管,主体管材间的横梁采用 $\Phi 6 \text{ mm}$ 圆形截面钢材,并采用边长为 6 mm 的方形截面铝材作为交叉斜撑,利用 $\Phi 30 \text{ mm} \times 6 \text{ mm}$ 圆钢管作为顶部天线。采用 8 mm 厚钢板作为塔底基础板,4 mm 厚钢板作为塔头桅杆平台。第 6 层平台板每边外挑 100 mm,板厚 2 mm;周边栏板采用厚 1 mm、高 50 mm 的矩形钢板。

该模型的尺寸和测点位置布置如图 7 所示,塔体总共布置 6 个测点。试验加载通过振动台施加水平向的白噪声激励,时长为 30 s,利用巴特沃斯低通滤波器生成该白噪声数据,带宽范围为 0~50 Hz,幅值为 0.1 g。试验通过拆除振动方向的斜向支撑来模拟塔架结构的刚度损伤。

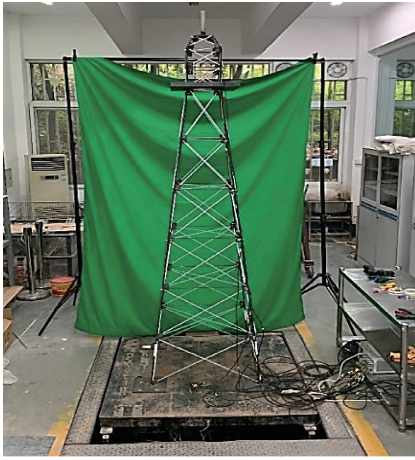


图6 高耸转播塔试验模型

Fig.6 Experimental model of the high-rise relay tower structure

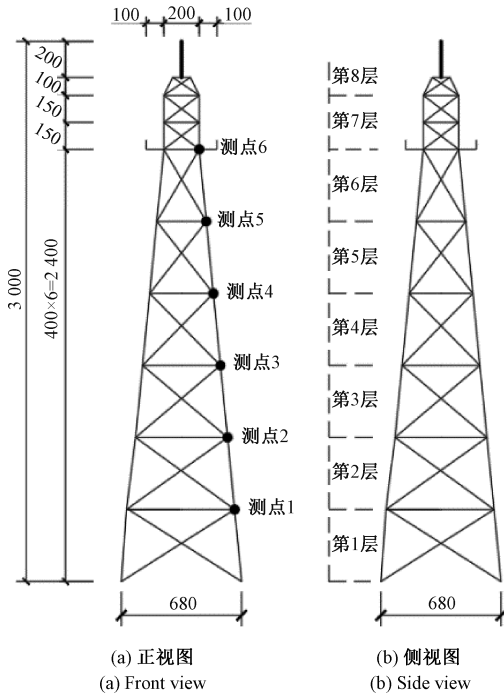


图7 模型尺寸及测点布置

Fig.7 Model size and accelerometer layout

4.2 转播塔损伤检测试验工况及数据

转播塔试验工况如表2所示,表2的工况1表示无损伤的基准状态工况。结构损伤模拟主要是参考 IASC-ASCE benchmark 健康监测基准试验的损伤模拟方法^[21],通过拆除振动方向的斜撑来模拟损伤。其中工况2和3分别为在第1和第3层拆除2根斜撑情况,工况4、5、6分别为第1、第4和第6层拆除4根斜撑的情况。

考虑到振动台启动或停止时振动的不稳定性可能会对测量数据产生一定程度的影响,因此进行数据提取

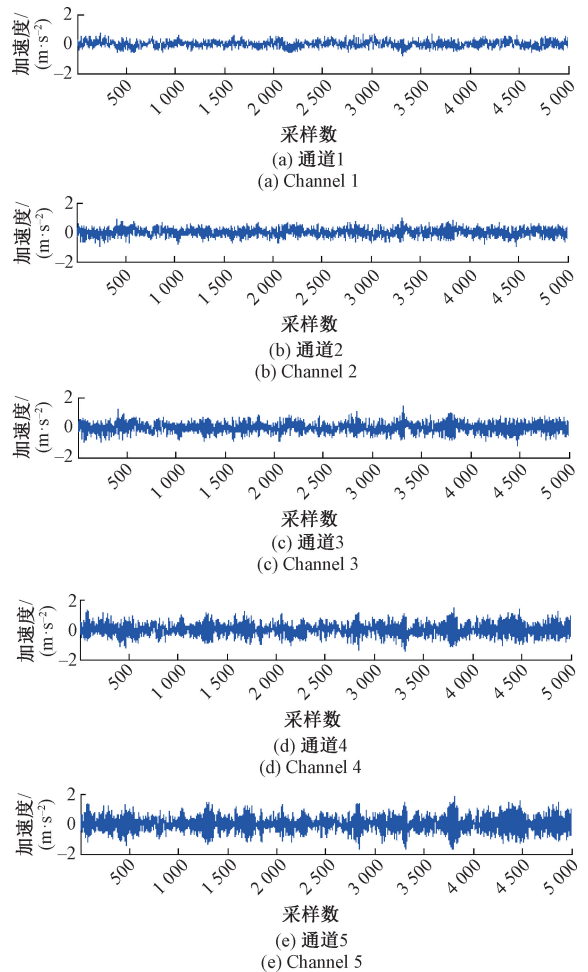
表2 转播塔试验工况

Table 2 Experimental conditions of the relay tower structure

工况	具体描述
1	未损伤状态
2	第1层斜撑拆除2杆
3	第3层斜撑拆除2杆
4	第1层斜撑拆除4杆
5	第4层斜撑拆除4杆
7	第6层斜撑拆除4杆

时截除了振动台启动和停止时间点附近的数据,提取出中间5000个加速度数据作为样本。

图8展示了基准工况下通道1~6的加速度时程响应曲线,图9展示了损伤工况2下相同通道的加速度时程响应曲线,两图横坐标均是数据采样点数。每个测点获取到的采样数据量 $N = 5000$,将其分为10组,即取 $L = 10$,采用测量获取的时域数据进行平稳性检验和模型定阶,并进行协整检验,最终确定了 VECM(10、10、1)模型,并利用该模型进行结构的损伤检测。



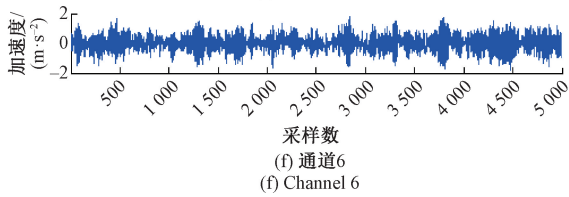


图 8 基准状态工况 1 通道 1~6 加速度时程曲线

Fig. 8 Acceleration time-history curves of channels 1~6 under condition 1 in the baseline state

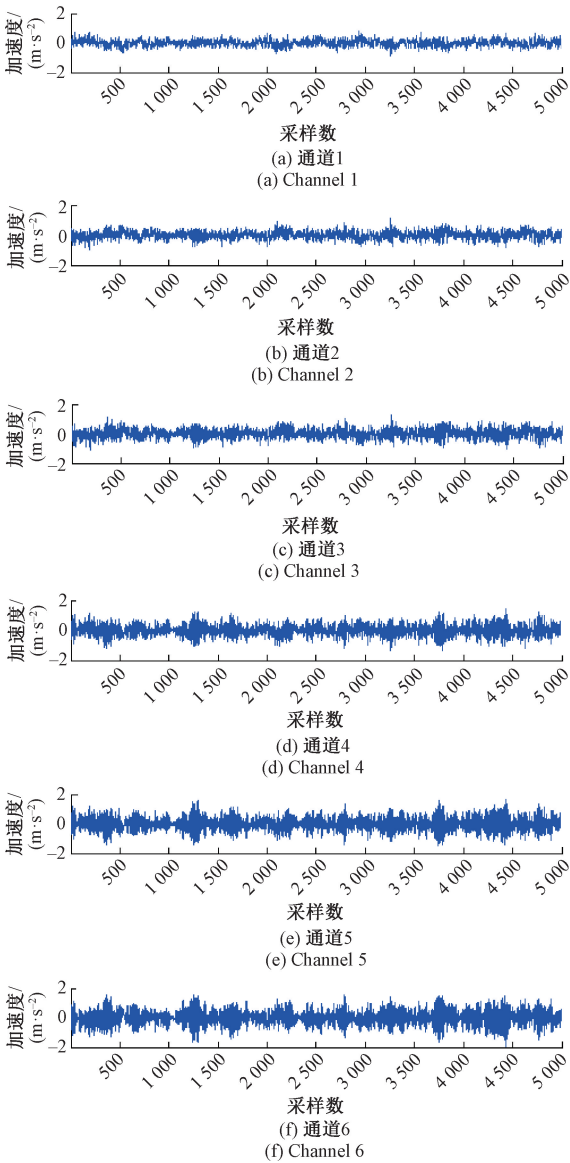


图 9 损伤工况 2 通道 1~6 加速度时程曲线

Fig. 9 Acceleration time-history curves of channels 1~6 under damage condition 2

4.3 转播塔损伤检测结果分析

基于向量误差修正模型影响信息转换指标的损伤检测结果如图 10 和 11 所示,并且也采用了基于 AR 模型倒

谱测距指标的损伤检测技术进行对比研究,并将其自由度指标采用式 (11) 和 (12) 转换为基于层间刚度的倒谱测距转换指标。

工况 2 和 3 为模拟拆除 2 杆的损伤工况,分别为第 1 和第 3 层的损伤,两种工况的损伤检测结果如图 10 所示。结构的损伤位于第 1 层时(工况 2),影响信息指标可以较好地识别出损伤位置,其第 1 层值明显高于其他层,而倒谱距离指标对于较为复杂结构产生了损伤位置的误判断,其第 2 层数值偏高。结构的损伤位于第 3 层时(工况 3),影响信息指标依然可以较好地识别出损伤的位置,其第 3 层值高于其他层的值,倒谱距离指标则难于准确判断出结构的损伤位置。对比工况 2 和 3 的检测结果可以发现,当双杆斜撑拆除时所采用的影响信息指标方法具有更优的损伤检测性能。

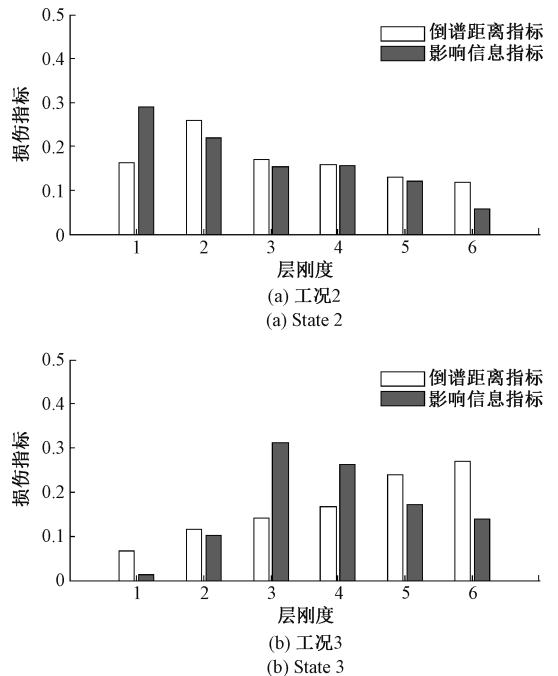


图 10 转播塔工况 2 和 3 的损伤检测结果

Fig. 10 Damage identification results for conditions 2 and 3 of the relay tower

工况 4、5 和 6 为 4 杆拆除损伤工况,分别为第 1、第 4 和第 6 层沿振动方向斜撑被拆除 4 杆情况,图 11 展示了 3 种工况的损伤检测结果。

当损伤位于第 1 层时(工况 4),影响信息指标可以较为准确地辨识出损伤位置,其指标值在第 1 层明显更高,但倒谱距离指标显示的结果难于判断损伤位置。4 杆拆除位于第 4 层时(工况 5),影响信息指标在第 4 刚度层明显较高,可以大致判断出损伤位置,而倒谱距离指标依然难于判断出损伤位置。当结构的损伤位于第 6 层时(工况 6),影响信息指标和倒谱距离指标均能较好判

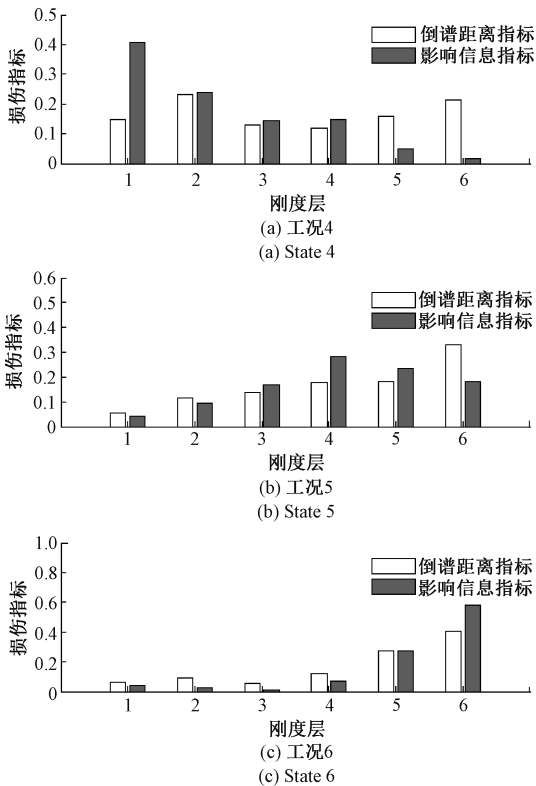


图 11 转播塔工况 4~6 的损伤检测结果

Fig. 11 Damage identification results for conditions 4~6 of the relay tower

断出损伤位置,其第 6 层值均较高,但所建议的影响信息指标值在第 6 层明显高于倒谱距离指标值。通过对比工况 4~6 可知,对于 4 杆拆除不同层损伤情况,所提出的影响信息转换指标方法明显具有更好的损伤检测效果。

通过两类模型的试验检测研究可知,基于向量误差修正模型影响信息转换指标的损伤检测结果明显优于基于 AR 模型倒谱距离指标的损伤检测结果。对于 3 层框架经典试验,两种方法均有一定的识别结果,但所建议的影响信息转换指标值在损伤位置处明显更高。对于较为复杂的高耸钢结构转播塔试验,AR 模型倒谱距离指标则难于精确识别出该类复杂结构的损伤位置,而所建议的向量误差修正模型影响信息转换指标仍具有较好的损伤检测能力。

5 结 论

1) 本文提出的基于向量误差修正模型影响信息转换指标的损伤检测方法可以高效地辨识出结构损伤位置,其识别出的损伤层指标值明显高于其他未损伤层的指标值,可以实现更精准的损伤位置判定。

2) 框架和转播塔结构的算例分析表明,针对复杂高耸结构,可依据其构造特点将其划分为若干层子结构,这

样可将较为复杂的杆件损伤检测转化相对简单的子结构层级损伤判别,从而提升了高耸钢结构损伤检测的工程实用性。

3) 对于简单框架结构,基于 AR 模型倒谱距离的指标具有一定的损伤检测能力,然后对于更为复杂的高耸塔架结构该指标波动较大、稳定性不足,相比之下,本文采用的向量误差修正模型影响信息转换指标方法表现更优,检测结果稳定可靠,显示出更好的适用性。

本文提出的方法主要是将高耸钢结构划分为分层的子结构,并进行相应子结构的损伤检测,因此理论上也适合于其他可划分为子结构的结构,可通过分析子结构响应数据的变化判断对应子结构损伤情况。在实际工程中存在结构形式复杂、结构构件数量多的其他类型复杂结构,为了进一步研究该方法的有效性,将在后续的研究中开展对其他复杂结构的试验研究。

参考文献

- [1] LIU J, LI Q L, LI L, et al. Structural damage detection and localization via an unsupervised anomaly detection method [J]. Reliability Engineering & System Safety, 2024, 252: 110465.
- [2] TIBADUIZA BURGOS D A, GOMEZ VARGAS R C, PEDRAZA C, et al. Damage identification in structural health monitoring: A brief review from its implementation to the use of data-driven applications [J]. Sensors, 2020, 20(3): 733.
- [3] 夏振鑫, 陈丹, 袁培龙, 等. 基于激光超声的 TA1 工业纯钛塑性变形损伤检测[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(12): 264-274.
- XIA ZH X, CHEN D, YUAN P L, et al. Plastic deformation damage detection of TA1 industrial pure titanium by laser ultrasonics [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(12): 264-274.
- [4] 刘斌, 罗宁, 武梓涵, 等. 基于双磁场的管道非体积损伤检测研究[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(8): 77-91.
- LIU B, LUO N, WU Z H, et al. Research on non-volume damage of pipeline based on dual magnetic field detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(8): 77-91.
- [5] LIU ZH, GUO H Y. Experimental study on structural damage identification of multi-sensor separated channel network [J]. Measurement, 2023, 220: 113382.
- [6] 吴森, 韦灼彬, 王绍忠, 等. 基于 AR 模型和主成分分析的损伤识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2012, 32(5): 841-845, 868.
- WU S, WEI ZH B, WANG SH ZH, et al. Damage identification based on AR model and PCA [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(5):

- 841-845, 868.
- [7] 周建庭, 李晓庆, 辛景舟, 等. 基于 Kalman-GARCH 模型的结构损伤识别[J]. 振动与冲击, 2020, 39(6): 1-7, 21.
ZHOU J T, LI X Q, XIN J ZH, et al. Structural damage identification based on a Kalman-GARCH model[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(6): 1-7, 21.
- [8] 杨抗, 王淋元, 高超, 等. 基于自编码器模型在复杂噪声环境中无监督式结构损伤检测算法的改进(英文)[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(6): 91-100.
YANG K, WANG L Y, GAO CH, et al. Improving autoencoder-based unsupervised damage detection in uncontrolled structural health monitoring under noisy conditions[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6): 91-100.
- [9] HUANG T L, LIANG T, CHEN L. A comparative analysis of damage identification methods based on multi-channel data fusion and convolutional neural network for frame structures[J]. Structures, 2024, 61: 106076.
- [10] DE LAUTOUR O R, OMENZETTER P. Damage classification and estimation in experimental structures using time series analysis and pattern recognition[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(5): 1556-1569.
- [11] KRISHNAN NAIR K, KIREMIDJIAN A S, LAW K H. Time series-based damage detection and localization algorithm with application to the ASCE benchmark structure[J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 291(1/2): 349-368.
- [12] ZHENG H T, MITA A. Damage indicator defined as the distance between ARMA models for structural health monitoring[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2008, 15(7): 992-1005.
- [13] MEI L, MITA A, ZHOU J. An improved substructural damage detection approach of shear structure based on ARMAX model residual[J]. Structural Control & Health Monitoring, 2016, 23(2): 218-236.
- [14] 刘纲, 罗钧, 方鹏, 等. 基于向量自回归模型的损伤识别方法[J]. 振动、测试与诊断, 2015, 35(5): 873-879, 990.
LIU G, LUO J, FANG P, et al. Vector autoregression time series based damage assessment method[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(5): 873-879, 990.
- [15] ZIESEMER T H W. Internal rates of return for public R&D from VECM estimates for 17 OECD countries[J]. Economic Change and Restructuring, 2024, 57(5): 164.
- [16] PFAFF B. VAR, SVAR and SVEC models: Implementation within R package vars[J]. Journal of Statistical Software, 2008, 27(4): 1-32.
- [17] AKAIKE H. Markovian representation of stochastic processes and its application to the analysis of autoregressive moving average processes[J]. Annals of the Institute of Statistical Mathematics, 1974, 26: 363-387.
- [18] ENGLE R F, GRANGER C W J. Co-integration and error correction: Representation, estimation, and testing[J]. Journal of the Econometric Society, 1987, 55(2): 251-276.
- [19] FIGUEIREDO E, PARK G, FIGUEIRAS J, et al. Structural health monitoring algorithm comparisons using standard data sets[J]. Algorithms, 2009: 961604.
- [20] XING ZH H, MITA A. Locating the damaged storey of a building using distance measures of low-order AR models[J]. Smart Structures & Systems, 2010, 6(9): 991-1005.
- [21] ZHANG J, XU J C, GUO S L, et al. Flexibility-based structural damage detection with unknown mass for IASC-ASCE benchmark studies[J]. Engineering Structures, 2013, 48: 486-496.

作者简介



郭惠勇(通信作者), 1993年于武汉理工大学获得学士学位, 2001年于西安交通大学获得硕士学位, 2004年于西安交通大学获得博士学位, 现为重庆大学教授, 主要研究方向为工程结构的检测和监测。

E-mail: guohy@cqu.edu.cn

Guo Huiyong (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Wuhan University of Technology in 1993, his M. Sc. degree from Xi'an Jiaotong University in 2001, and his Ph. D. degree from Xi'an Jiaotong University in 2004. He is currently a professor at Chongqing University. His main research interests include engineering structural inspection and monitoring.