

基于向量自回归模型的损伤识别方法^{*}

刘 纲^{1,2}, 罗 钧¹, 方 鹏¹, 秦 阳¹

(1. 重庆大学土木工程学院 重庆, 400045) (2. 山地城镇建设与新技术教育部重点实验室 重庆, 400030)

摘要 基于向量自回归(vector auto-regression, 简称 VAR)模型, 提出了一种能同时进行损伤定位和程度识别的时间序列方法。首先, 利用测试的加速度响应时程信号建立 VAR 模型, 提取模型系数的对角线元素作为损伤敏感向量, 并采用该向量的马氏距离作为损伤特征值; 然后, 应用统计模式识别手段, 通过受试者工作特征曲线下的面积指标来判别损伤是否出现及其部位, 并通过 Bhattacharyya 距离来度量损伤程度。数值模拟和实验室框架模型实验表明, 该算法能成功识别损伤部位和损伤程度的相对大小, 且具有较好的抗噪性能, 为结构长期在线损伤识别提供了一种有效手段。

关键词 损伤识别; VAR 模型; 受试者工作特征曲线; Bhattacharyya 距离

中图分类号 TU279.7⁺44

引 言

承受荷载的结构体系在日常环境和运营荷载作用下将逐步老化或损伤。为延长结构的使用寿命, 降低结构日常维护费用并预防倒塌等恶性事故的发生, 业界提出了较传统的定期维护和人工检查更为先进合理的基于结构性能状态的维护策略, 从而促进了健康监测在土木工程中的快速发展^[1-2]。

目前, 基于振动的损伤识别方法已成为健康监测领域内的一个主流研究方向, 可大致分为基于模态驱动的方法和基于数据驱动的方法。基于模态驱动的方法通常采用识别得到的频率、振型等模态指标以及模态柔度、模态应变能等衍生指标识别损伤是否发生以及损伤部位, 并可进一步结合模型更新等手段量化损伤程度^[3-4]。目前, 国内外学者已针对该类方法进行了大量研究, 很多算法已在实验室结构和小型结构上得到成功验证或初步应用^[5], 但该类方法对结构局部损伤不敏感, 仅在风、地脉动等环境激励下辨识得到的模态指标的不确定性较大, 大型复杂结构的基准有限元模型较难准确获取从而限制了该类方法的应用范围。

基于数据驱动的方法多借助于自回归(autoregressive, 简称 AR)、滑动自回归、小波变换和希尔

伯特黄变换等数学模型从结构响应信号中提取损伤判别指标^[6-8], 然后通过结构损伤前后指标的统计模式对比实现损伤识别。例如, 文献[9]采用 AR 模型前三阶系数构建损伤判别指标并通过 AR 系数张成的空间构建损伤定位指标, 然后通过统计检验的方式, 成功识别了美国土木工程协会的四层钢框架结构的损伤。文献[10]利用某传感器的信号作为输出, 其临近传感器的信号作为输入来建立外部输入自回归模型, 在统计分析模型预测误差的基础上利用 Fisher 准则构建损伤判别指标, 通过对所有传感器依次计算实现结构损伤部位和程度的识别, 并采用格构式钢梁验证了该算法的有效性。文献[11]采用自回归-支持向量机为模型, 通过损伤前后模型预测误差的方差之比建立损伤识别指标, 再通过 F 检验判定结构是否出现损伤, 该算法能顺利识别非线性结构的损伤, 但其定位功能较弱。

基于数据驱动方法的计算速度快, 能实时完成损伤识别且相对于模态方法更易应用于大型结构中^[12]。损伤识别可划分为递进的四层次问题, 即判定结构有无损伤、损伤部位、损伤程度和剩余寿命^[2]。当前的时域方法多关注于判断结构有无损伤, 仅能满足损伤识别第一层次的要求^[10], 或者通过各传感器的不同组合, 循环计算实现损伤部位和程度的判定, 这虽然达到了损伤识别第二和第三层

^{*} 重庆市自然科学基金资助项目(CSTC2012JJ A30006); 中央高校基金资助项目(CDJRC10200018, CDJZR14205501)
收稿日期: 2013-09-10; 修回日期: 2013-11-21

次的需求,但会增大计算工作量从而降低损伤识别的实时性。

针对以上不足,笔者首先利用向量自回归模型系数矩阵的对角线元素提取新向量,采用结构损伤前后新向量的马氏距离构造损伤识别指标;然后,基于受试者工作特征曲线下的面积和 Fisher 准则两种统计手段,实现结构损伤程度和部位的判别,从而通过一次计算可同时解决损伤识别前三个层次的问题;最后,通过 6 自由度数值模型和实验室两层钢框架实验验证了算法的有效性。

1 VAR 时间序列模型及阶数选取

1.1 VAR 时间序列模型

1980 年, Sims 首先提出了向量自回归模型,该模型描述了 n 个不同变量之间的线性演化关系,一个 p 阶 VAR 模型的定义^[13]为

$$\mathbf{y}_t = \mathbf{c} + \mathbf{A}_1 \mathbf{y}_{t-1} + \cdots + \mathbf{A}_p \mathbf{y}_{t-p} + \mathbf{e}_t \quad (1)$$

其中: $\mathbf{y}_t = \{y_{1t}, y_{2t}, \dots, y_{nt}\}^T$ 为由 n 个变量组成的列向量; \mathbf{A}_i 为 $n \times n$ 阶系数矩阵; \mathbf{c} 为插值向量,表示数据的整体偏移。

损伤识别中,数据首先会进行零均值归一化预处理,故该项通常为零,可省略; \mathbf{e}_t 为误差项,是均值为零、方差确定的向量。

经整理,式(1)可简写为

$$\mathbf{Y} = \mathbf{BZ} + \mathbf{E} \quad (2)$$

其中: $\mathbf{Y} = [\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_T]$, 为 $n \times T$ 的矩阵; T 为计算数据的点数; $\mathbf{B} = [\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2, \dots, \mathbf{A}_p]$, 为 $n \times np$ 的矩阵; $\mathbf{Z} = [\mathbf{Z}_0, \mathbf{Z}_1, \dots, \mathbf{Z}_{T-1}]$, $\mathbf{Z}_i = \{\mathbf{y}_i, \dots, \mathbf{y}_{i-p+1}\}^T$ 为 $np \times 1$ 的列向量; $\mathbf{E} = [\mathbf{e}_1, \mathbf{e}_2, \dots, \mathbf{e}_T]$, 为 $n \times T$ 的矩阵。

采用最小二乘法可得式(2)中系数项 B 的估计为

$$\bar{\mathbf{B}} = ((\mathbf{ZZ}')^{-1} \mathbf{Z} \otimes \mathbf{I}_n) \mathbf{Y} \quad (3)$$

向量自回归模型能够描述结构体系动态响应的原因在于其与结构运动方程具有较好的对应关系,简要说明如下:对于多自由度体系,假设在离散时间点 $t_i (t_i = i\Delta t, \Delta t$ 为采样间隔; $i = 1, 2, \dots, T)$, 考察结构的运动方程

$$\mathbf{M}\ddot{\mathbf{u}}(t_i) + \mathbf{C}\dot{\mathbf{u}}(t_i) + \mathbf{K}\mathbf{u}(t_i) = \mathbf{F}_p(t_i) \quad (4)$$

其中: \mathbf{M}, \mathbf{C} 和 \mathbf{K} 分别表示结构体系的质量、阻尼和刚度矩阵; $\mathbf{u}, \dot{\mathbf{u}}$ 和 $\ddot{\mathbf{u}}$ 分别表示体系的位移、速度和加速度向量; \mathbf{F}_p 为作用在结构上的外力向量。

在式(4)中,第 j 个自由度处的加速度 $\ddot{u}_j(t_i)$ 和速度 $\dot{u}_j(t_i)$ 可近似表示为

$$\begin{cases} \ddot{u}_j(t_i) = (u_j(t_{i+1}) - 2u_j(t_i) + u_j(t_{i-1}))/\Delta t^2 \\ \dot{u}_j(t_i) = (u_j(t_i) - u_j(t_{i-1}))/\Delta t \end{cases} \quad (5)$$

将式(5)代入式(4),经整理可得

$$\mathbf{u}(t_{i+1}) = \{\mathbf{2I} - \mathbf{M}^{-1}\mathbf{C}\Delta t - \mathbf{M}^{-1}\mathbf{K}\Delta t^2\}\mathbf{u}(t_i) + \{\mathbf{M}^{-1}\mathbf{C}\Delta t - \mathbf{I}\}\mathbf{u}(t_{i-1}) + \{\Delta t\mathbf{M}^{-1}\}\mathbf{F}_p(t_i) \quad (6)$$

将式(6)右边中括号内的系数项分别用矩阵 $\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2$ 和 \mathbf{B}_3 表示,并令 $k = t_{i+1}$, 则式(6)可简写为

$$\mathbf{u}(k) = \mathbf{B}_1\mathbf{u}(k-1) + \mathbf{B}_2\mathbf{u}(k-2) + \mathbf{B}_3\mathbf{F}_p(k-1) \quad (7)$$

对比式(1)和(7)可知, VAR 模型中的 $\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2$ 分别与结构运动方程中的 $\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2$ 相对应,故 VAR 模型在理论上与结构运动方程具有一定的一致性。当用 VAR 模型描述结构系统的运动时,结构刚度或阻尼的改变 ($\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2$) 将在 VAR 模型中引起系数矩阵 ($\mathbf{A}_1, \mathbf{A}_2$) 的变化,故可通过结构损伤前后 VAR 模型系数的改变来识别结构的损伤。

1.2 模型阶数的选取

从式(7)可知,当输入已知时,二阶 VAR 模型能较好地拟合结构的响应,但土木工程很难人为施加激励,故输入项无法准确获取。通常而言,假设结构运营环境下的输入为白噪声,此时可通过增大模型阶数来拟合未知的输入,但阶数过大将引发过拟合现象。这一不足可通过 VAR 模型阶数判定准则解决。笔者选取较为常用的赤池信息准则 (akaike information criterion, 简称 AIC) 准则,其定义^[13]为

$$\text{AIC}(p) = \ln(|\boldsymbol{\Sigma}(p)|) + 2pn^2/T \quad (8)$$

其中: $\boldsymbol{\Sigma}(p)$ 表示模型阶数为 p 时残差协方差矩阵。

计算不同阶数下的 AIC 值,选取 AIC 值最小所对应的阶数为模型的最优阶数,此时 VAR 模型将在较小阶数的情况下最好地拟合数据。

2 损伤特征指标及识别流程

2.1 损伤特征指标

当结构某处发生损伤时,该处的刚度将降低,故在形成结构总体刚度矩阵时,与该部位各自由度对应的主对角线元素和非对角线元素的值将减少,而其余各元素保持不变。对于一个自由度为 n 的结构体系,刚度矩阵非主对角线元素的数量是主对角线

元素数量的 $(n-1)$ 倍,而仅有少量元素包含损伤单元的信息,所以从提高计算效率角度出发,仅用主对角线元素进行损伤识别。在式(6,7)中,结构刚度矩阵主对角线元素对应于 $\mathbf{B}_1, \mathbf{B}_2$ 矩阵中的主对角线元素(以瑞雷阻尼假定为例,刚度矩阵的变化将引起阻尼矩阵的变化,故 \mathbf{B}_2 矩阵中虽无刚度项,但损伤也会引起其发生改变)。结合式(1)可知,VAR 模型中系数矩阵的主对角线元素将随结构的损伤而发生变化,因此提取 VAR 模型中各系数矩阵 $\mathbf{A}_i (i=1, 2, \dots, p)$ 的主对角线元素为新向量 \mathbf{f}

$$\mathbf{f} = \{A_1^{11}, A_1^{22}, \dots, A_1^{mm}, A_2^{11}, \dots, A_2^{mm}, \dots, A_p^{11}, \dots, A_p^{mm}\}^T \quad (9)$$

新向量 \mathbf{f} 的元素较多 $(n \times p)$, 为高维向量,采用马氏距离对其进行降维,从而建立损伤识别特征指标 MD^[4] 为

$$MD(\mathbf{f}) = \sqrt{(\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}}_b)^T \mathbf{S}_b^{-1} (\mathbf{f} - \bar{\mathbf{f}}_b)} \quad (10)$$

其中: $\bar{\mathbf{f}}_b$ 表示基准状态下向量 \mathbf{f} 的平均值; \mathbf{S}_b^{-1} 表示基准状态下向量 \mathbf{f} 的协方差。

2.2 统计模式识别

选取受试者工作特征曲线和 Fisher 准则分别进行损伤部位和程度的判定。受试者工作特征曲线(receiver operating characteristic curve, 简称 ROC 曲线)^[14] 是二次世界大战中为评估雷达辨识目标的性能而提出的信号检测理论。当得到结构损伤前后损伤特征指标的分布曲线并选取决定阈值后,就能确定该阈值下损伤特征指标检测损伤的性能,如图 1 所示。例如假阳性率为结构处于完好状态但阈值的判定结果却为损伤的概率,即误报警率。

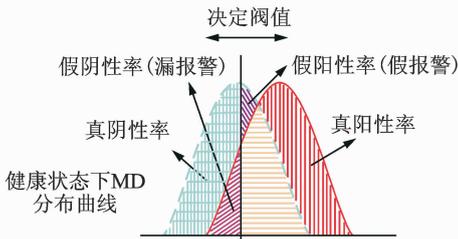


图 1 信号统计检测

Fig. 1 Signal statistical detection

选取不同的阈值,将得到不同的假阳性率。为避免人为确定阈值带来的误差,ROC 曲线是以假阳性率为横坐标,真阳性率为纵坐标,然后在选取不同决定阈值下所做出的曲线。通常采用 ROC 曲线下的面积值(area under ROC curve, 简称 AUC)作为统计量来评价检测的性能。AUC 的取值在 0.5~1

之间。当 $AUC \geq 0.8$ 时,表明判定结果的准确性较高;当 $0.7 > AUC$ 时,表明判定结果的准确性低。

通过损伤测点处 MD 分布的 B 氏距离(Bhattacharyya distance, 简称 BD)判断损伤程度,对于单变量指标,BD 定义^[15] 为

$$BD = \frac{1}{4} \frac{(\kappa_d - \kappa_h)^2}{\sigma_d^2 + \sigma_h^2} + \frac{1}{2} \ln \left[\frac{(\sigma_d^2 + \sigma_h^2)/2}{\sigma_d \sigma_h} \right] \quad (11)$$

其中: κ 和 σ 分别表示 MD 分布的平均值和方差,下标 d 和 h 分别表示损伤状态和基准状态。

从式(11)的定义可知,前一项主要考虑了均值变化的影响,而后一项主要是为了计入方差变化的影响。

2.3 损伤识别流程

当结构处于健康阶段时,将采集得到的信号分为基准状态和参考状态,并分别将信号划分为 N 段,再对各段信号进行零均值,标准方差的归一化处理以消除环境因素和荷载的影响,然后对每段数据分别建立 VAR 模型并提取各系数矩阵的对角线元素作为新向量。使用基准状态得到的 N 个向量 \mathbf{f} 计算平均值 $\bar{\mathbf{f}}_b$ 和协方差 \mathbf{S}_b^{-1} ,采用参考状态得到的向量 \mathbf{f} 利用式(10)计算得到 N 个 MD 值。对于损伤状态,采用以上相同的步骤可得到 N 个 MD 值,最后采用 AUC 指标和 BD 指标实现损伤定位和程度的判别。

3 数值模拟算例

3.1 模型算例及损伤工况

以 6 自由度集中质点模型检验算法的性能,如图 2 所示。其中: $m_i = 1; k_i = 1\ 500 (i=1, 2, \dots, 6)$ 。模型采用瑞雷阻尼假定,即 $\mathbf{C} = \alpha \mathbf{M} + \beta \mathbf{K}$,任取 2 阶模态阻尼比即可确定阻尼矩阵,随机选取模型第 1 阶和第 3 阶阻尼比为 0.02,计算得 $\alpha = 0.308\ 09, \beta = 7.5 \times 10^{-4}$ 。

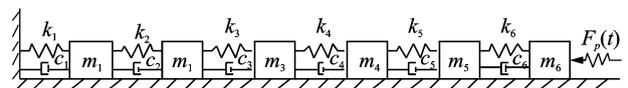


图 2 6 自由度计算模型

Fig. 2 Six degree-of-freedom system

在质点 6 处输入随机激励,取质点 1~6 处的加速度响应为输出信号。拟定的损伤工况如表 1 所示。

表 1 6 自由度体系的损伤工况

Tab. 1 Damage cases of the six degree-of-freedom system

工况	1	2	3	4	5	6
损伤部位	k_2	k_2	k_2	k_2	k_5	k_2 k_5
损伤程度/%	1	5	10	20	5	5

因该体系的最高频率为 11.97 Hz,取加速度信号的采样频率为 100 Hz,并设定每 1 000 个数据点为 1 个数据段。在基准状态、参考状态和未知状态下分别取 1 000 个数据段进行计算,可得到 1 000 个 MD 值。

取基准状态下各质点的 100 段数据,采用 AIC 准则计算模型的阶数,得到 VAR 模型的合理阶数范围为 5~15,取 5 阶 VAR 模型 VAR(5)进行损伤识别计算,然后分析模型阶数对损伤识别性能的影响。

3.2 损伤识别结果

体系在损伤工况 1 下部分测点的 MD 分布曲线如图 3 所示。图中的柱状图为 1 000 个 MD 值的频数分布直方图,曲线为其拟合的对数正态分布(在 0.05 的显著水平下,采用柯尔莫可洛夫-斯米洛夫假设检验 MD 的频数分布直方图为对数正态分布)。从该图可知,仅在损伤附近质点处的 MD 分布才发生变化,而其余测点处 MD 分布的变化较小,采用 ROC 曲线对 MD 分布是否发生显著变化进行检验,并计算 ROC 曲线下的面积 AUC(见表 2)。

表 2 各损伤工况下的 AUC 值

Tab. 2 AUC values for all damage cases

质点编号	1	2	3	4	5	6
工况 1	1.00	1.00	0.49	0.49	0.49	0.49
工况 2	1.00	1.00	0.50	0.49	0.53	0.50
工况 3	1.00	1.00	0.51	0.50	0.48	0.50
工况 4	1.00	1.00	0.55	0.51	0.52	0.48
工况 5	0.53	0.52	0.51	1.00	0.77	0.49
工况 6	1.00	1.00	0.50	1.00	0.76	0.48

根据 AUC 的定义,笔者选取 0.85 为能否良好区分损伤是否发生的阈值。表 2 表明,在各损伤工况下,仅在损伤附近质点的 AUC 值才高于 0.85(在表中以黑体标注),而其余质点的 AUC 值均低于 0.85。因此,该指标不但能够成功定位损伤程度较小(1%)的单处损伤,也能定位工况 6 下不同部位发生

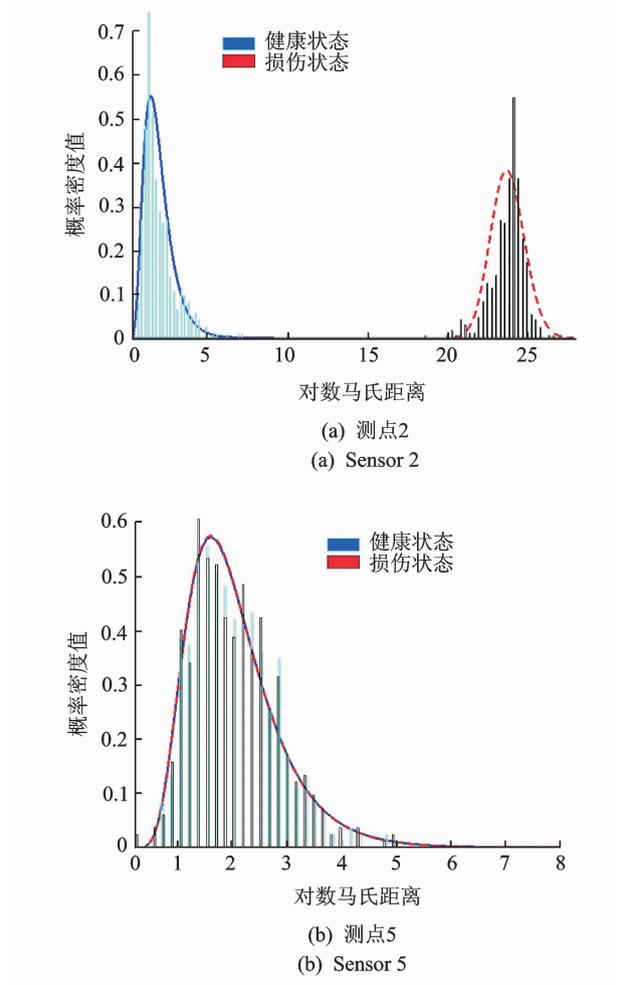


图 3 损伤工况 1 下部分测点的 MD 分布曲线
Fig. 3 MD distribution under damage case 1 for partial sensors

的损伤。

为识别弹簧 2 发生的不同程度的损伤,计算质点 1,2 在工况 1~4 下的 BD 值如图 4 所示。图 4 表明,随着损伤程度的增加,质点 1,2 的 BD 值均呈单调上升趋势,即 BD 值能正确区分损伤程度的相对大小。

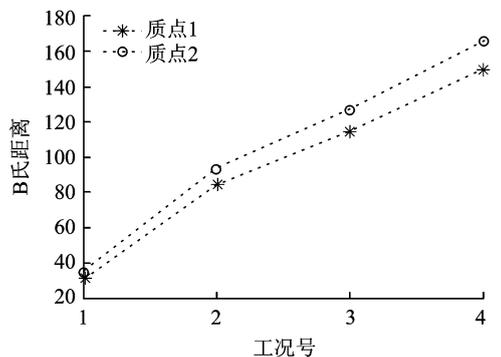
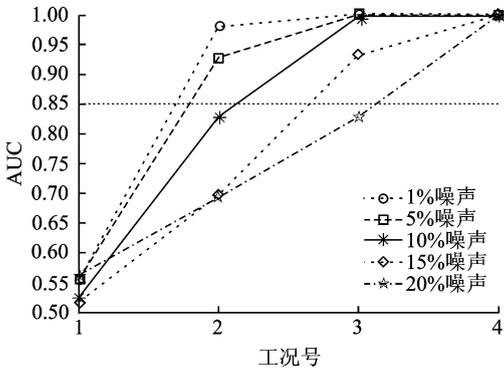


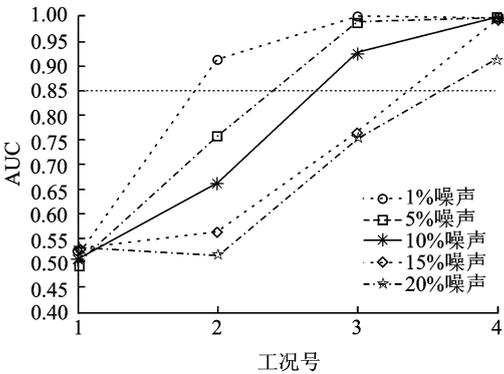
图 4 不同损伤程度下的 BD 值
Fig. 4 BD values under different damage levels

3.3 噪音影响分析

图 5 为不同噪音水平下质点 1 和质点 2 处的 AUC 值。随着噪音水平的不断增大,损伤定位的准确性将降低,特别是当结构损伤程度较小时,噪音的影响较为显著。例如工况 2 下,当噪音水平为 10% 时出现了漏报警;但随着损伤程度的增加,噪音的影响将逐步减小甚至消失。例如在工况 5 下,即使 20% 的噪音水平也完全能定位出质点 1,2 处的损伤,表明基于 VAR 模型的损伤识别算法具有较好的抗噪性能。



(a) 质点1
(a) Sensor 1



(b) 质点2
(b) Sensor 2

图 5 不同噪音水平下的 AUC 值

Fig. 5 AUC values under different noise levels

质点 1 在不同噪音水平下的 BD 值如图 6 所示。该图显示在同一损伤工况下,随着噪音水平的不断升高,对应的 BD 值将越来越低。但在同一噪音水平下,随着损伤程度的增加,BD 值呈单调上升趋势,表明此时仍能正确区分损伤程度的大小。

3.4 模型阶数影响分析

考察模型阶数对损伤识别算法的影响,计算 15

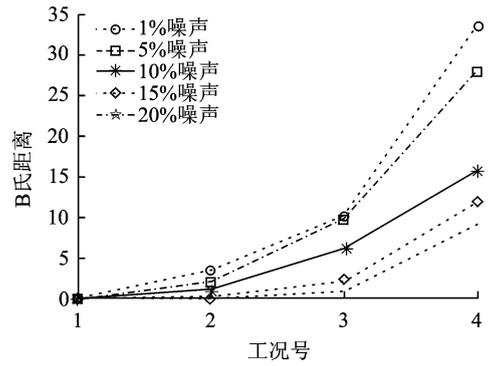


图 6 不同噪音水平下的 BD 值

Fig. 6 BD values under different noise levels

阶 VAR(15)模型的 AUC 值如表 3 所示。该模型的 AUC 值将在较多质点处大于 0.85(在表中以黑体标注),即出现损伤部位的误判,故应取 AIC 准则判定的较小阶数建立 VAR 模型。

表 3 VAR(15)模型的 AUC 值

Tab. 3 AUC values of VAR(15) model

质点编号	1	2	3	4	5	6
工况 1	0.87	0.92	0.69	0.50	0.49	0.49
工况 2	1.00	1.00	1.00	0.66	0.50	0.50
工况 3	1.00	1.00	1.00	0.91	0.49	0.52
工况 4	1.00	1.00	1.00	1.00	0.50	0.46
工况 5	0.55	0.72	0.98	1.00	0.97	0.50
工况 6	1.00	1.00	1.00	1.00	0.97	0.52

VAR(10)和 VAR(15)模型在工况 1~4 下的 BD 值如图 7 所示。

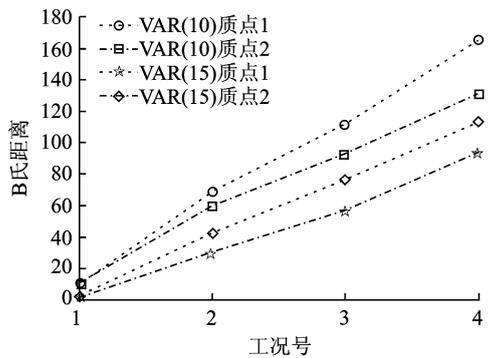


图 7 不同 VAR 模型阶数的 BD 值

Fig. 7 BD values for different VAR model orders

在模型阶数相同的情况下,BD 值仍随损伤程度的增加而单调递增,因此 VAR 模型阶数的选取不影响损伤程度的识别。

4 实验室框架实验

框架采用宽为 50.8 mm, 厚为 3.175 mm 的钢板组成梁和柱, 并通过节点板和螺栓进行连接, 其外观尺寸如图 8 所示。每个节点板共安装 4 颗螺栓, 2 颗与柱相连, 2 颗与梁或刚性基座相连。试验中通过第 2 层右柱顶的螺栓松动模拟损伤, 故沿该侧柱布置 6 个加速度传感器, 从上到下依次编号为 1~6。

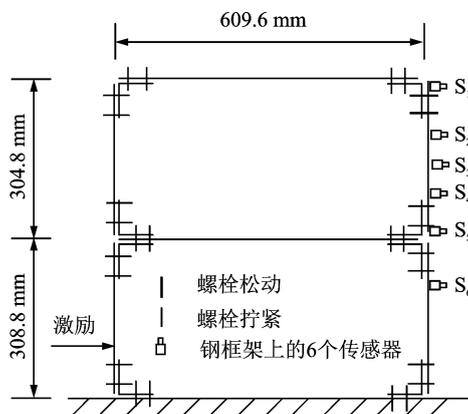


图 8 两层框架模型

Fig. 8 The 2-story steel frame

采用 PM50A 型电磁激振器在第 1 层左柱下侧输入白噪声激振。加速度传感器的采样频率设为 5 120 Hz。为模拟逐步损伤过程, 依次松动第 2 层右柱顶的螺栓。具体的损伤工况设置如表 4 所示。

表 4 框架的损伤工况

Tab. 4 Damage cases of the 2-story steel frame

损伤位置	工况 1	工况 2	工况 3	工况 4
二层右柱顶	完好状态	仅松动一颗螺栓	第 2 颗螺栓手工拧紧	两颗螺栓松动

计算的 AUC 值如表 5 所示。在工况 3 和工况 4 下, 仅传感器 1 和传感器 2 的 AUC 值高于阈值 0.85, 其余传感器的 AUC 值均小于 0.65, 这一结果与结构实际损伤部位相符, 因此在这两个工况下可以准确判定损伤部位。在工况 2 下, 虽传感器 1 和 2 的 AUC 值低于 0.85, 但仍较其余传感器处的 AUC 值大。这可能是因为实验框架受力较小, 仅松动一颗螺栓对结构影响较小, 从而导致该工况下 AUC 值在损伤部位的变化不大。

表 5 实验模型的 AUC 值

Tab. 5 AUC values under all damage cases

传感器编号	1	2	3	4	5	6
工况 2	0.71	0.74	0.61	0.64	0.58	0.53
工况 3	1.00	1.00	0.61	0.54	0.52	0.54
工况 4	1.00	1.00	0.58	0.59	0.58	0.56

计算传感器 1 在工况 2~4 下的 BD 值分别为 1.32, 3.58 和 7.83。这表明 BD 值随着损伤程度的增加而单调增加, 因此通过 BD 值的计算能正确判定结构的损伤程度。

5 结论

1) 基于 VAR 模型的损伤识别算法能够正确定位结构的单处损伤和多处损伤, 并能够准确区分损伤程度的相对大小。

2) 当损伤程度较小时, 算法可能出现漏报警, 例如发生 1% 损伤时, 在 10% 的噪音水平将无法识别损伤; 但当损伤程度增大后, 将大幅提高算法的损伤定位能力, 例如发生 10% 损伤时, 即使 20% 的噪音水平也能有效实现损伤定位。同时, 噪音不影响损伤程度的识别。

3) 针对基准状态下的不同数据, AIC 准则将得出不同的 VAR 模型阶数。较大的模型阶数将导致损伤部位的误判, 故所提算法宜采用较小的 VAR 模型阶数进行损伤识别。

参 考 文 献

- [1] Sohn H, Farrar C R, Hemez F M, et al. A review of structural health monitoring literature; 1996-2001 [R]. Los Alamos; Los Alamos National Laboratory, 2004; 5-8.
- [2] Farrar C R, Worden K. An introduction to structural health monitoring [J]. Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical & Engineering Sciences, 2007, 365(1851): 303-315.
- [3] 冯新, 李国强, 范颖芳. 几种常用损伤动力指纹的适用性研究[J]. 振动、测试与诊断, 2004, 24(4): 277-280. Feng Xin, Li Guoqiang, Fan Yingfang. Suitability study on dynamic signatures used in structural damage localization [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2004, 24(4): 277-280. (in Chinese)

- [4] Tee K F, Koh C G, Quek S T. Numerical and experimental studies of a substructural identification strategy [J]. *Structural Health Monitoring*, 2009, 8(5): 397-410.
- [5] 宗周红,褚福鹏,牛杰. 基于响应面模型修正的桥梁结构损伤识别方法[J]. *土木工程学报*, 2013, 46(2): 115-122.
Zong Zhouhong, Chu Fupeng, Niu Jie. Damage identification methods of bridge structures using response surface based on finite element model updating [J]. *China Civil Engineering Journal*, 2013, 46(2): 115-122. (in Chinese)
- [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.
Wu Sen, Wei Zhuobin, Wang Shaozhong, et al. Damage identification based on AR model and PCA [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2012, 32(5): 841-845. (in Chinese)
- [7] 赵学风,段晨东,刘义艳,等. 基于小波包变换的支持向量机损伤诊断方法[J]. *振动、测试与诊断*, 2008, 32(6): 104-107.
Zhao Xuefeng, Duan Chendong, Liu Yiyan, et al. Diagnosis of structure damage by support vector machine based on wavelet packet transform [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2008, 32(6): 104-107. (in Chinese)
- [8] 熊飞,程远胜,刘均. 基于 HHT 方法的时变多自由度系统的损伤识别[J]. *振动、测试与诊断*, 2009, 28(2): 122-125.
Xiong Fei, Cheng Yuansheng, Liu Jun. Damage identification of time varying multi-Degrees of freedom system based on hilbert-huang transform [J]. *Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis*, 2009, 28(2): 122-125. (in Chinese)
- [9] Nair K K, Anne S K, Kincho H L. Time series-based damage detection and localization algorithm with application to the ASCE benchmark structure [J]. *Journal of Sound and Vibration*, 2006, 291(1): 349-368.
- [10] Bornn L, Farrar C R, Park G. Damage detection in initially nonlinear systems [J]. *International Journal of Engineering Science*, 2010, 48(10): 909-920.
- [11] Yao R, Pakzad S N. Autoregressive statistical pattern recognition algorithms for damage detection in civil structures [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2012, 31(8): 355-368.
- [12] Mustafa G, Catbas N. Statistical pattern recognition for structural Health Monitoring using time series modeling: theory and experimental verifications [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(7): 2192-2204.
- [13] Lütkepohl H. *New introduction to multiple time series analysis* [M]. New York: Springer, 2005: 23-58.
- [14] Søreide K. Receiver-operating characteristic curve analysis in diagnostic, prognostic and predictive biomarker research [J]. *Journal of Clinical Pathology*, 2009, 62(1): 1-5.
- [15] Choi E, Lee C. Feature extraction based on the Bhattacharyya distance [J]. *Pattern Recognition*, 2003, 36(8): 1703-1709.



第一作者简介:刘纲,男,1977年1月生,博士、副教授。主要研究方向为结构健康监测和振动控制。曾发表《Damage assessment with state-space embedding strategy and singular value decomposition under stochastic excitation》(《Structural Health Monitoring》2014, Vol. 13, No. 2)等论文。

E-mail: gliu@cqu.edu.cn

