

利用振动响应协方差参数和数据融合的损伤识别方法

李雪艳, 刘力菡

(暨南大学力学与建筑工程学院“重大工程灾害与控制”教育部重点实验室, 广东 广州 510632)

摘要: 使用结构加速度响应协方差和应变响应协方差参数以及基于贝叶斯估计的数据融合理论进行结构损伤判定和损伤位置识别, 理论推导证明响应协方差参数是结构模态参数的函数, 结构损伤会导致响应协方差参数的改变, 当只使用结构损伤前后的响应协方差参数, 不使用结构分析模型进行结构损伤识别时, 损伤向量会受到激励位置、测试噪声和误差等的影响, 所以使用贝叶斯数据融合理论, 对来自多种传感器和多种测试环境下得到的多组损伤向量进行数据融合, 以提高损伤识别的精度; 利用一个七层框架结构进行包括单损伤和多损伤的多种损伤工况的数值模拟, 研究所提方法的适用性和有效性, 最后对简支钢梁进行实验验证, 损伤位置附近的传感器所得到的损伤指标具有最大的损伤概率。

关键词: 损伤识别; 协方差; 贝叶斯数据融合; 加速度响应; 应变响应

中图分类号: TB123 **文献标志码:** A **文章编号:** 1004-4523(2021)01-0141-09

DOI: 10.16385/j.cnki.issn.1004-4523.2021.01.016

引言

对结构进行健康监测, 可以现场监控结构整体运行情况, 及时判定损伤发生和识别损伤位置, 尽早对结构进行修复, 预防发生更大范围的损伤, 避免重大人员伤亡^[1-4]。在工程结构的损伤识别中, 可以通过传感器直接测得振动响应, 这些响应包含了结构状态信息, 如何从振动响应中提取出有效反映结构状态的参数指标非常重要。

目前, 国内外基于振动响应的损伤识别方法有动力指纹法^[5]、神经网络算法^[6]、遗传算法^[6-7]、小波分析法和小波包分析法^[8-10]等; 但是由于以下几个问题影响了这些识别方法的效果和在实际工程结构中的广泛应用。第一, 进行模态识别时, 不可避免地产主主观性误差、功率谱泄露、密集模态丢失、截断误差等问题; 第二, 在基于振动参数的时域损伤识别方法中, 存在系统定阶问题和模态丢失问题; 第三, 不能尽可能多地包含更多阶数的模态信息, 丢失了响应信号中对损伤敏感的高阶模态, 使得提取的损伤指标对损伤识别不够灵敏; 第四, 有些方法计算需人工参与, 产生人工干预的随机性, 不适合对海量连续监测数据进行自动在线分析和健康监测。

Li 和 Law 等^[11-12]提出了基于白噪声激励下结构加速度响应自/互相关函数的协方差参数 (Covari-

ance of Covariance of Acceleration Response, 简称 CoC) 来识别损伤; 李雪艳等^[13]建立了一般激励下应变响应协方参数 CoS (Covariance of Strain Impulse Response Function) 进行损伤检测。经证明, 加速度响应协方差 CoC 和应变响应协方差 CoS 是结构位移振型、频率、阻尼比和应变振型等参数的函数, 结构参数的改变会引起模态参数的变化, 最后导致 CoC 和 CoS 的改变, 因此可以用作结构健康监测指标, 但是在不使用结构分析模型, 只比较结构损伤前后响应协方差参数进行损伤识别时, 得到的损伤向量受到激励位置、测试噪声和误差等的影响, 降低了损伤识别的精度。

数据融合一词出现在 20 世纪 70 年代, 并于 80 年代发展成为一专门技术, 是人类模仿自身信息处理能力的结果, 类似人类和其他动物对复杂问题的综合处理^[14-18]。将多传感器数据融合技术与结构损伤识别相结合, 能够有效提高故障诊断准确率。通过从多个传感器上获得的冗余或互补信息, 根据融合算法来进行数据融合, 继而得出最佳协同作用的结果, 提高损伤识别的准确率^[19-22]。

本文拟使用加速度响应协方差和应变响应协方差参数来进行损伤识别, 对不同激励位置, 不同噪声水平下的多个加速度响应协方差和应变响应协方差参数所形成的损伤向量进行贝叶斯融合, 最终得到改善的损伤向量, 提高损伤识别的准确性。

收稿日期: 2019-04-11; 修订日期: 2019-11-01

基金项目: 广东省重点领域研发计划(2019B111106001); 广东省自然科学基金自由申请项目(2017A030313272)

本文首先简单推导了加速度响应协方差和应变响应协方差参数公式,进行了贝叶斯融合理论回顾,并给出两者相结合的损伤识别步骤,然后对一个七层框架结构进行数值模拟并进行简支钢梁的实验验证,研究本文所提方法的适用性和有效性。

1 响应协方差参数

对于有 N 个自由度的黏性阻尼系统,其在一般激励下的运动方程为^[11,23]

$$M\ddot{x}(t) + C\dot{x}(t) + Kx(t) = DF(t) \quad (1)$$

式中 M, C 和 K 分别为 $N \times N$ 阶质量矩阵、阻尼矩阵和刚度矩阵; D 为与激励位置相对应的 $N \times n_f$ 阶的结构自由度向量; n_f 为激励的个数; $F(t)$ 为 $n_f \times 1$ 阶激励力向量; $\ddot{X}(t)$ 为 $N \times 1$ 阶加速度向量; $\dot{X}(t)$ 为 $N \times 1$ 阶速度向量; $X(t)$ 为 $N \times 1$ 阶位移向量。

加速度单位脉冲响应函数用广义坐标可表示为

$$\ddot{h}_l(t) = \sum_i \Phi_{li} \times \ddot{q}_i(t) \quad (2)$$

式中 $\ddot{h}_l(t)$ 为第 l 个自由度处的单位脉冲响应函数, Φ_{li} 为第 i 阶位移振型 Φ_i 的第 l 个分量, \ddot{q}_i 为第 i 个广义坐标。

$$\ddot{q}_i(t) = \frac{\Phi_{fi}}{\omega_{di}} e^{-\xi_i \omega_i t} [-2\xi_i \omega_i \omega_{di} \cos(\omega_{di} t) + (\xi_i^2 \omega_i^2 - \omega_{di}^2) \sin(\omega_{di} t)] \quad (3)$$

式中 $\omega_i, \omega_{di}, \xi_i$ 分别为第 i 阶无阻尼固有频率、有阻尼频率和阻尼比; Φ_{fi} 为第 i 阶振型的激励位置处对应自由度分量。

$$\int_0^\infty \ddot{q}_i(t) \ddot{q}_j(t) dt \text{ 的积分可以计算如下}^{[11]}$$

$$\int_0^\infty \ddot{q}_i(t) \ddot{q}_j(t) dt =$$

$$\frac{\Phi_{fi}}{\omega_{di}} \frac{\Phi_{fj}}{\omega_{dj}} \left\{ c_i c_j \frac{1}{2} \left[\frac{s_i + s_j}{(s_i + s_j)^2 + (\omega_{di} + \omega_{dj})^2} + \frac{s_i + s_j}{(s_i + s_j)^2 + (\omega_{di} - \omega_{dj})^2} \right] + c_i d_j \frac{1}{2} \left[\frac{\omega_{di} + \omega_{dj}}{(s_i + s_j)^2 + (\omega_{di} + \omega_{dj})^2} - \frac{\omega_{di} - \omega_{dj}}{(s_i + s_j)^2 + (\omega_{di} - \omega_{dj})^2} \right] + d_i c_j \frac{1}{2} \left[\frac{\omega_{di} + \omega_{dj}}{(s_i + s_j)^2 + (\omega_{di} + \omega_{dj})^2} + \frac{\omega_{di} - \omega_{dj}}{(s_i + s_j)^2 + (\omega_{di} - \omega_{dj})^2} \right] - d_i d_j \frac{1}{2} \left[\frac{s_i + s_j}{(s_i + s_j)^2 + (\omega_{di} + \omega_{dj})^2} - \frac{s_i + s_j}{(s_i + s_j)^2 + (\omega_{di} - \omega_{dj})^2} \right] \right\} \quad (4)$$

式中 $c_i = -2\xi_i \omega_i \omega_{di}$, $d_i = \xi_i^2 \omega_i^2 - \omega_{di}^2$, $s_i = \xi_i \omega_i$ 。

忽略高阶小量,有如下式子

$$\int_0^\infty \ddot{h}_l(t) \ddot{h}_l(t) dt \approx$$

$$\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{2\Phi_{li} \Phi_{lj} \Phi_{fi} \Phi_{fj} \omega_i \omega_j (\xi_i \omega_i^3 + \xi_j \omega_j^3)}{(\omega_i + \omega_j)^2 [(\omega_i - \omega_j)^2 + (\xi_i \omega_i + \xi_j \omega_j)^2]} \quad (5)$$

加速度响应协方差参数可定义和计算如下

$$CoI_l = (\ddot{h}_l)^T \times \ddot{h}_l = \frac{\int_0^\infty \ddot{h}_l(t) \ddot{h}_l(t) dt}{\Delta t} \approx$$

$$\frac{2}{\Delta t} \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^N \frac{\Phi_{li} \Phi_{lj} \Phi_{fi} \Phi_{fj} \omega_i \omega_j (\xi_i \omega_i^3 + \xi_j \omega_j^3)}{(\omega_i + \omega_j)^2 [(\omega_i - \omega_j)^2 + (\xi_i \omega_i + \xi_j \omega_j)^2]} \quad (6)$$

当应变响应可以计算或者测试得到时,那么可以定义和计算应变响应协方差参数如下^[13]

$$CoS_l = (h_l^\varepsilon)^T \times h_l^\varepsilon \approx \frac{1}{\Delta t} \sum_{i=1}^N \frac{\Psi_{li}^2 \Phi_{fi}^2}{4\xi_i \omega_i^3} \quad (7)$$

式中 Ψ_{li} 为第 i 阶应变振型的第 l 个分量。

公式(6)和(7)表明,加速度或者应变响应协方差只与位移模态、频率和阻尼比以及应变模态相关,而不像公式(3)中的 $\ddot{q}_i(t)$ 一样与时间维度相关,因此,公式(6)和(7)中的协方差被认为是结构模态参数的函数,结构参数的改变(如刚度下降)会导致结构模态参数的改变,从而使响应协方差参数产生变化,所以可用于结构损伤识别。

2 实验响应协方差参数

当结构承受的载荷是冲击荷载,即载荷作用时间很短时,单位脉冲响应函数可以通过如下公式近似得到,这样可避免傅里叶变换而简化计算^[13]。

$$\ddot{h}_l(t) \approx \ddot{x}_l(t) / \int_0^{t_1} F(\tau) d\tau \quad (8)$$

$$h_l^\varepsilon(t) \approx \varepsilon_l(t) / \int_0^{t_1} F(\tau) d\tau \quad (9)$$

式中 t_1 为载荷作用时间, $\int_0^{t_1} F(\tau) d\tau$ 为作用在结构上的激励冲量。本文中,式(8)和(9)被用来计算冲击载荷下的加速度和应变脉冲响应函数,再利用式(6)和(7)的前半部分计算出 CoI 和 CoS 参数。

3 贝叶斯理论及其融合原理

1763年英国学者 Thomas Bayes 的著名贝叶斯估计理论被公开发表,其核心是贝叶斯公式。基本原理是:在给定各独立事件的先验概率的前提下,随着新的测量结果的到来,不断更新先验概率从而得到后验概率^[14,19-23],基于贝叶斯估计融合理论的一个特点是其可以适用于多假设的情况。

假定有 m 个数据源 S_1, S_2, \dots, S_m , ne 个需要识别的目标 A_1, A_2, \dots, A_{ne} , 在贝叶斯融合中,每个目标的先验概率需要事先给定,对工程结构,贝叶斯融合理论的先验概率是较难获取的。在本文中,先验概率取平均值,即 $P(A_i) = \frac{1}{ne}$, $i = 1, 2, \dots, ne$, 且

有 $\sum_{i=1}^{ne} P(A_i) = 1$ 。

如果 m 个数据源之间是相互独立的,目标 A_i 的条件概率 $P(S_1, S_2, \dots, S_m|A_i)$ 可以按如下公式计算

$$P(S_1, S_2, \dots, S_m|A_i) =$$

$$P(S_1|A_i)P(S_2|A_i)\dots P(S_m|A_i) = \prod_{k=1}^m P(S_k|A_i) \quad (10)$$

从对结构损伤状态和未损伤状态的第 k 次测试,可以得到 CoI 变化向量为 $\{CoI_{l_1}^d - CoI_{l_1}^u, CoI_{l_2}^d - CoI_{l_2}^u, \dots, CoI_{l_{ne}}^d - CoI_{l_{ne}}^u\}$, 那么 $P(S_k|A_n)$ 为

$$P(S_k|A_n) = \frac{|CoI_{l_n, ij}^d - CoI_{l_n, ij}^u|}{\sum_{s=1}^{ne} |CoI_{l_s, ij}^d - CoI_{l_s, ij}^u|} \quad (11)$$

当得到 CoS 变化向量时同样也可以如式(11)一样计算得到 $P(S_k|A_n)$ 。按照贝叶斯融合理论,最后的融合概率为

$$\begin{aligned} P(A_i|S_1, S_2, \dots, S_m) &= \\ \frac{P(S_1, S_2, \dots, S_m|A_i)P(A_i)}{\sum_{i=1}^{ne} P(S_1, S_2, \dots, S_m|A_i)P(A_i)} &= \\ \frac{P(S_1|A_i)P(S_2|A_i)\dots P(S_m|A_i)P(A_i)}{\sum_{i=1}^{ne} P(S_1|A_i)P(S_2|A_i)\dots P(S_m|A_i)P(A_i)} \end{aligned} \quad (12)$$

4 损伤识别步骤

基于振动响应协方差参数和贝叶斯融合的结构损伤识别过程可简单描述如下:

(1) 测量结构未损伤状态时的加速度或应变响应和激励;

(2) 利用式(8)或(9)计算各测点的脉冲响应函数;

(3) 利用式(6)或(7)计算各测点的响应协方差参数;

(4) 重复步骤(1)至(3),计算结构损伤状态时的响应协方差参数;

(5) 比较结构未损伤和损伤状态时的响应协方差参数,得到响应协方差参数改变向量,并由式(11)得到损伤概率向量。

(6) 把从 m 个数据源多次测试下的数据得到的损伤概率向量,由式(12)进行贝叶斯数据融合,得到最后的损伤概率向量,进行结构损伤判定和损伤位置识别。

5 七层框架模型及其数值模拟

对如图1(a)所示的七层钢框架结构进行数值模拟分析,研究基于响应协方差参数和贝叶斯融合

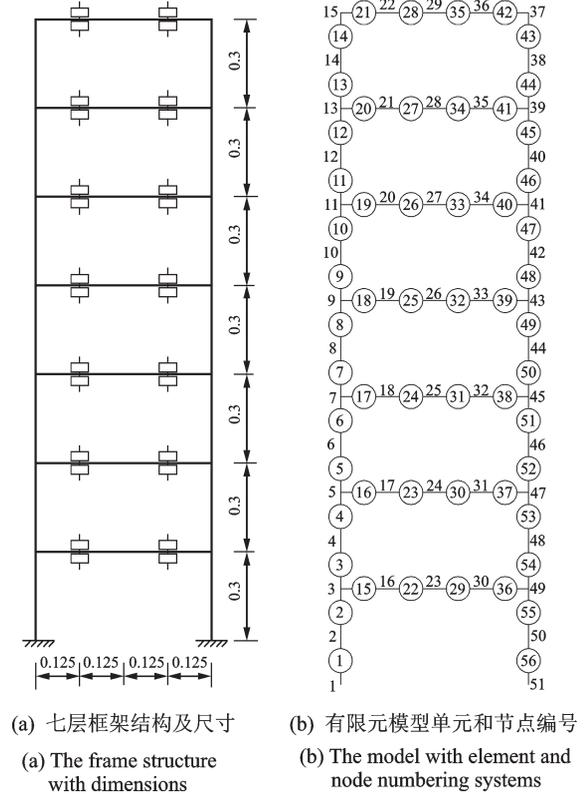


图1 七层框架结构(单位:m)

Fig. 1 The seven-floor frame structure(Unit: m)

的损伤识别方法的有效性。每层竖向柱子被分成两个等长的梁单元,每层横向梁被分成三个等长的梁单元,结构的有限元模型的单元和节点编号系统如图1(b)所示,总共56个平面梁单元,51个节点,每个节点3个自由度,共153个自由度,结构每层柱子高为0.3 m,总共2.1 m,柱横截面为长50 mm、宽8.92 mm的矩形,横向梁长为0.5 m,截面为长50 mm、宽4.85 mm的的矩形,材料弹性模量 $E = 206 \text{ GPa}$,结构中柱的质量密度和梁的质量密度分别为 7850 kg/m^3 和 7746 kg/m^3 。为了模拟楼板的质量,每层分别加了两对质量块,每一对质量块为3.9 kg;框架的底部被固支,横向、竖向和转动方向的约束由大刚度 $1.0 \times 10^{10} \text{ kN/m}$, $1.0 \times 10^{10} \text{ kN/m}$ 和 $1.0 \times 10^9 \text{ kN} \cdot \text{m/rad}$ 代替,采用瑞利阻尼,前两阶阻尼比为 $\xi_1 = \xi_2 = 0.01$,其他阶阻尼比由 $\Phi^T C \Phi / (2\omega)$ 计算得到, Φ 为振型矩阵, C 为阻尼矩阵, ω 为模态频率向量,结构前10阶频率为2.495, 7.503, 12.529, 17.458, 22.049, 25.897, 28.507, 39.999, 42.066 和 43.747 Hz。结构的前几阶振型主要为剪切振型,采样频率为2000 Hz。

5.1 损伤工况1:第6单元刚度减少10%

分别在第2,4,6,8,10,12和14节点作用水平方向的三角脉冲激励,每次激励峰值不同,持续0.005 s,由逐步积分法计算各柱节点水平方向和各梁节点竖直方向的加速度响应和全部方向的位移响应,并

由位移响应计算得到应变响应^[13],并分别添加5%,10%,15%,20%,25%和30%的白噪声来模拟测试噪声,得到“测试”加速度响应和应变响应,由式(8)和(9)计算加速度和应变脉冲响应函数,再由式(6)和(7)计算各单元的 *CoI* 和 *CoS*。

第6单元刚度减少10%来模拟单损伤情况,并进行相同位置的激励(激励大小可不同)和测试对应位置处的加速度响应和应变响应,最后计算各单元的 *CoI* 和 *CoS*。把损伤状态下各单元的 *CoI* 和 *CoS* 减去无损伤时的 *CoI* 和 *CoS*,得到 *CoI* 和 *CoS* 的改变向量,并由式(11)得到损伤概率向量,由 *CoI* 可得到总共 $7 \times 6 = 42$ 个损伤概率向量,再由式(12)进行贝叶斯融合,可以得到最后的损伤概率向量如图2所示,第6单元有63.7%的最大损伤概率,而第5单元有9.97%和第50单元有8.57%的伪损伤概率;同样对42个 *CoS* 得到的损伤概率向量进行贝叶斯融合,得到如图3所示的损伤概率向量,第6单元有90.65%的损伤概率,而第5单元有8.81%的伪损伤

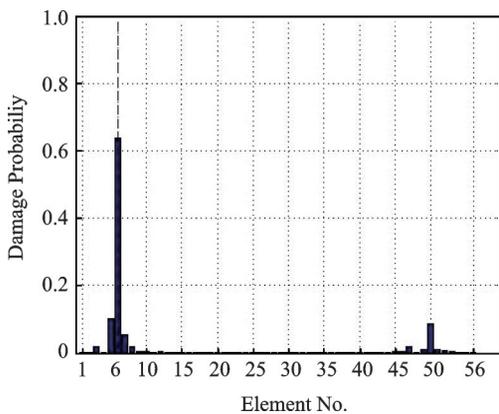


图2 第6单元损伤时由 *CoI* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig. 2 Damage probability vector from *CoI* change and Bayesian fusion with 6th element damaged

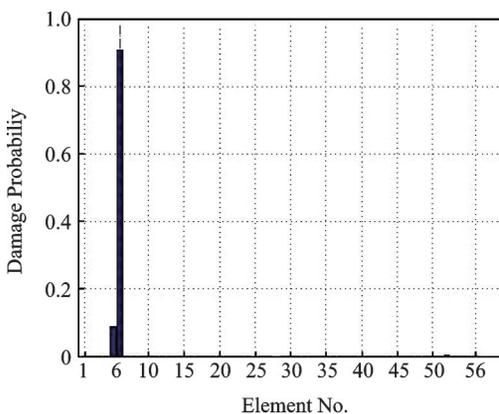


图3 第6单元损伤时由 *CoS* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig. 3 Damage probability vector from *CoS* change and Bayesian fusion with 6th element damaged

概率;如果把总共 $42+42=84$ 个 *CoI* 和 *CoS* 得到的损伤概率向量一起进行贝叶斯融合,则可以得到如图4所示的损伤概率向量,第6单元有98.49%的损伤概率,而第5单元仅有1.5%的伪损伤概率,其他单元的损伤概率都接近于零。

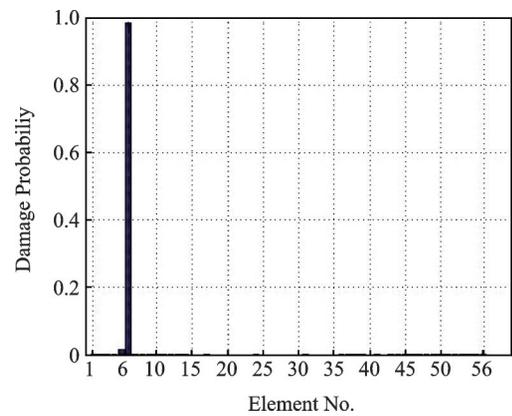


图4 第6单元损伤时由 *CoI* 和 *CoS* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig. 4 Damage probability vector from *CoI* and *CoS* change and Bayesian fusion with 6th element damaged

表明单独的加速度响应协方差参数和贝叶斯融合可以识别出损伤位置,但是有少数低概率伪损伤单元出现;单独的应变响应协方差参数和贝叶斯融合,能成功识别出损伤单元,但也有一个低概率伪损伤单元,当加速度响应和应变响应协方差参数联合使用时,则损伤单元的概率更高,伪损伤单元的数目更少和概率更低。

CoI 和 *CoS* 对结构损伤的敏感性由其所包含的模态参数的阶数决定,而模态阶数由采样频率决定。采样频率为2000 Hz时,由测试响应计算得到的 *CoI* 和 *CoS* 包含了1000 Hz以下的结构前37阶模态参数;当采样频率减少到250 Hz时,*CoI* 和 *CoS* 中包含了前20阶模态参数,仍然能成功识别出该损伤工况中的损伤位置;而当采样频率减少到125 Hz时,只包含了前14阶模态参数,则无法识别出损伤。所以本文提出的响应协方差参数方法,需要较高的采样频率,才能保证较好的识别效果。

5.2 损伤工况2:第11单元刚度减少10%,第55单元刚度减少15%

第11单元刚度减少10%,第55单元刚度减少15%来模拟两处损伤情况,进行同损伤工况1位置的激励和相同节点处的加速度和应变响应测试,并添加六种不同水平的白噪声来模拟测试噪声,然后计算各单元的 *CoI* 和 *CoS*,减去结构未损伤状态时各单元的 *CoI* 和 *CoS*,得到 *CoI* 和 *CoS* 的改变向量,最后得到42个基于 *CoI* 改变的损伤概率向量,并进行贝叶斯融合,得到如图5所示的损伤概率向量,可以看到第11单元有7.61%的第二大损伤概率,而第

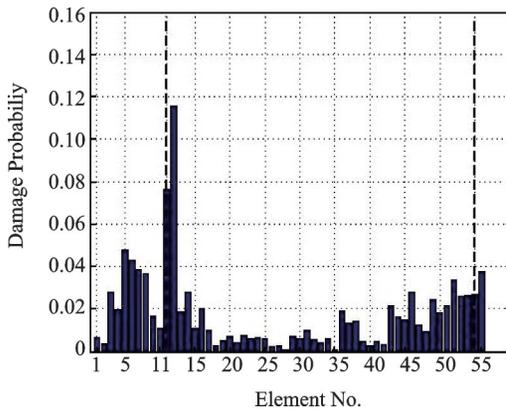


图 5 第 11 和 55 单元损伤时由 *CoI* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig. 5 Damage probability vector from *CoI* change and Bayesian fusion with 11th and 55th elements damaged

55 单元的损伤概率只有 2.71%；把 42 个基于 *CoS* 改变的损伤概率向量进行贝叶斯融合得到如图 6 所示的向量,第 55 单元有 67.43% 的最大损伤概率,第 11 单元有 8.39% 的第二大损伤概率,其他单元的损伤概率都少于或等于 4.03%；把所有基于 *CoI* 和 *CoS* 改变的 84 个向量进行贝叶斯融合,可以得到如图 7 所示的损伤概率向量,第 55 单元有 58.59% 的最大损伤概率,第 11 单元有 20.4% 的第二大损伤概率,其他单元有小于或等于 4.58% 的伪损伤概率。

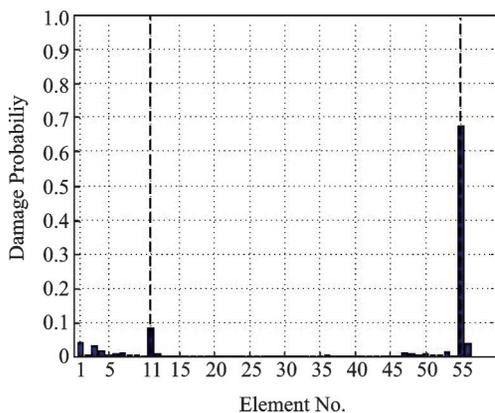


图 6 第 11 和 55 单元损伤时由 *CoS* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig. 6 Damage probability vector from *CoS* change and Bayesian fusion with 11th and 55th elements damaged

说明两处损伤情况时,单独的加速度响应协方差参数识别损伤位置效果不是很好,而单独的应变响应协方差参数仍然能识别出损伤位置,但是识别出的第二个损伤单元的损伤概率较低;*CoI* 和 *CoS* 结合起来并进行贝叶斯融合,则可以成功识别出损伤位置,且第二个小损伤单元的损伤概率得到明显提高。

5.3 损伤工况 3: 第 7,8 单元刚度减少 10%, 第 45 单元刚度减少 15%

第 7,8 单元刚度减少 10%, 第 45 单元刚度减少

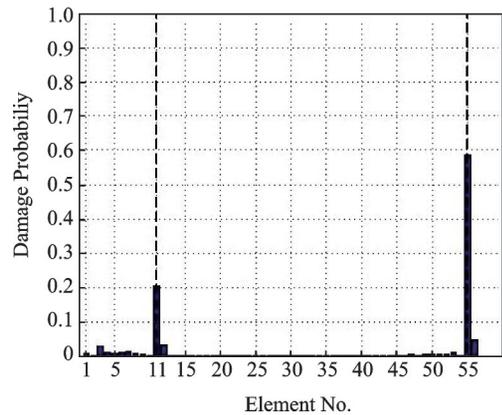


图 7 第 11 和 55 单元损伤时由 *CoI* 和 *CoS* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig. 7 Damage probability vector from *CoI* and *CoS* change and Bayesian fusion with 11th and 55th elements damaged

15% 来模拟 3 处损伤情况,进行同上位置激励,相同位置加速度和应变响应计算和噪声添加,然后计算得到 42 个基于 *CoI* 改变的损伤概率向量,并进行贝叶斯融合得到如图 8 所示的向量,第 45 单元有 13.75% 的最大损伤概率,第 7 单元有 8.16% 的第 3 大损伤概率,第 8 单元有 5.56% 的第 4 大损伤概率,第 9 单元则有 9.3% 的最大伪损伤概率;对 42 个基于 *CoS* 改变的向量进行贝叶斯融合,得到如图 9 所示的向量,第 7 单元有 37.53% 的最大损伤概率,第 8 单元有 28.25% 的第二大损伤概率,第 45 单元有 20.84% 的第三大损伤概率,而第 46 单元有 4.27% 的最大伪损伤概率;把总共 84 个向量进行贝叶斯融合得到如图 10 所示的向量,第 7 单元有 39% 的最大损伤概率,第 45 单元有 36.5% 的第二大损伤概率,第 8 单元有 20% 的第三大损伤概率,而第 46 单元只有 2.85% 的最大伪损伤概率。

该损伤工况分析表明,单独的 *CoI* 改变能识别出部分损伤单元,但是有较多的较大概率伪损伤单

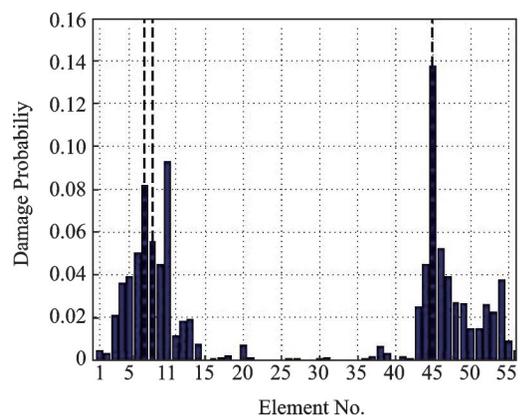


图 8 第 7, 8 和 45 单元损伤时由 *CoI* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig. 8 Damage probability vector from *CoI* change and Bayesian fusion with 7th, 8th and 45th elements damaged

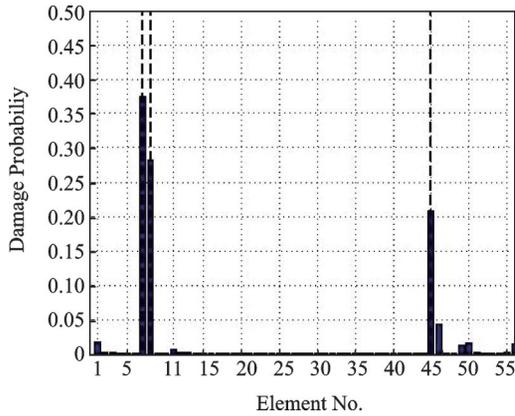


图9 第7, 8和45单元损伤时由 *CoS* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig.9 Damage probability vector from *CoS* change and Bayesian fusion with 7th, 8th and 45th elements damaged

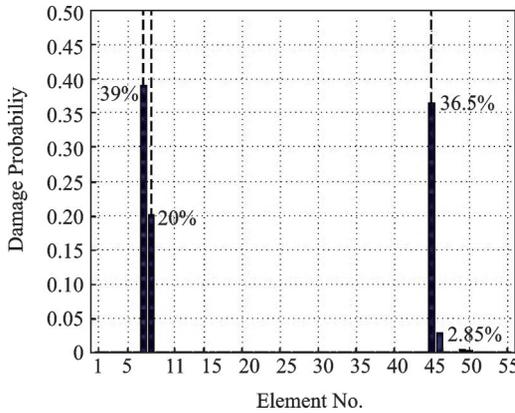


图10 第7, 8和45单元损伤时由 *CoI* 和 *CoS* 改变和贝叶斯融合得到的损伤概率向量

Fig. 10 Damage probability vector from *CoI* and *CoS* change and Bayesian fusion with 7th, 8th and 45th elements damaged

元出现;单独的 *CoS* 改变能识别出所有的损伤单元,有少数伪损伤单元出现;*CoI* 和 *CoS* 联合使用,则能使损伤单元的损伤概率提高,而伪损伤单元的概率降低,提高了损伤位置识别的精度。

6 简支钢梁实验验证

对如图11所示的简支钢梁进行实验室测试,进一步验证本文提出的损伤识别方法。钢梁长1996 mm,截面为宽50.75 mm、深9.69 mm的矩形,杨氏模量为191.1 GPa,密度为7790.6 kg/m³,钢梁两端简支,支座间跨度为1920 mm,7个应变片被等间距安装在梁的下表面,7个加速度传感器被安装在上表面,如图11所示。采样频率2000 Hz,由测试响应得到的 *CoI* 和 *CoS* 中大约包含了结构前43阶的模态参数。在距梁右端638 mm处的上表面,用锤子进行敲击产生振动,使用商用数据采集系统 INV303

和数据分析系统 DASP2003 测试并记录加速度和应变响应,进行多次重复测试以后,再在距离梁右端158 mm 左边处,梁的前后表面锯成长9 mm,宽0.9 mm,深9.69 mm的缺口,如图12所示,来制造损伤,并测试记录简支钢梁损伤后的加速度和应变响应。

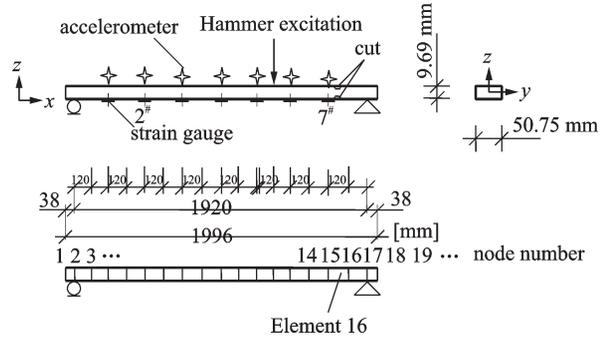


图11 实验室测试的简支钢梁

Fig. 11 Dynamic set-up of a steel beam



图12 简支钢梁损伤切口

Fig. 12 The cut of the steel beam

通过数据分析系统 DASP2003 的模态分析,可以得到结构未损伤时和损伤后的10个频率如表1所示。可以看到这些频率都有一定的改变,但改变幅度都低于1%,容易跟噪声和分辨率误差等混淆。

来自第7个加速度计和应变片的钢梁损伤前和

表1 简支梁未损伤和损伤状态时通过模态测试得到的10阶频率

Tab. 1 The first 10 frequencies of the intact and damaged simply supported beam from experimental model tests

未损伤状态/ Hz	损伤状态/ Hz	改变百分比/ %
5.867	5.8960	0.4943
23.647	23.4830	0.6935
53.582	53.2460	0.6271
94.453	93.8030	0.6882
146.960	146.3270	0.4307
213.058	212.0890	0.4548
288.975	287.0720	0.6585
374.510	372.5840	0.5143
476.309	475.4650	0.1772
587.257	586.8980	0.0611

后的加速度和应变响应如图 13 和图 14 所示,实线为简支钢梁未损伤时的加速度或应变响应,虚线为钢梁损伤后的加速度或应变响应,可以看到相同状态下,不同测试次数的响应非常接近;而两个不同状态下的响应有显著的差别,这表明损伤引起了加速度和应变响应的改变,但是该差别仍然不够显著和直观,无法定位损伤。

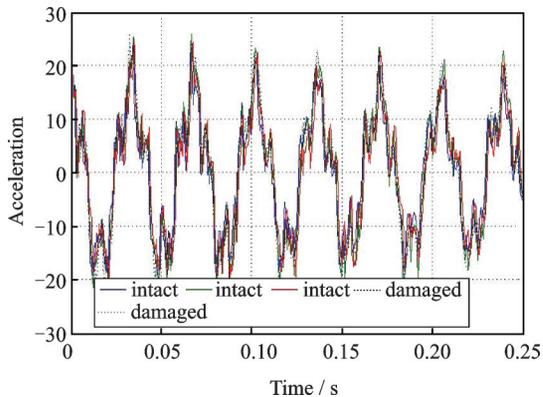


图 13 来自第 7 个传感器的钢梁损伤前后的加速度响应
Fig. 13 The acceleration responses from 7th sensor of the intact and damaged steel beam

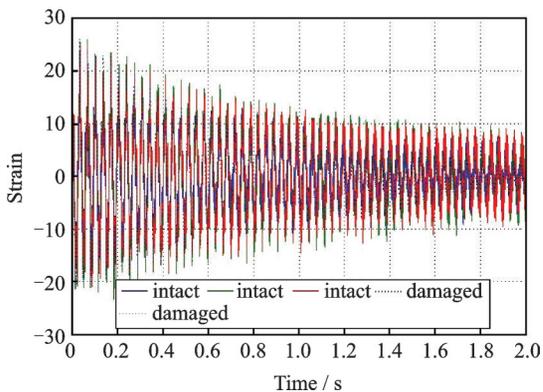


图 14 来自第 7 个传感器的钢梁损伤前后的应变响应
Fig. 14 The strain responses from 7th sensor of the intact and damaged steel beam

由测试加速度响应和应变响应分别计算出加速度和应变响应协方差参数 CoI 和 CoS , 并把损伤状态下各传感器处的 CoI 减去未损伤时的 CoI , 得到 CoI 的改变向量, 并由式(11)转化为损伤概率向量; 再对所有的损伤概率向量, 进行式(12)所示的贝叶斯融合, 得到最后的损伤概率向量, 如图 15 所示。可以看到第 7 个传感器有最大的损伤概率, 表明损伤发生在第 7 个传感器附近, 符合实际损伤情况, 但是第 3 和 4 个传感器有超过 20%, 第 5 个传感器有超过 10% 的伪损伤概率。

当把损伤状态下各传感器处的 CoS 减去未损伤时的 CoS , 得到 CoS 的改变向量, 并通过贝叶斯融合可以得到如图 16 所示的损伤概率向量, 第 7 个传感器有最大的损伤概率, 第 3 个传感器有 3.42% 的

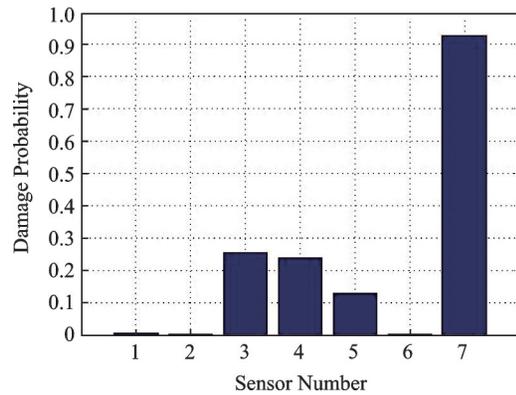


图 15 基于 CoI 变化和贝叶斯融合得到的损伤概率向量
Fig. 15 Damage probability vector from CoI change and Bayesian fusion

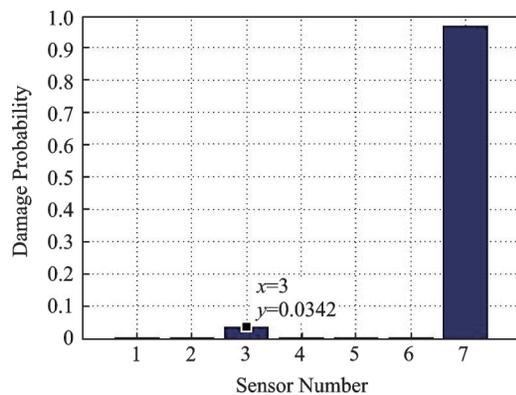


图 16 基于 CoS 变化和贝叶斯融合得到的损伤概率向量
Fig. 16 Damage probability vector from CoS change and Bayesian fusion

第 2 大伪损伤概率。

当把 CoI 和 CoS 联合使用, 并应用贝叶斯融合, 可以得到如图 17 所示的损伤概率向量, 第 7 个传感器有超过 99% 的损伤概率, 第 3 个传感器有 2.73% 的损伤概率, 与实际情况第 3 传感器附近无损伤不一致, 这可能是由于测试噪声和误差引起的伪损伤。可以看到通过 CoI 和 CoS 的联合使用, 损伤单元附近传感器的损伤概率更大, 而伪损伤单元的概率更

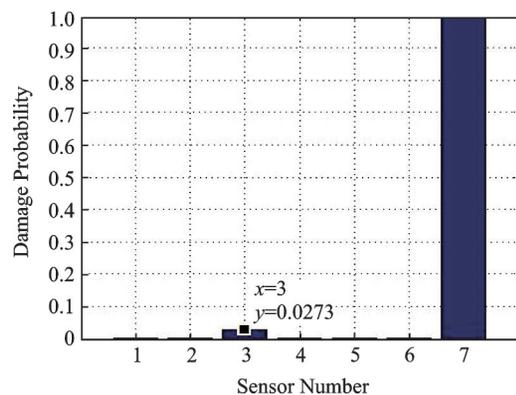


图 17 基于 CoI 和 CoS 变化和贝叶斯融合得到的损伤概率向量
Fig. 17 Damage probability vector from CoI and CoS change and Bayesian fusion

小,提高了损伤识别的精度。

通过该简支钢梁的实验室测试和数据分析,可以看到利用本文提出的响应协方差参数和贝叶斯数据融合方法,通过比较结构损伤前后的各个传感器处的协方差参数,就能成功识别出损伤的位置,无需结构分析模型,具有较好的抗噪性能。

7 总 结

本文使用加速度和应变响应协方差参数作为结构动力指标来进行损伤识别,并使用贝叶斯融合提高识别的精度,对于单损伤情况,两种响应协方差参数都能正确识别出损伤位置;而对于多损伤情况,加速度响应协方差参数只能识别出部分损伤位置,会产生漏判和伪损伤,应变响应协方差参数则具有较好的识别效果,这可能因为应变响应比加速度响应具有更好的局部特性;把加速度响应和应变响应协方差参数联合使用,则可以使得损伤单元的损伤概率更高,伪损伤单元更少和概率更低,可以改善损伤识别的效果。

本文提出的损伤识别方法主要有如下优点:

第一,信号容易测得;加速度响应和应变响应容易测量。

第二,响应协方差参数(CoI 和 CoS)计算简便,无需进行复杂的信号变换和特征提取。

第三,理论上 CoI 和 CoS 参数所包含的模式阶数只受限于数据采样频率,也就是可以尽量多地包含更多阶数的模式信息,避免丢失响应信号中与损伤有关的高阶模式,使得建立的损伤指标对损伤更灵敏。

第四,该方法无需结构分析模型,无需人工参与,适合在线连续分析,对噪声鲁棒,更适合实际工程结构健康监测系统的的天数据分析。

所以该方法具有较好的工程应用前景。当然本文所提方法也有其自身的局限性,第一、当只使用结构损伤前后的响应协方差参数,不使用结构分析模型进行结构损伤识别时,需要传感器测点位置补充空间信息,所以本文所提方法需要布置较多的传感器,不能仅依靠一两个传感器实现监测;第二、损伤向量会受到激励位置、测试噪声等环境因素的影响,尽管使用了贝叶斯数据融合来减少这种影响,但是影响仍然是不可避免的。

参考文献:

[1] 赵程程,唐克静.工程结构损伤识别方法的研究[J].建筑知识,2016,(2):293-294.
Zhao Chengcheng, Tang Kejing. Research on damage identification methods of engineering structures [J]. Architectural Knowledge, 2016,(2): 293-294.

[2] 王 研.基于固有频率变化的桥梁损伤识别[D].南昌:华东交通大学,2012.
Wang Yan. Bridge damage identification based on natural frequency variation [D]. Nanchang: East China Jiaotong University, 2012.

[3] Pines D, Salvino L. Structural health monitoring using empirical mode decomposition and the Hilbert phase [J]. Journal of Sound & Vibration, 2006, 294 (1-2): 97-124.

[4] Housner G W, Bergman L A, Caughey T K, et al. Structural control: Past, present, and future [J]. Journal of Engineering Mechanics, 1997, 123(9):897-971.

[5] 梁 博.基于动力指纹的网架结构损伤识别实用方法研究[D].西安:西安建筑科技大学,2014.
LIANG Bo. Research on the practical method of damage identification of network frame structure based on dynamic fingerprint [D]. Xi'an: Xi'an University of Architecture and Technology, 2014.

[6] 薛明玉.遗传算法和神经网络在结构损伤识别中的应用[D].大连:大连理工大学,2010.
XUE Ming-yu. Application of genetic algorithm and neural network in structural damage identification [D]. Dalian: Dalian University of Technology, 2010.

[7] 范 慧.基于遗传算法的序列比对方法的研究[D].长沙:湖南大学,2012.
FAN Hui. Research on sequence comparison method based on genetic algorithm [D]. Changsha: Hunan University, 2012.

[8] 葛哲学,沙 威.小波分析理论与MATLAB 82007实现[J].北京:电子工业出版社,2007:49-97, 158-200.
GE Zhe-xue, SHA Wei. Wavelet Analysis Theory and MATLAB 82007 Implementation [M]. Beijing: Electronic Industry Press, 2007:49-97, 158-200.

[9] 张 茂,万方义.基于小波包的碰磨信号能量辨识[J].机械设计与制造,2006,3(9):143-145.
ZHANG Mao, WAN Fangyi. Energy identification of collision signal based on wavelet packet [J]. Mechanical Design and Manufacturing, 2006, 3(9): 143-145.

[10] 李友荣,曾法力.小波包分析在齿轮故障诊断中的应用[J].振动与冲击,2005,24(5):101-103.
LI You-rong, ZENG Fa-li. Application of wavelet packet analysis in gear fault diagnosis [J]. Journal of Vibration and Shock, 2005, 24(5): 101-103.

[11] Li X Y, Law S S. Matrix of the covariance of covariance of acceleration responses for damage detection from ambient vibration measurements [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2010, 24(4):945-956

[12] Law S S, Lin J F, Li X Y. Structural condition assessment from white noise excitation and covariance of covariance matrix [J]. AIAA Journal, 2012, 50(7): 1503-1512

[13] 李雪艳,张惠民.基于应变脉冲响应协方差的损伤识别方法研究[J].力学学报,2017,(05):1081-1090.

- Li Xueyan, Zhang Huimin. Study on damage identification methods based on the covariance of strain impulse response [J]. Chinese Journal of Theoretical and Applied Mechanics, 2017, (05):1081-1090
- [14] 郭 戈, 罗志刚. 多传感器数据融合方法的研究与进展[J]. 机电一体化, 2003, 19(5):12-17.
Guo Ge, Luo Zhigang. Research and development of multi-sensor data fusion methods [J]. Mechatronics, 2003, 19(5):12-17.
- [15] 张延龙, 王俊勇. 多传感器数据融合技术概述[J]. 舰船电子工程, 2013, 33(2):41-44.
Zhang Yanlong, Wang Junyong. Overview of multi-sensor data fusion technology [J]. Ship Electronic Engineering, 2013, 33(2):41-44.
- [16] 黄漫国, 樊尚春, 郑德智, 等. 多传感器数据融合技术研究进展[J]. 传感器与微系统, 2010, 29(3):5-8.
Huang Manguo, Fan Shangchun, Zheng Dezhi, et al. Research progress of multi-sensor data fusion technology [J]. Transducer and Microsystem Technology, 2010, 29(3):5-8.
- [17] 姜绍飞, 王留生, 殷晓志, 等. 结构健康监测中的数据融合技术[J]. 沈阳建筑大学学报(自然科学版), 2005, 21(1):18-22.
Jiang Shaofei, Wang Liusheng, Yin Xiaozhi, et al. Data fusion technology in structural health monitoring [J]. Journal of Shenyang Jianzhu University (Natural Science Edition), 2005, 21(1):18-22.
- [18] 徐 毅, 金德琨, 敬忠良. 数据融合研究的回顾与展望[J]. 信息与控制, 2002, 31(3):250-255.
Xu Yi, Jin Dekun, Jing Zhongliang. Review and prospect of data fusion research [J]. Information and Control, 2002, 31(3):250-255.
- [19] 商娟叶. 基于数据融合的 Bayes 估计算法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2016, (2):118-120.
Shang Juanye. Research on Bayes estimation algorithm based on data fusion [J]. Automation and Instrumentation, 2016, (2):118-120.
- [20] 刘 涛, 李爱群, 缪长青, 等. 基于数据融合的结构损伤识别方法研究[J]. 工程力学, 2008, 25(1):16-21.
Liu Tao, Li Aiqun, Miao Changqing, et al. Research on structural damage identification methods based on data fusion [J]. Engineering Mechanics, 2008, 25(1):16-21.
- [21] 刘西拉, 左勇志. 基于 Bayes 方法的结构可靠性评估和预测[J]. 上海交通大学学报, 2006, 40(12):2137-2141.
Liu Xila, Zuo Yongzhi. Structural reliability evaluation and prediction based on Bayes method [J]. Journal of Shanghai Jiao Tong University, 2006, 40(12):2137-2141.
- [22] 杨晓楠. 基于贝叶斯统计推理的结构损伤识别方法研究[D]. 上海:同济大学, 2007.
Yang Xiaonan. Study on structural damage identification methods based on Bayesian statistical inference[D]. Shanghai: Tongji University, 2007.
- [23] Li X Y, Law S S, Wang L X. Health monitoring of in-service bridge deck by covariance of covariance matrix of acceleration [J]. Applied Mechanics & Materials, 2011, 71-78:4808-4814.

Adoption of vibration response covariance and data fusion for damage identification

LI Xue-yan, LIU Li-chang

(MOE Key Laboratory of Disaster Forecast and Control in Engineering, School of Mechanics and Construction Engineering, Jinnan University, Guangzhou 510632, China)

Abstract: It has important theory worth and realistic meaning to perform health monitoring for the in-service civil engineering structure and the infrastructure, in order to discover the damage as early as possible, the feasible preventing and repairing measure will be applied in time. Acceleration and strain response covariance and the Bayesian data fusion technique are used for damage occurrence and damage location identification. From the derivation, the response covariance is the function of modal parameters. Structural damage (stiffness reduction) will lead to the change of the response covariance. When damage detection is based on the change of the response covariance between the damaged and intact structural states without the need of an analytical model, the damage vector will be easily affected by excitation location, measurement noise and so on. In order to improve the results, Bayesian fusion is applied to all damage vectors from different kinds of sensors and many measurements under different environments. A seven-floor frame structure is numerically studied with several damage scenarios, which include single and multiple damages, to demonstrate the applicability and availability of the proposed method. Finally, a simply supported steel beam is tested in the lab to verify the method experimentally. The satisfactory results are obtained. The analysis shows that the proposed method is sensitive to structural damage and robust to noise, and is promising for engineering structures.

Key words: damage identification; covariance; Bayesian fusion; acceleration response; strain response

作者简介: 李雪艳(1976-),女,副教授。电话:13610213121; E-mail: celixy@jnu.edu.cn