

doi: 10.3969/j.issn.1005-3026.2017.02.028

# 基于动力指纹和 Bayes 数据融合的桥梁损伤识别

孙爽, 梁力, 李明, 李鑫

(东北大学 资源与土木工程学院, 辽宁 沈阳 110819)

**摘要:** 受测量噪声的影响,采用单一指标评价桥梁安全容易产生误判,因此提出一种基于 Bayes 理论的桥梁损伤识别方法.该方法将识别过程分解为损伤定位识别与损伤定量识别两部分,首先采用 Bayes 公式融合归一化的动力指纹,进行损伤位置识别,进而提取损伤处的动力指纹构建 Bayes 网络,计算各节点的条件概率,从而识别损伤程度.通过简支梁数值模拟验证了该方法具有良好的抗噪性,尤其能够对小损伤准确定位,对程度差别小的损伤准确分类.

**关键词:** 桥梁损伤识别;动力指纹;数据融合;Bayes 网络;测量噪声

**中图分类号:** U 441.4; TB 123      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1005-3026(2017)02-0290-05

## Identification of Bridges' Damage by Dynamic Fingerprints and Bayes Data Fusion

SUN Shuang, LIANG Li, LI Ming, LI Xin

(School of Resources & Civil Engineering, Northeastern University, Shenyang 110819, China. Corresponding author: SUN Shuang, E-mail: sophia-sunshuang@163.com)

**Abstract:** Using a single index to evaluate bridge safety is likely to draw a false conclusion due to the effect of measurement noise. Thus, an identification method of bridge damage based on the Bayes theory was proposed, which includes location identification and degree identification. First, the Bayes formula was used to fuse the normalized dynamic fingerprints and identify the damage locations. Then, only the fingerprints of damaged locations were extracted to construct the Bayesian network and the conditional probability of every node was calculated in order to identify the damage degrees. By simulating a simple beam, the result shows that the proposed method has a good anti-noise performance, especially can accurately locate tiny damages and distinguish the damages with slight differences.

**Key words:** bridge damage identification; dynamic fingerprint; data fusion; Bayesian network; measurement noise

及早发现桥梁损伤,选择合适的桥梁修补方案对延长桥梁的使用寿命,保护人民的生命财产安全有重大意义.基于频率、振型的动力指纹指标有模态柔度差曲率 MFC、模态曲率差 CMSD、均匀荷载面曲率差 ULSCD<sup>[1]</sup>、模态应变能 MSE<sup>[2]</sup>等;但在实际应用中单一使用其中某个指标,则损伤识别方法的抗噪性较差,特别是对结构早期出现的小损伤很难发现,对损伤程度的估计也难以做到精确定量.近年来数据融合方法被应用于损

伤识别中,该方法通过对多传感器数据进行提炼融合,避免了仅凭单一指标对结果产生误判的现象,且具有较强的抗噪性.目前研究比较广泛的数据融合方法有神经网络法<sup>[3]</sup>、Bayes 理论<sup>[4]</sup>及 D-S 证据理论<sup>[5]</sup>、模糊集理论<sup>[6]</sup>、支持向量机<sup>[7]</sup>等.本文将损伤识别分解为损伤定位和损伤程度定量两部分,并建立简支梁模型,计算其低阶模态结构的动力指纹.应用 Bayes 理论将各指纹数据融合,能够在有噪声的条件下对小损伤进行准确定位,然后应用 Bayes 网络分类算法建立不同损

收稿日期: 2015-09-23

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51474048).

作者简介: 孙爽(1984-),女,辽宁营口市,东北大学博士研究生;梁力(1955-),男,辽宁丹东人,东北大学教授,博士生导师.

伤工况下的样本,测试结果比较理想,即使差别很小的损伤也能够很好地区分。

## 1 桥梁损伤评价指标

桥梁结构的动力参数(频率、振型等)是结构物理参数的函数,当结构产生损伤时其物理参数发生变化,从而导致结构的动力参数发生改变。因此,结构动力参数的改变可以用于识别结构的损伤,本文选取模态柔度差曲率 MFC、模态曲率差 CMSD、均匀荷载面曲率差 ULSCD 作为评价指标<sup>[1]</sup>。

### 1.1 模态柔度差曲率 MFC

结构的模态柔度矩阵为

$$\mathbf{F} = \sum_{i=1}^m \frac{1}{\omega_i^2} \boldsymbol{\phi}_i \boldsymbol{\phi}_i^T \quad (1)$$

式中: $\omega_i$  为结构第  $i$  阶模态频率; $\boldsymbol{\phi}_i$  为结构第  $i$  阶模态振型向量; $m$  为结构自由度数。

模态柔度差是结构损伤前后的柔度矩阵差值:

$$\Delta \mathbf{F} = \mathbf{F}_u - \mathbf{F}_d \quad (2)$$

式中: $\mathbf{F}_u$  为未损结构的模态柔度矩阵; $\mathbf{F}_d$  为损伤结构的模态柔度矩阵。 $u$  和  $d$  分别表示未损结构和损伤结构,下同。

取  $\Delta \mathbf{F}$  中每一列绝对值最大的元素组成列矩阵,采用列元素进行差分,得到模态柔度差曲率值:

$$\text{MFC} = \frac{f_{(j+1)} - 2f_j + f_{(j-1)}}{2l_{j(j+1)}l_{(j-1)j}} \quad (3)$$

式中: $f_j$  为结构  $j$  节点的振型值; $l$  为两节点间的距离。

### 1.2 模态曲率差 CMSD

模态曲率 CMS 是模态振型相对于位置的二阶导数:

$$\text{CMS} = \frac{\phi_{(j+1),i} - 2\phi_{j,i} + \phi_{(j-1),i}}{l_{j(j+1)}l_{(j-1)j}} \quad (4)$$

式中: $\phi_{j,i}$  为结构第  $i$  阶振型  $j$  节点的振型值; $l$  为两节点间的距离。

结构第  $i$  阶振型的模态曲率差为

$$\text{CMSD} = \text{CMS}_u - \text{CMS}_d \quad (5)$$

### 1.3 均匀荷载面曲率差 ULSCD

模态柔度矩阵在单位均布力作用下的挠度向量  $\mathbf{f}$  称为均匀荷载面:

$$\mathbf{f} = \mathbf{F}\mathbf{I} = \begin{bmatrix} f_{1,1} & f_{1,2} & \cdots & f_{1,n} \\ f_{2,1} & f_{2,2} & \cdots & f_{2,n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ f_{n,1} & f_{n,2} & \cdots & f_{n,n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ \vdots \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (6)$$

$$\mathbf{f} = \sum_{i=1}^m \frac{\boldsymbol{\phi}_i \sum_{j=1}^n \phi_{j,i}}{\omega_i^2} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{F}$  为结构柔度矩阵; $k$  为模态阶次; $j$  为节点号。

基于二阶差分原理和  $\mathbf{f}$ , 可以计算得到均匀荷载面曲率值 ULSC:

$$\text{ULSC} = \frac{f_{(j+1)} + f_{(j-1)} - 2f_j}{l_{j(j+1)}l_{(j-1)j}} \quad (8)$$

结构在损伤前后的均匀荷载面曲率差:

$$\text{ULSCD} = \text{ULSC}_u - \text{ULSC}_d \quad (9)$$

## 2 基于 Bayes 数据融合的损伤识别方法

### 2.1 Bayes 数据融合方法

Bayes 方法用于数据融合时可以这样表示: $O_1, O_2, \dots, O_m$  为  $m$  个识别目标, $D = \{D_1, D_2, \dots, D_n\}$  为  $n$  个传感器,设先验概率  $P(O_i)$  为已知,通过  $n$  个传感器可以得到如下条件概率矩阵<sup>[8]</sup>:

$$\begin{bmatrix} P(D_1|O_1) & P(D_1|O_2) & \cdots & P(D_1|O_m) \\ P(D_2|O_1) & P(D_2|O_2) & \cdots & P(D_2|O_m) \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ P(D_n|O_1) & P(D_n|O_2) & \cdots & P(D_n|O_m) \end{bmatrix},$$

则目标  $O_i$  的识别概率为

$$P(O_i|D) = \frac{P(D|O_i)P(O_i)}{\sum_{i=1}^m P(D|O_i)P(O_i)} = \frac{\prod_{j=1}^n P(D_j|O_i)P(O_i)}{\sum_{i=1}^m [\prod_{j=1}^n P(D_j|O_i)P(O_i)]} \quad (10)$$

### 2.2 Bayes 网络分类器

桥梁损伤程度识别采用 Bayes 网络分类算法,若某一位置确定的损伤,其分类特征值为  $\mathbf{X} = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ , 则损伤程度属于类别  $C_i$  的概率  $P(C_i|\mathbf{X})$  ( $i=1, 2, \dots, m$ ) 应满足下式:

$$P(C_i|\mathbf{X}) = \max \{P(C_1|\mathbf{X}), P(C_2|\mathbf{X}), \dots, P(C_m|\mathbf{X})\} \quad (11)$$

应用 Bayes 网络进行损伤程度识别首先是 Bayes 网络分类器的学习。损伤处的动力指纹数据作为特征值集合,损伤的程度为类集合,通过对样本的结构学习和 CPT 学习构造分类器,完成对测试样本的分类<sup>[9]</sup>,桥梁损伤识别的计算流程如图 1 所示。

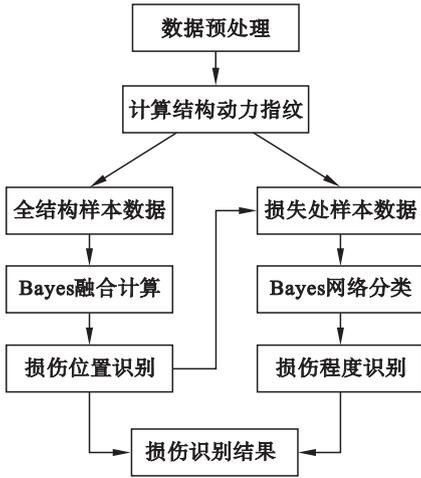


图 1 结构损伤识别流程图

Fig. 1 Flow chart of structural damage identification

### 3 基于 Bayes 数据融合的损伤识别数值算例

#### 3.1 简支梁单损伤模型

在 ANSYS 中建立一简支梁结构的有限元计算模型, 其材料参数为: 弹性模量  $E = 3.25 \times 10^4$  MPa, 密度  $\rho = 2600$  kg/m<sup>3</sup>, 泊松比  $\mu = 0.167$ , 梁跨度  $l = 20$  m, 断面尺寸  $b \times h = 0.8\text{m} \times 1.7\text{m}$ . 单元类型取 beam3, 全桥共划分为 20 个单元、21 个节点, 结构损伤通过单元刚度折减来实现<sup>[1]</sup>, 损伤位置为 10 号单元用 ANSYS 中的 Lanczos 模态分析方法提取前 3 阶弯弯模态的频率和质量归一化振型数据.

##### 3.1.1 噪声的添加与数据前处理

在实际工程中, 频率指标通常测得较为准确, 而振型指标却受到测试环境的很大影响. 本文将测量设备产生的噪声统一假设为符合高斯分布的白噪声. 根据文献[10], 对于质量归一化振型, 噪声的添加方式为

$$\tilde{\phi}_{j,i} = \phi_{j,i} (1 + \gamma_j p \phi_{\max,i} / 100). \quad (12)$$

式中:  $\phi_{j,i}$ ,  $\tilde{\phi}_{j,i}$  分别为加噪声前后的第  $i$  振型第  $j$  个分量;  $\gamma_j$  为均值为 0、均方差为 1 的随机数;  $\phi_{\max,i}$  为第  $i$  振型  $\phi_i$  绝对值最大的分量;  $p$  为噪声水平.

数据的预处理采用对 10 组含噪声的振型值取算术平均值的方法降低噪声的影响.

##### 3.1.2 损伤位置识别

取噪声水平为 5%, 10 号单元损伤程度为 5%, 按照式(3)、式(5)和式(9)计算出每个位置的 MFC、前 3 阶的 CMSD 和 ULSCD, 损伤位置识别结果分别见图 2~图 5, 将 5 组动力指纹数据转化为归一化的概率表达形式如表 1 所示, 得到

Bayes 融合需要的 5 组源数据. 假设各个单元  $E_i (i = 1, 2, \dots, 10)$  的损伤先验概率相等, 即  $P(E_i) = 1/10 (i = 1, 2, \dots, 10)$ . 融合后的损伤位置识别结果见图 6.

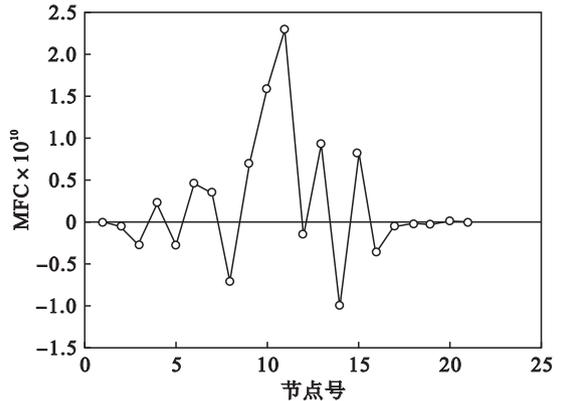


图 2 MCF 识别结果

Fig. 2 Identification results by MCF

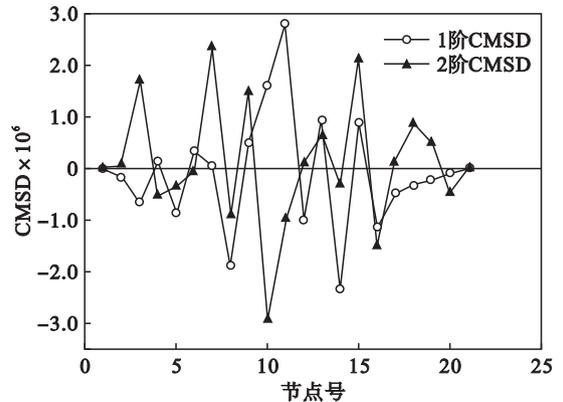


图 3 第 1 阶和第 2 阶 CMSD 识别结果

Fig. 3 Identification results by 1st and 2nd CMSD

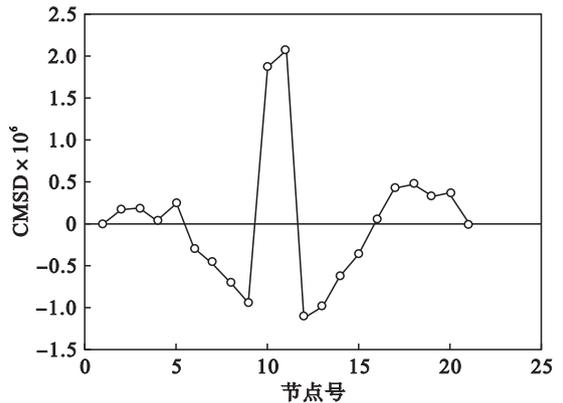


图 4 第 3 阶 CMSD 识别结果

Fig. 4 Identification results by 3rd CMSD

从图表中结果可知, 当噪声水平达到 5% 时, 使用单一的动力指纹识别结果存在较多干扰, 无法正确判断出损伤的具体位置. 其中模态曲率差的第 3 阶识别结果明显好于前 2 阶, 第 1 阶、第 2 阶的 CMSD 损伤识别指标呈现振荡离散趋势, 抗噪性更弱. 5 组动力指纹数据经 Bayes 融合后, 损伤位置的识别结果比融合前要好很多, 非损伤区

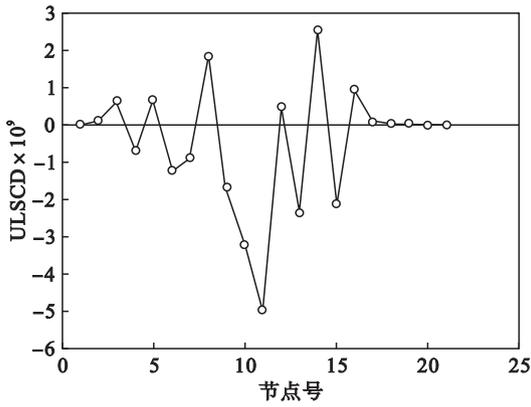


图 5 ULSCD 识别结果

Fig. 5 Identification results by ULSCD

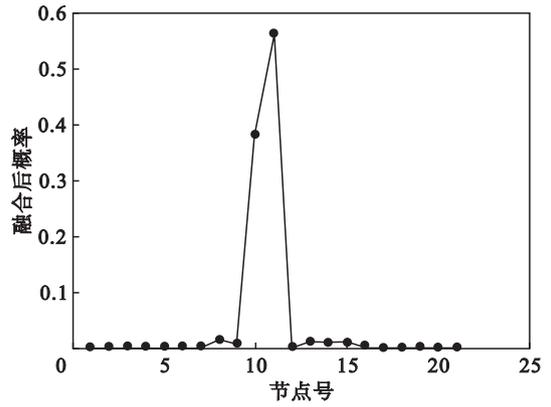


图 6 Bayes 融合方法识别结果

Fig. 6 Identification results by the Bayes fusion method

表 1 动力指纹的 Bayes 融合结果  
Table 1 Fusion results of dynamic fingerprints by Bayes method

节点号	MFC	CMSD1	CMSD2	CMSD3	ULSCD	融合后概率
1	0	0	0	0	0	0
2	0.004 605	0.011 026	0.002 678	0.015 138	0.004 561	6.98E-08
3	0.025 964	0.039 378	0.094 378	0.016 187	0.026 158	3.04E-04
4	0.022 442	0.008 300	0.029 811	0.002 844	0.027 313	3.21E-06
5	0.025 825	0.052 545	0.020 351	0.022 376	0.028 242	1.30E-04
6	0.044 754	0.020 998	0.003 699	0.024 604	0.049 913	3.17E-05
7	0.034 410	0.003 148	0.130 941	0.038 517	0.036 356	1.48E-04
8	0.068 902	0.114 421	0.051 155	0.058 947	0.076 298	1.35E-02
9	0.067 366	0.030 343	0.082 996	0.079 703	0.068 456	6.88E-03
10	0.154 32	0.098 242	0.162 784	0.160 223	0.130 51	0.383 63
11	0.224 051	0.170 995	0.055 269	0.177 131	0.202 575	0.564 82
12	0.014 341	0.060 239	0.005 585	0.094 266	0.018 965	6.41E-05
13	0.091 024	0.056 635	0.035 892	0.083 417 6	0.095 724	1.10E-02
14	0.096 116	0.142 904	0.017 234	0.053 031	0.103 886	9.69E-03
15	0.079 376	0.052 842	0.117 314	0.030 39	0.086 194	9.58E-03
16	0.037 010	0.069 187	0.083 167	0.004 576	0.038 47	2.79E-04
17	0.003 879	0.028 601	0.005 099	0.037 045	0.003 87	6.03E-07
18	0.001 614	0.019 854	0.047 737	0.041 548	0.000 796	3.76E-07
19	0.002 811	0.014 616	0.028 117	0.028 28	0.001 215	2.95E-07
20	0.001 190	0.005 726	0.025 792	0.032 018	0.000 498	2.08E-08
21	0	0	0	0	0	0

域基本没有突变,而损伤位置可以很明显地显现出来,即使是 5% 这样的小损伤,也可以准确无误地识别出来,从而有效地避免了使用单一指标而出现的误判现象。

### 3.1.3 损伤程度识别

为了验证 Bayes 网络分类器在损伤程度识别方面的有效性,噪声水平取 2% ,5% ,10% ,15% ,损伤工况为 4 种,即 10 号单元分别发生 5% ,8% ,10% ,12% 的损伤;每种工况随机产生 200 个测量数据,前 100 个作为训练样本,后 100 个为测

试样本,每种噪声下 4 种工况共计产生 400 个训练样本和 400 个测试样本。

噪声的添加和处理与识别损伤位置所采用的方法一样,但样本中特征因子的提取方式不同.如果经前一步损伤位置识别后确定 10 号单元发生损伤,则仅提取 10 号、11 号节点的 MFC,前 3 阶的 CMSD 和 ULSCD 值,共计 10 个属性,构建 Bayes 网络分类器如图 7 所示.样本数据的离散化方法采用 *k*-means 聚类分析,将数据聚为 4 簇,用数据所属的簇编号代替原样本中的属性值。

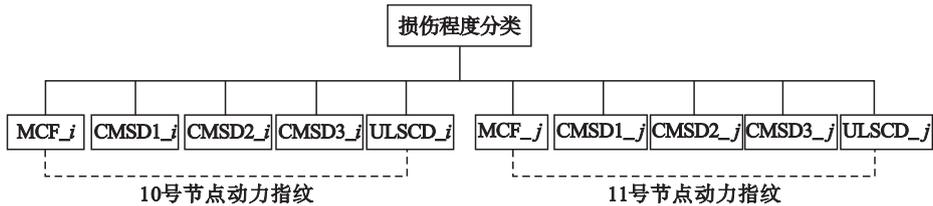


图 7 用于损伤程度识别的 Bayes 网络分类器

Fig. 7 Bayesian network classifier for identifying damage degrees

损伤程度识别结果见表 2:当噪声水平不大于 5% 时,桥梁的损伤程度几乎可以达到精确量,在噪声不断增加的情况下,识别准确率有所下降;噪声水平为 10% 时,工况二、工况四的损伤程度出现误判现象;噪声水平达到 15% 时,错误的识别均为相邻样本之间的相互错分,且识别准确率在 85% 以上.算例中各损伤类别的差距仅为 2% 和 3% 左右,可知在噪声较大的情况下,即使程度差别较小的损伤类别,应用 Bayes 分类器也能实现正确分类.

表 2 损伤程度识别结果

Table 2 Identification results of damage degrees

噪声水平	损伤程度	测试结果				样本数量	正确识别率
		工况一	工况二	工况三	工况四		
2%	5%	100	0	0	0	100	100%
	8%	0	100	0	0	100	100%
	10%	0	0	100	0	100	100%
	12%	0	0	0	100	100	100%
5%	5%	100	0	0	0	100	100%
	8%	0	99	1	0	100	99%
	10%	0	0	100	0	100	100%
	12%	0	0	0	100	100	100%
10%	5%	100	0	0	0	100	100%
	8%	1	98	1	0	100	98%
	10%	0	0	100	0	100	100%
	12%	0	0	5	95	100	95%
15%	5%	95	5	0	0	100	95%
	8%	0	95	5	0	100	95%
	10%	0	10	88	2	100	88%
	12%	0	0	13	87	100	87%

## 4 结 论

1) 当无噪声或者噪声水平很低时,结构动力指纹 MCF, CMSD, ULSCD 单独使用时,损伤识别的结果可信;当噪声水平大于 5% 时,识别结果便不可信,经过 Bayes 数据融合处理后识别的准确率得到大幅提高.

2) 识别结果受测试误差影响很大,本文对

10 组噪声取平均值的方法可以减弱噪声的影响,说明在识别前对数据进行预处理是非常必要的.

3) 本文将损伤位置识别与损伤程度识别分开进行,先对结构进行准确的损伤定位后,在程度识别中只提取损伤处的指纹数据,从而缩减样本库的规模,降低识别难度,提高识别精度,减少运算时间.

4) 本文通过简支梁的数值模拟算例说明了基于 Bayes 数据融合的损伤识别方法具有很好的容错性和抗噪性,Bayes 网络分类器的正确识别率皆在 85% 以上,说明了该方法的有效性.

## 参考文献:

- [1] 滕亮. 桥梁结构损伤识别指标比选及损伤程度识别方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2014. (Teng Liang. Research on comparison of damage detection indices and damage severity identification for bridge structure [D]. Changchun: Jilin University, 2014.)
- [2] Sharifi A, Banan M R. Energy index method: technique for identification of structural damages[J]. *Journal of Structural Engineering*, 2008, 134(6): 1061 - 1064.
- [3] Yuan A M, Lu J T, Ji B H, et al. Study on damage identification for a simply supported reinforced concrete beam based on the LMBP neural network [C]// GeoHunan International Conference: Design, Construction, Rehabilitation, and Maintenance of Bridges. Changsha, 2011: 65 - 72.
- [4] Vanik M W, Beck J L, Au S K. Bayesian probabilistic approach to structural health monitoring [J]. *Journal of Engineering Mechanics*, 2000, 126(7): 738 - 745.
- [5] Guo H Y, Li Z L. A two-stage method to identify structural damage sites and extents by using evidence theory and micro-search genetic algorithm[J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2009, 23(3): 769 - 782.
- [6] Taha M M R, Lucero J. Damage identification for structural health monitoring using fuzzy pattern recognition [J]. *Engineering Structures*, 2005, 27(12): 1774 - 1783.
- [7] Worden K, Lane A J. Damage identification using support vector machines[J]. *Smart Materials and Structures*, 2001, 10(3): 540 - 547.
- [8] 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 Ai-qun, Miao Chang-qing, et al. Study of structural damage identification methods based on data fusion [J]. *Engineering Mechanics*, 2008, 25(1): 16 - 21.)
- [9] Addin O, Sapuan S M, Mahdi E, et al. A Naive-Bayes classifier for damage detection in engineering materials[J]. *Materials and Design*, 2007, 28(8): 2379 - 2386.
- [10] 曹晖, 林秀萍. 结构损伤识别中噪声的模拟[J]. *振动与冲击*, 2010, 29(5): 106 - 109. (Cao Hui, Lin Xiu-ping. Noise simulation in structural damage identification [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2010, 29(5): 106 - 109.)