

文章编号: 1000-4750(2011)02-0012-06

基于小波包和概率主成份分析的损伤识别

*孙晓丹¹, 欧进萍^{1,2}

(1. 哈尔滨工业大学土木工程学院, 哈尔滨 150090; 2. 大连理工大学土木水利学院, 大连 116024)

摘 要: 由于大型结构环境复杂, 噪声和温度效应明显, 该文提出基于小波包和概率主成份分析的损伤识别方法, 该方法充分利用了小波包作为损伤指标灵敏度高的特性, 又用概率主成份分析(PPCA)的方法首先去除环境噪声和温度的影响, 然后重构数据进行损伤工况的识别, 用 PPCA 提供的概率模型判断损伤的上下界, 使得损伤识别更易进行。通过对滨州黄河公路斜拉桥的仿真分析, 识别出不同温度下设定损伤, 证明该方法的可行性。

关键词: 损伤识别; 温度效应; 概率主成份分析; 噪声; 健康监测

中图分类号: TU311.3 **文献标识码:** A

STRUCTURAL DAMAGE IDENTIFICATION BASED ON WAVELET PACKET ENERGY AND PPCA

*SUN Xiao-dan¹, OU Jin-ping^{1,2}

(1. School of Civil Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin, 150090 China;

2. School of Civil and Hydraulic Engineering, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

Abstract: In structural health monitoring (SHM), the environmental effects such as the ambient noise and the variation in temperature will impede the accuracy of damage identification. So it is important to remove these effects to decrease the uncertainty in damage detection results. In this paper, a new method based on wavelet packet energy transform and Probabilistic Principal Component Analysis (PPCA) is proposed to detect the damage based on the data under different temperatures and noise levels. The vibration data of the structure are decomposed into the wavelet packet components, and then the wavelet packet energy is calculated, which is an indicator of the structural damage for the wavelet packet energy is a damage-sensitive parameter. The PPCA is pursued to the wavelet packet energy index for dimensionality reduction and environmental effects elimination. The numeral example of Binzhou Yellow River Bridge is employed to illustrate the applicability of the method proposed in this paper.

Key words: damage identification; temperature; probabilistic principal component analysis; noise; structural health monitoring

损伤识别技术是结构健康监测最为关键性的环节。近 20 年来基于振动测试的损伤识别技术得到了广泛的发展和应用, 提出了多种损伤识别方法^[1], 这些方法按照处理方式可以分为典型动力指纹法、模型修正法、统计法、神经网络法和主成份分析等; 依据损伤指标可以分为频率法、位移模态法、模态曲率法、柔度法、应变模态法、模态应变

能法和小波包等。大型结构环境复杂, 温度和噪声因素效应明显, 主成份分析(PCA)是解决这一问题的有效方法^[2-3]。本文提出了一种以小波包为损伤指标的概率主成份分析的损伤识别方法, 该方法能区别温度效应和损伤导致小波包变化的规律, 通过长期的监测数据能有效去除温度环境因素, 进而识别出损伤, 通过对滨州黄河公路斜拉桥损伤识别的

收稿日期: 2009-07-23; 修改日期: 2010-01-19

作者简介: *孙晓丹(1980—), 女, 黑龙江人, 博士生, 从事结构健康监测研究(E-mail: sunxiaodan0428@yeah.net);

欧进萍(1958—), 男, 湖南人, 教授, 博士, 工程院院士, 从事结构控制和健康监测研究(E-mail: coujinping@hit.edu.cn).

仿真分析,证明该方法具有较高的精度和可操作性。

1 基于概率主成份和小波包分析损伤识别方法

1.1 小波包

损伤指标多种多样,合理的选择损伤指标是损伤识别的关键。通过文献[4]分析,小波包^[5-8]具有以下几个优点:灵敏度比较高;由于直接对加速信号进行分析,常用的频率振型及其构造的损伤指标减少了参数识别误差这一误差成分;小波信号包信息全面,即包含时域又包含频域信息;受噪声影响小,尤其对于高阶,高阶对损伤敏感。因此本文选用小波包作为损伤指标对结构进行损伤识别。

大型结构在处于环境激励和车辆荷载和风荷载作用下,结构的输入很难测量,基于环境激励的参数识别和特征提取方法是解决这一难题的有效方法,常用的特征提取方法有随机减量法和 Natural Excitation Technique(NExT)法。本文采用应用较为广泛的 NExT 法^[9]。相对于模态参数,直接从加速度响应中互相关变换中提取的小波包特征参量,该特征参量与各次测量时环境激励的强度无关。因此用该指标进行损伤识别的不确定因素主要为温度和环境噪声效应。

1.2 概率主成份分析(PPCA)原理

主成份分析 PCA(Principal Component Analysis)^[10]是数据分析领域中广泛使用的一种工具,在模式识别领域,PCA 是从可观测的显式变量中提取信息,组成不可直接观测的隐含变量。它采用的主要原则是使方差最大,以尽可能多地保留原变量所包含的信息,同时又能用尽可能少的主成份替代原有变量,从而使问题变得简单。概率主成份分析 PPCA(Probabilistic Principal Component Analysis)是传统 PCA 的延伸,它由 Tipping 和 Bishop^[11]等人首先提出。在传统 PCA 中,子空间外的信息只是简单的丢弃,然而在 PPCA 中,这些信息将作为高斯噪声进行估计。PPCA 与传统 PCA 相比,它定义了一个恰当的概率模型,同时该模型的参数能用 EM 算法训练获得。所以 PPCA 方法不但能完成降维工作,还提供了数据分布的一种概率模型。

对于一个由 N 个 d 维向量构成的数据向量集 $\{x_n, n=1,2,\dots,N, x_n \in R^d\}$, PCA 确定 q 个主轴

使得随机向量 x 在这些主轴上投影的方差最大。这些主轴是随机向量 x 的样本协方差矩阵最大的 q 个特征值所对应的特征向量。

$$y = W^T(x - u) \quad (1)$$

式中: y 为 q 维投影矢量,即为观测数据的 PCA 变换结果。其中: $Sw_j = I_j w_j$, $W = (w_1, w_2, \dots, w_q)$, 即为样本协方差 S 的特征值, q 为降维后的维数,

$$S = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N (x_n - u)(x_n - u)$$
 为样本协方差,

$$u = \sum_{k=1}^N x_k / N$$
 为样本均值。

对于任意 d 维向量 x , PPCA 假设存在 $q(q < d)$ 维的隐含变量 y 按如下模型与之相关^[1]:

$$x = Wy + u + \varepsilon \quad (2)$$

式中: ε 为观测噪声向量 $\varepsilon \sim N(0, S^2 I)$;

$u = \sum_{k=1}^N x_k / N$ 样本均值; W 为 $d \times q$ 参数矩阵; 隐变量 $y \sim N(0, I)$ (I 代表单位矩阵)。

该模型是因子分析 (FA) 的一种特殊形式, 由该模型可得:

$$x | y \sim N(Wx + u, S^2 I) \quad (3)$$

故观测数据 x 的分布为:

$$p(x) = \int p(x | y)p(y)dy = (2\pi)^{-\frac{d}{2}} |C|^{-\frac{1}{2}} \times \exp\left\{-\frac{1}{2}(x - u)^T C^{-1}(x - u)\right\} \quad (4)$$

其中 $C = S^2 I + WW^T$ 。即:

$$x \sim N(u, WW^T + S^2 I_q) \quad (5)$$

根据 Bayesian 理论:

$$y | x \sim N(M^{-1}W^T(x - u), S^2 M^{-1}) \quad (6)$$

其中: $M = W^T W + S^2 I_q$, 为 $q \times q$ 维矩阵。

观测数据的对数模型为:

$$L = \sum_{n=1}^N \ln\{p(x_n)\} = -\frac{N}{2} \{d \ln(2\pi) + \ln|C| + \text{tr}(C^{-1}S)\} \quad (7)$$

未知参数 W 和 S^2 采用极大似然法 (ML) 进行估计, 其最优解为:

$$S^2 = \sum_{k=q+1}^d I_k / (d - q) \quad (8)$$

$$W = U_q (L_q - S^2 I_q)^{1/2} R \quad (9)$$

这里: R 为一任意正交矩阵; I_k 为样本协方差矩阵

$S = \sum_{i=1}^N (x_i - u)(x_i - u) / N$ 的第 k 个最大的特征值;

$L_q = \text{diag}(I_1, I_2, \dots, I_q)$; I_k 对应的特征向量作为 U_q 的第 k 个列向量 ($k=1, 2, \dots, q$)。

PPCA 克服了传统 PCA 由于缺乏相关的概率密度或生成模型而带来的局限性,除了降维,PPCA 也可用作通用的高斯密度模型,具有概率密度函数带来的所有优点,为损伤上下界提供依据。

1.3 基于小波包和概率主成份分析的损伤识别方法

由以上分析我们可知,小波包是对结构损伤的较为敏感的损伤指标,所以我们选用该指标作为损伤指标。另外大型结构的损伤识别面临着环境效应、温度效应和噪声的挑战,因此文本采用概率主成份的方法对含有温度效应和环境效应的数据进行提取主成份,在选取主成份的弱轴进行数据重构,然后再对重构的数据根据小波包的变化进行损伤识别。用该方法进行损伤识别的原理是:用主成份的方法区别噪声带来的损伤指标——小波包变化和损伤带来的小波包变化来寻找除去噪声和温度效应的方法。然后在去除噪声效应的小波包进行损伤的识别。所以实现该方法的步骤分为小波包提取部分、环境噪声温度效应剔除部分和损伤识别部分。方法流程如图 1 所示。

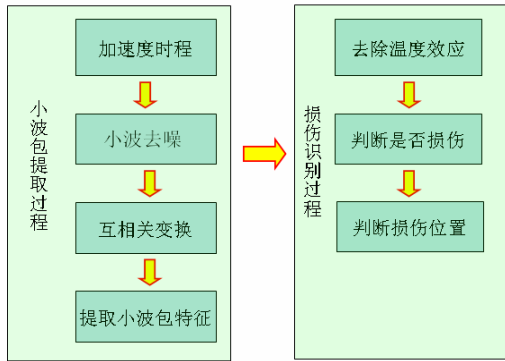


图 1 损伤识别方法流程

Fig.1 Procedure of damage identification

对于小波包提取,首先进行了小波去噪,并用 NExT 法对加速度时程进行了互相关变换计算,然后进行小波包的提取,并对多段计算数据进行平均,尽可能消除噪声影响,由于高阶小波能量较小易受噪声污染,因此选取低阶小波包能量构成损伤指标。

对于去除温度环境效应,应用 PPCA 训练参数,提取各段数据的温度主成份,用弱轴成分重新构造,重构信号可用下式计算:

$$\hat{X} = W^T Y = W^T X W \quad (10)$$

然后进行损伤识别,定义用欧式空间定义为损伤指标 Distance:

$$\text{Distance} = \|E\| = \|X - \hat{X}\| \quad (11)$$

式中: X 代判别状态的主成份重构信号; \hat{X} 为未损伤状态下的主成份重构信号。损伤指标的上下界为:

$$\begin{aligned} CL &= \text{Distances} , \\ UCL &= \text{Distances} + a s , \\ LCL &= \text{Distances} - a s . \end{aligned} \quad (12)$$

式中,可根据 $3s$ 准则进行参数 a 的确定。这样以标准偏差 s 的 3 倍为损伤的上下界。

从去除温度效应的数据用主成份区分各种损伤工况,依然采用下式:

$$y = W^T (x - u) \quad (13)$$

Damage Index (DI)^[5] 也用欧拉距离来定义:

$$DI = \|E\| = \|Y - \hat{Y}\| \quad (14)$$

式中: Y 为待判断状态的小波包主成份矩阵; \hat{Y} 为未损伤的小波包主成份矩阵。

2 黄河滨州公路大桥仿真分析

为了验证该损伤识别方法在大型桥梁损伤识别指标选择的应用前景,本文对滨州黄河斜拉桥有限元模型进行数值模拟。滨州黄河斜拉桥有限元模型由通用有限元商业软件 ANSYS 建立,全桥模型如图 2 所示,有限元模型如图 3 所示,加速度传感器布置和损伤设置位置如图 4 所示。损伤采用弹性模量的折减来模拟。



图 2 滨州黄河公路大桥

Fig.2 Binzhou Yellow River highway bridge

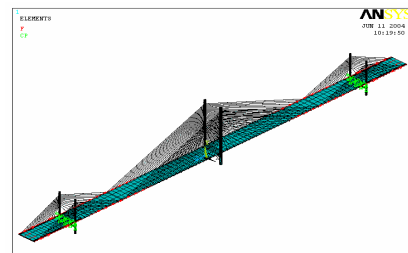


图 3 滨州黄河公路大桥有限元模型

Fig.3 Finite element modal of Binzhou Yellow River highway bridge

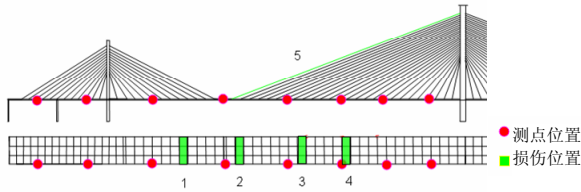


图4 滨州黄河公路大桥测点位置和损伤工况

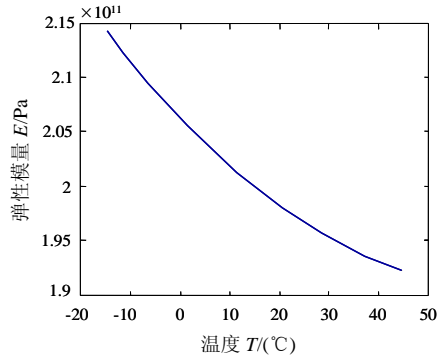
Fig.4 Measuring points and damage locations of Binzhou Yellow River highway bridge

2.1 指标的鲁棒性

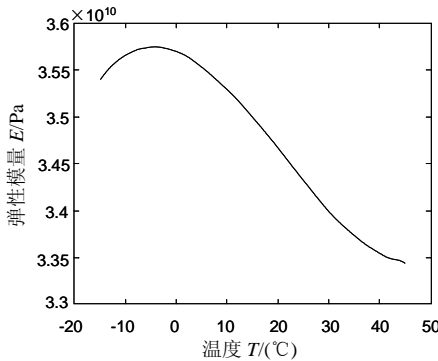
指标的鲁棒性是损伤指标的重要性质之一，噪声和环境的作用是一种不稳定因素，无法像温度影响一样由于变化有一定规律用主成份的方法进行消除，本文采用选取前6个小波包(去除对噪声影响较大的小波包成份)，小波去噪，FFT去噪和NExT法四项措施来减少噪声的影响，保证指标的鲁棒性。

2.2 温度的影响

温度对损伤指标的影响主要体现在弹性模量的变化上，弹性模量的改变导致刚度的改变，因此小波包随之改变，由于损伤仅仅影响某个或某些单元，而温度变化影响整个结构，这也就是应用PPCA分析能将两种变化区分的原理。因此根据温度变化引起弹性模量的变化来制作仿真数据。图5为钢材和混凝土的弹性模量随温度变化图^[3]。



(a) 钢的弹性模量随温度的变化



(b) 混凝土的弹性模量随温度的变化

图5 钢和混凝土的弹性模量随温度的变化

Fig.5 Assumed young modulus of the steel and concrete versus temperature

根据以上弹性模量数据对结构进行 ANSYS 建模，提取不同温度，不同损伤工况的白噪声激励下结构测点上加速度时程，进行小波包特征的提取。用不同温度的小波包进行PPCA训练，对弱者进行重构。

2.3 损伤的识别

首先提取不同温度的加速度时程小波包，先对不同温度下的无损伤结构响应小波包判断是否损伤。设定损伤工况为——损伤工况 1: 无损伤；损伤工况 2: 1 单元—5 单元分别损伤 30%；损伤工况 3: 1 单元损伤 30%；损伤工况 4: 2 单元损伤 30%；损伤工况 5: 3 单元损伤 30%；损伤工况 6: 4 单元损伤 30%。损伤单元位置如图 4 所示。识别的损伤工况如表 1 所示。假设噪声为高斯分布。所得 Distance 如图 6 所示。

表 1 待识别工况

Table 1 Identified cases

识别工况	具体参数
工况 1	损伤工况 1 噪声水平: 1% 温度: 15°C
工况 2	损伤工况 1 噪声水平: 2% 温度: 15°C
工况 3	损伤工况 1 噪声水平: 5% 温度: 15°C
工况 4	损伤工况 3 噪声水平: 1% 温度: 15°C
工况 5	损伤工况 5 噪声水平: 1% 温度: 15°C
工况 6	损伤工况 6 噪声水平: 2% 温度: 15°C
工况 7	损伤工况 2 噪声水平: 1% 温度: 15°C
工况 8	损伤工况 1 噪声水平: 1% 温度: 45°C
工况 9	损伤工况 1 噪声水平: 2% 温度: -15°C
工况 10	损伤工况 1 噪声水平: 1% 温度: 0°C

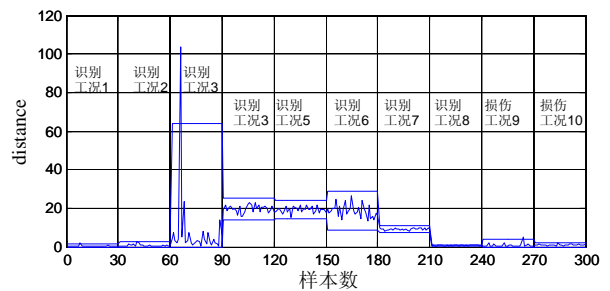


图6 判别是否损伤

Fig.6 Distance of different cases

为了比较明显地显示损伤工况，用 DI 的倒数 Index 来显示损伤：

$$\text{Index} = 1 / DI \quad (15)$$

各种工况的识别结果如图 7 所示。

通过图 6 可以看出数据在 1%和 2%噪声情况下损伤和非损伤能够得到有效的区分，但在 5%的情况下不能判断是否损伤。通过图 7 得到以下结论：该方法能比较有效识别出损伤工况，同样，5%噪声情况下有可能会产生损伤状态的误判。

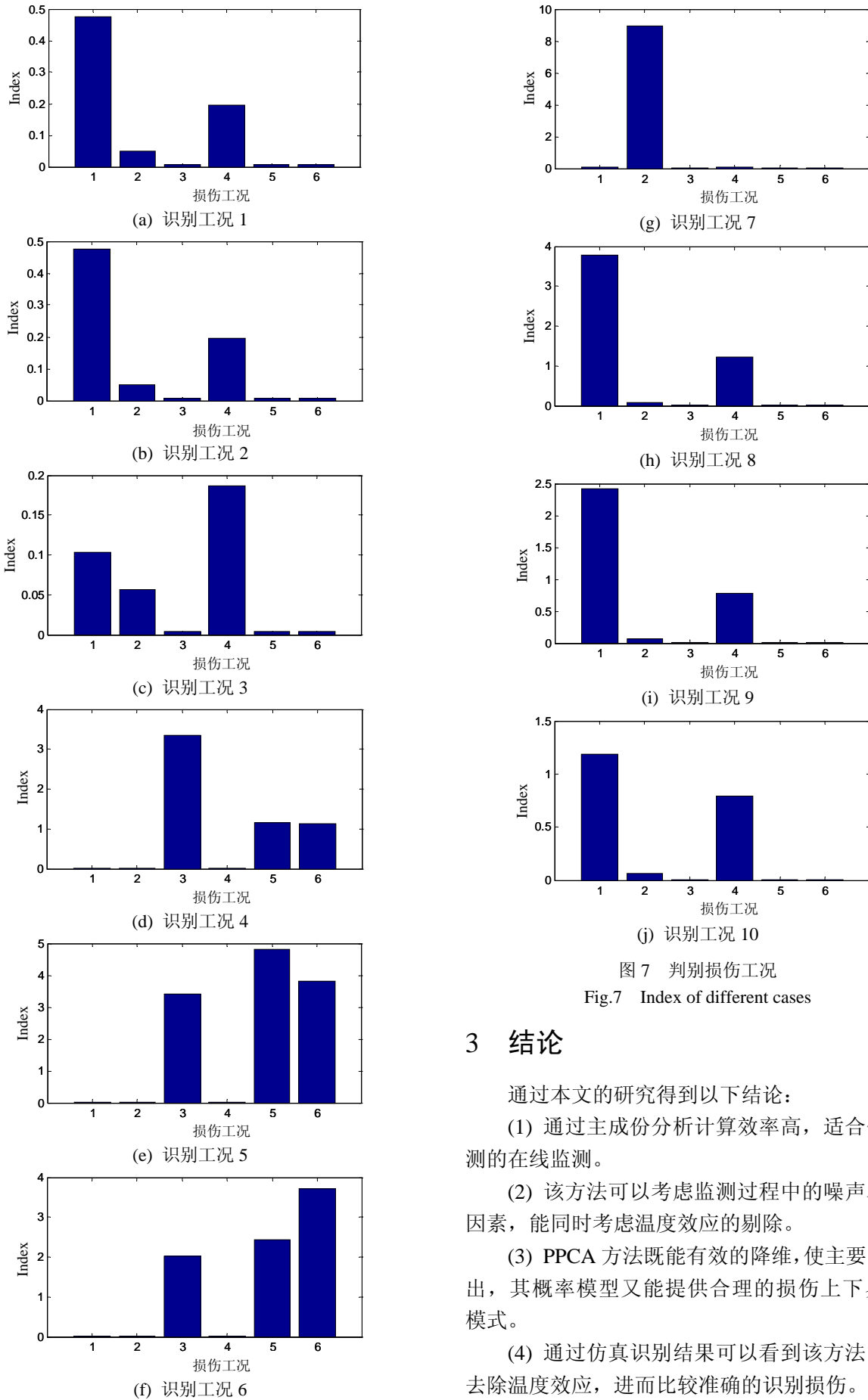


图 7 判别损伤工况

Fig.7 Index of different cases

3 结论

通过本文的研究得到以下结论:

- (1) 通过主成份分析计算效率高, 适合健康监测的在线监测。
- (2) 该方法可以考虑监测过程中的噪声和环境因素, 能同时考虑温度效应的剔除。
- (3) PPCA 方法既能有效的降维, 使主要问题突出, 其概率模型又能提供合理的损伤上下界判别模式。
- (4) 通过仿真识别结果可以看到该方法能有效去除温度效应, 进而比较准确的识别损伤。

参考文献:

- [1] Doebling S W, Farrar C R, Prime M B, Shevitz D W. Damage identification and health monitoring of structural and mechanical systems from changes in their vibration characteristics: a literature review [R]. Los Alamos, Los Alamos National Laboratory Report LA-13070-MS, 1996.
- [2] Yan A M, Kerschen G, De Boe P, Golinval J C. Structural damage diagnosis under changing environmental conditions—Part I: linear analysis [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005(19): 847—864.
- [3] Yan A M, Kerschen G, De Boe P, Golinval J C. Structural damage diagnosis under varying environmental conditions—Part II: local PCA for non-linear cases [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2005(19): 865—880.
- [4] 闫桂荣. 基于广义柔度矩阵和小波分析的结构损伤识别方法[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006.
Yan Guirong. Structural damage identification methods based on generalized flexibility matrix and wavelet analysis [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2006. (in Chinese)
- [5] Yen G G, Lin K C. Wavelet packet feature extraction for vibration monitoring [J]. *IEEE Transactions on Industrial Electronics*, 2000, 47(3): 650—667.
- [6] Sun Z, Chang C C. Structural damage assessment based on wavelet packet transform [J]. *Journal of Structural Engineering*, 2002, 128(10): 1354—1361.
- [7] Mallt S. A wavelet tour of signal processing [M]. 2nd ed. San Diego, CA: Academic Press, 1999.
- [8] Daubechies I. Ten lectures on wavelets [M]. Philadelphia: SIAM, 1992.
- [9] James G H, Garne T G. The natural excitation technique (NExT) for modal parameter extraction from ambient operation structure [J]. *The International Journal of Analytical and Experimental Modal Analysis*, 1995, 10(4): 260—277.
- [10] Jolliffe I T. Principal component analysis [M]. New York: Springer-Verlag, 1986.
- [11] Tipping M E, Bishop C M. Probabilistic principal component analysis [J]. *Journal of the Royal Statistical Society*, 1999, Series B, 61(3): 611—622.

(上接第 11 页)

- [81] 郭惠勇, 李正良, 彭川. 结构损伤动力识别技术的研究与进展[J]. *重庆建筑大学学报*, 2008, 30(1): 140—145.
Guo Huiyong, Li Zhengliang, Peng Chuan. Researches and advances in structural damage dynamic identification technology [J]. *Journal of Chongqing Jianzhu University*, 2008, 30(1): 140—145. (in Chinese)
- [82] 田迎春, 杜守军, 刘京红. 模态分析法在建筑结构损伤诊断中的应用研究[J]. *河北农业大学学报*, 2002, 25(增刊): 292—295.
Tian Yingchun, Du Shoujun, Liu Jinghong. The technique of modal analysis on damage identification of architecture structure [J]. *Journal of Agriculture University of Hebei*, 2002, 25(Sup): 292—295. (in Chinese)
- [83] Deng Julong. Control problems of grey systems [J]. *Systems and Control Letters*, 1982, 5(1): 288—294.
- [84] Chen X Z, Zhu H P, Chen C Y. Structural damage identification using test static data based on grey system theory [J]. *Journal of Zhejiang University (Science)*, 2005, 6A(8): 790—796.
- [85] 陈孝珍, 朱宏平, 陈传尧. 灰色相关性分析结构静力损伤识别中的应用[J]. *力学与实践*, 2005, 27(3): 60—64.
Chen Xiaozhen, Zhu Hongping, Chen Chuanyao. The application of grey correlation analysis for the structural static damage detection [J]. *Mechanics and Engineering*, 2005, 27(3): 60—64. (in Chinese)
- [86] 禹丹江, 陈淮. 桥梁损伤检测的曲率模态方法探讨[J]. *郑州大学学报*, 2002, 23(3): 104—106.
Yu Danjiang, Chen Huai. Discussion on damage detection of bridges using curvature mode method [J]. *Journal of Zhengzhou University of Technology*, 2002, 23(3): 104—106. (in Chinese)
- [87] 马宏伟, 杨桂通. 结构损伤探测的基本方法和研究进展[J]. *力学进展*, 1999, 29(4): 513—527.
Ma Hongwei, Yang Guitong. Methods and advances of structural damage detection [J]. *Advances in Mechanics*, 1999, 29(4): 513—527. (in Chinese)