

DOI:10.19322/j.cnki.issn.1006-4710.2017.04.011

基于小波降噪和主成分分析的结构损伤识别

赵怀山, 郭伟超, 高新勤, 杨振朝, 李言

(西安理工大学 机械与精密仪器工程学院, 陕西 西安 710048)

摘要: 对服役工程结构的状态进行长期监测的过程中, 所测信号的数量往往非常巨大, 而且信号包含有各种频率成分的环境噪声干扰, 严重阻碍了准确识别工程结构状态的效率和准确率。针对这个问题, 本文提出了基于小波降噪和主成分分析的结构损伤识别方法。首先采用小波降噪对测试信号进行处理并转换成顺序统计量, 然后运用主成分分析对顺序统计量进行降维, 提取有用特征矢量, 最后利用统计方法构造损伤指标和控制线, 通过控制线识别结构的状态变化。同时, 论文使用某在役钢架桥的数值模拟及真实实验测量数据对该识别方法进行了验证, 结果表明, 该损伤识别方法能够有效提取振动信号的特征信息, 能准确识别结构的状态变化。

关键词: 小波降噪; 主成分分析; 损伤识别; 顺序统计量

中图分类号: TU392.4 **文献标志码:** A **文章编号:** 1006-4710(2017)04-0437-06

Structure damage detection based on wavelet noise reduction and principal component analysis

ZHAO Huaishan, GUO Weichao, GAO Xinqin, YANG Zhenchao, LI Yan

(School of Mechanical and Precision Instrument Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China)

Abstract: In the long-term monitoring of the structural, the recorded signals usually contain thousands of data and various environment noise. This leads to the fact that it is impossible to efficiently and exactly identify the change happened in structure. To solve this problem, this paper proposed a structural damage identification method based on the wavelet de-noising technique with the signal converted into an order statistic. After that, the principal component analysis is adapted to extract the feature vectors of the order statistics containing the changes of structure and to reduce the data dimension. Finally, the damage index and control are established based on feature vectors using statistic knowledge. The change of structure could be observed by the damage index and the damages level of structure could be evaluated by the control line. The proposed method is verified by using the data obtained from a numerical simulation and the measurement for a real bridge. The result shows that the proposed damage identification method can efficiently extract the characteristic information of the vibration signal and that it can accurately the state changes of structure.

Key words: wavelet de-noising technique; principal component analysis; damage detection; order statistics

现代工程结构和机械装备在长期服役中受载荷及突发因素的影响会出现损伤^[1]。如果不能及时发现损伤并采取相应的措施, 易引起灾难性后果, 造成巨大损失。因此, 对工程结构和机械装备进行损伤

识别, 具有十分重要的意义。在结构健康监测中损伤识别是核心内容。Salawu^[2]提出将损伤识别分为四步: 确定损伤存在; 定位损伤位置; 量化损伤程度; 评估剩余寿命。传统基于模态参数的损伤识别

收稿日期: 2016-07-30

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51505377); 陕西省自然科学基金基础研究计划资助项目(2015JQ5182); 陕西留学人员科技活动择优资助项目(203-253081605); 中国博士后科学基金会资助项目(2016M592821)

作者简介: 赵怀山, 男, 硕士生, 研究方向为信号处理与机械故障诊断。E-mail: zup00121@163.com

通讯作者: 郭伟超, 男, 副教授, 研究方向为结构健康监测与纳米压痕。E-mail: weichaoguo@xaut.edu.cn

方法是通过比较损伤前后模态参数的变化来识别结构损伤,但是这种方法计算量较大、程序较复杂,不利于结构的长期监测。基于振动信号分析的结构损伤识别方法是对测试信号直接进行分析并提取损伤指标。相对传统的损伤识别方法,该方法简单、高效,广泛应用于工程结构的损伤识别^[3-5]。

然而在长期结构健康监测中,采集到的信号数量非常巨大,这些数据不但占用较大的内存,而且还会影响计算效率。除此之外,实际工程设备所处的环境较为复杂,其结构测量信号中不可避免地存在着较强的环境噪声,这些因素严重阻碍了振动信号中结构变化特征的提取及损伤识别。因此,如何从海量数据中提取信号的特征信息及剔除隐藏在信号中的噪声,显得十分重要。

多元统计中的主成分分析法(Principal Component Analysis,简称PCA)能够窥探复杂数据背后的简单结构,在不丢失原始信号特征信息的前提下,利用几个较少的综合变量代替原始信号,能显著地提高计算效率。因此,主成分分析在多个领域都有成功的应用实例,例如结构的损伤识别^[6-8]、滚动轴承的损伤识别^[9-10]、悬臂梁损伤识别^[11]等。

针对结构的长期健康监测中,海量数据的处理及测试信号中隐藏着较强的背景噪声的问题,论文将小包降噪和主成分分析相结合,提出基于小波降噪和主成分分析的结构损伤识别方法。

1 数据预处理

1.1 小波降噪

在结构的长期健康监测中,结构所处的环境较为复杂,采集到的振动信号不可避免地会受到环境的影响。因此,振动信号中隐藏着较强的随机成份,这些随机成份的存在会降低结构损伤识别的效率。小波降噪是一种较为先进的信号处理方法,尤其是小波阈值降噪,其使用方便、效果也很明显,对含有大量噪声的振动信号具有较好的鲁棒性^[12]。

在小波降噪的过程中,小波基函数的选择对识别结果影响较大,论文中,小波基函数选取 Sym8 小波,分解层次为 5 层。除此之外,阈值的选取也非常重要,阈值的选择主要有四种:①自适应无偏似然阈值选择;②固定阈值选择;③启发式阈值选择;④极大极小阈值选择。启发式阈值选择是自适应无偏阈值选择和固定式阈值选择的综合,是一种较优的阈值选择方法,本文选用启发式阈值选择方法。

1.2 顺序统计量

在长期的结构健康监测中,所得样本可能高达

上万个,而每个样本中又可能包含几十个信号,而每个信号中又有上万个观测值,如何从成千上万的数据中提取有用的信息越来越受到研究人员的关注。数据挖掘能够提取隐藏在数据中的特征信息^[13],已成为解决结构健康监测中大数据问题的一个越来越有效的工具。

同时,由于顺序统计量有着一些性质不依赖母体的分布且计算量较小,使用方便等优点,因此顺序统计量在数据挖掘和质量管理等方面得到了广泛的应用。

为了简化数据提高信号处理速度,本文提出把信号构造成信号统计量。设 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 是样本数据 \mathbf{X} 的一个样本, x_{ij} 表示第 i 个样本在 j 时刻的观测值,如果将不同时刻的观测值从小到大排列:

$$x'_{i1} \leq x'_{i2} \leq \dots \leq x'_{im} \quad (1)$$

则称 $\mathbf{x}'_i = [x'_{i1}, x'_{i2}, \dots, x'_{im}]$ 是 \mathbf{x}_i 的顺序统计量, $x'_{i1} = \min(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$, $x'_{im} = \max(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 。如图 1 所示,把一个采集到的振动响应经过处理后得到它的顺序统计量。

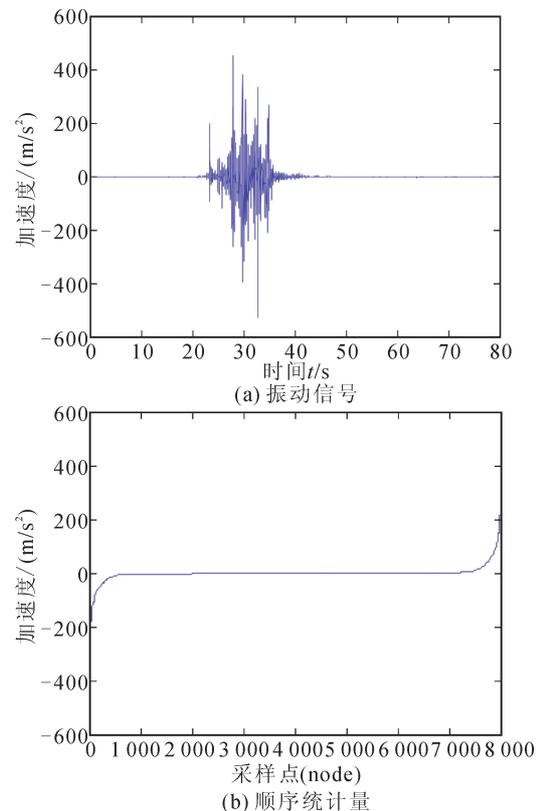


图1 顺序统计量的转换

Fig. 1 Conversion of signal into order statistic

2 主成分分析

对于给定的特征集 \mathbf{X} , 包含 m 个 n 维观测值,

$\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。由文献[8]知, PCA 的计算步骤如下:

1) 数据中心化处理:

$$\mathbf{E} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \mathbf{x}_i \quad (2)$$

2) 计算特征向量的协方差矩阵:

$$\mathbf{C} = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m (\mathbf{x}_i - \mathbf{E})(\mathbf{x}_i - \mathbf{E})^T \quad (3)$$

3) 计算协方差矩阵的特征值 λ_i 和特征向量 ξ_i ($i = 1, 2, \dots, n$), 特征向量 ξ_i 代表着原始资料矩阵变异的最大方向:

$$\mathbf{C}\xi_i = \lambda_i \xi_i \quad (4)$$

4) 用累计贡献率 ν 来选取主成分的个数, 它表示前 k 个主成分方差在全部方差中的比重:

$$\nu = \frac{\sum_{j=1}^k \lambda_j}{\sum_{i=1}^n \lambda_i} \quad (5)$$

通常认为当前 k 个主成份的累计贡献率 $\nu > 95\%$ 时, 就包含了原始资料矩阵的大部分特征信息。

5) 将特征值 λ_i 从大到小排列, 由前 k 个特征值和对应的特征向量分别组成向量 $\boldsymbol{\gamma} = (\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_k)$ 和矩阵 $\mathbf{P} = (\xi_1, \xi_2, \dots, \xi_k)$ 。

6) 计算 k 维特征矩阵 \mathbf{U} :

$$\mathbf{U} = \mathbf{P}^T \mathbf{X} \quad (6)$$

式中: \mathbf{U} 为前 k 个特征值对应的特征向量矩阵, \mathbf{U} 即主成分矩阵, 包含原始资料矩阵大部分的有用信息, 可以近似作为故障特征矩阵。

3 构建损伤指标

结构的原始样本集包含着结构的状态信息, 结构出现损伤时, 原始样本集中的变量必然会发生改变, 标准差反映数据集中变量差异程度, 而损伤后采集的数据标准差相对于正常状态下的数据标准差会发生变化。因此, 论文以数据标准差构造损伤指标, 具体建立构造过程如下:

1) 基准的建立

利用参考状态下样本的主成分系数矩阵建立一个基准矩阵, 计算如下:

$$\mathbf{B} = \frac{1}{r} \sum_{i=1}^r \mathbf{U}_i^{\text{reference}} \quad (7)$$

$\mathbf{U}_i^{\text{reference}}$ 为第 i 个测试样本的主成分, r 表示结构在参考状态下的测试样本数。

2) 建立损伤指标

利用未知状态下的主成分系数矩阵与基准矩阵的标准差来构造损伤指标, 即:

$$IDX = \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k std(\mathbf{U}(i) - \mathbf{B}(i)) \quad (8)$$

式中: $\mathbf{U}(i)$ 为样本特征矩阵 \mathbf{U} 的第 i 个主成分的系数, $\mathbf{B}(i)$ 表示基准矩阵的第 i 个值; std 表示求标准差; k 为选取的主成份的个数。

3) 建立统计控制图

论文建立统计控制图来识别结构的异常状态, x_t ($t = 1, 2, \dots, T$) 为服从正态分布的随机变量, 则控制图的中心线定义如下^[14]:

$$CL = \bar{x} = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T x_i \quad (9)$$

控制图的上限 $UCL = CL + 3\sigma$, 下限 $LCL = CL - 3\sigma$, 其中 σ 为随机变量 x_t 的标准差。

基于小波降噪和主成分分析的结构损伤识别方法的步骤如下:

步骤 1: 确定参考状态, 利用小波降噪对不同状态下的振动信号进行过滤重构并将重构后的信号分转换成顺序统计量, 构成原始资料样本集。

步骤 2: 利用主成分分析对样本集进行分析, 根据累计贡献率选取合适的主成分, 以此作为该组振动信号的特征矩阵, 最后构成特征矩阵 \mathbf{U} 。

步骤 3: 根据式(7)~(9)构造损伤指标 IDX 和控制图, 通过控制图来识别结构的状态变化。

4 损伤识别方法在结构损伤中的应用

4.1 数值模拟

利用该方法对钢架桥的模拟数据进行分析, 建立钢架桥的有限元模型, 在钢架桥的底部共有 6 个加速度传感器, 在 3 号传感器和 4 号传感器之间去除一段横梁模拟有损伤的情况, 见图 2。

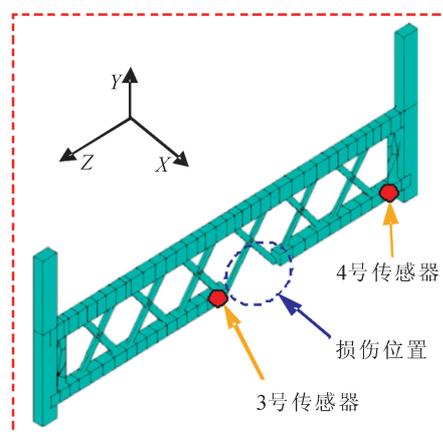


图 2 钢架桥损伤位置示意图

Fig. 2 Damage position in the steel bridge model

以过桥火车作为激励, 根据通过火车的类型和

速度不同,将采集到的信号分为不同状态,见表 1。表 1 中工况 1、工况 2、工况 3 和工况 4 分别表示通过的火车速度 20 km/h、30 km/h、40 km/h 和结构有损伤以速度 40 km/h 通过钢架桥。

表 1 桥工作的四种状态

Tab. 1 Four work states of the bridge

结构状态	描述
工况 1	火车以速度 20 km/h 驶过桥梁
工况 2	火车以速度 30 km/h 驶过桥梁
工况 3	火车以速度 40 km/h 驶过桥梁
工况 4	损伤情况下,火车以速度 40 km/h 驶过桥梁

结构不同状态下所采集的振动信号进行编号见表 2,其中 S22、S23、S24、S26、S27、S28 表示结构出现损伤时采集到的振动信号。

表 2 数据列表
Tab. 2 Data list

火车类型	速度/(km/h)	无损	损伤
1	20	21	
	30	22	S26
	40	23	
2	20	31	
	30	32	S27
	40	33	
3	20	41	
	30	42	S28
	40	43	
4	20	51	
	30	52	S22
	40	53	
5	20	61	
	30	62	S23
	40	63	
6	20	71	
	30	72	S24
	40	73	

首先使用小波降噪对不同状态下的振动信号进行处理并将处理后的数据转换成顺序统计量数据,然后利用主成分分析提取顺序统计量的特征信息,参考状态下某一组样本数据的累计贡献率见表 3。从表 3 可以看出,第一个主成分的贡献率大于 95%,因此,论文选取第一个主成分作为该组信号的特征向量。

图 3 显示的是钢架桥在工况 1 状态下,不同类型火车以速度 20 km/h 通过钢架桥时振动信号的分析结果。由图 3 可以发现,对于工况 1,6 条曲线的趋势几乎相同,这表明钢架桥在损伤状态下,火车

类型对结构的主成分影响较小。采用这种处理方法可以很好地消除车辆类型的影响,提高识别效率。其他三种工况的计算结果如图 4~6 所示。

表 3 原始数据预处理前后的贡献率对比

Tab. 3 Comparison of principal component contribution rates before and after transformation

主成分个数	原始数据计算得到的累计贡献率	本文方法计算得到的累计贡献率
第一个主成分	57.399 2	99.090 4
前两个主成分	83.142 4	99.987 2
前三个主成分	99.741 4	99.996 3
前四个主成分	99.896 1	99.999 5
前五个主成分	99.993 3	99.999 9
前六个主成分	100	100

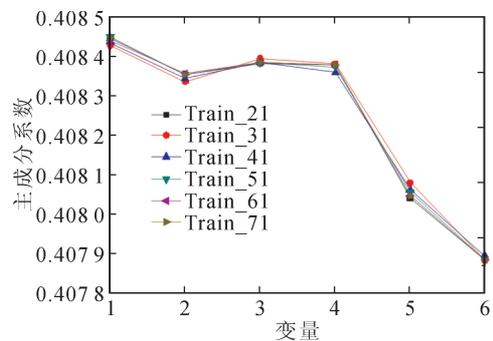


图 3 工况 1 下采集的振动信号分析结果
Fig. 3 Analyzed results under condition 1

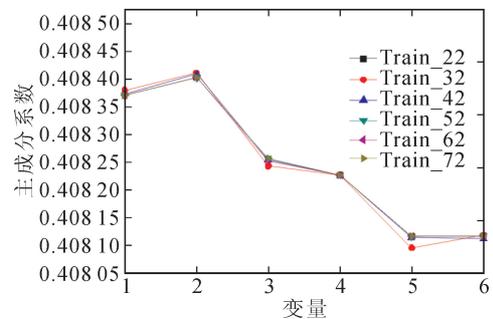


图 4 工况 2 下采集的振动信号的分析结果
Fig. 4 Analyzed results under condition 2

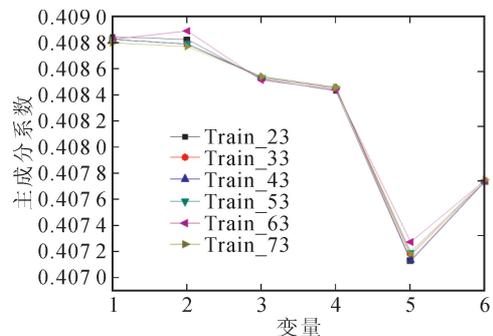


图 5 工况 3 下采集的振动信号分析结果
Fig. 5 Analyzed results under condition 3

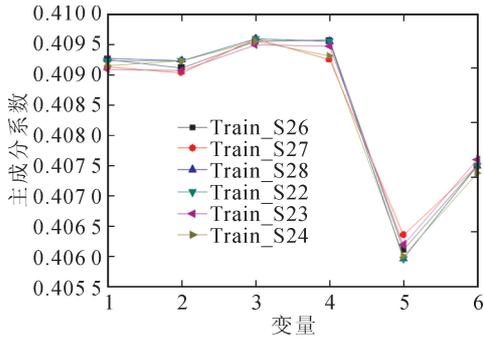


图6 工况4下采集的振动信号分析结果
Fig. 6 Analyzed results under condition 4

图7显示的是不同工况下的计算结果。通过对比可以明显看出,结构处于不同状态时,结构的主成分系数都有明显的差异,这说明主成份矩阵 U 包含了原始资料矩阵的故障信息。

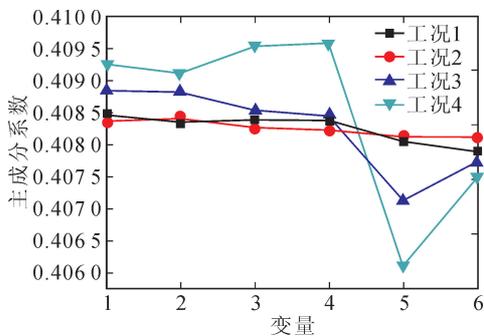


图7 四种不同状态数据分析结果对比
Fig. 7 Comparison of four different state data analysis results

算法识别结果见图8,可以看出:不同种火车以相同的速度通过时, IDX 值基本不变;火车以不同速度通过钢架桥时, IDX 明显不同, IDX 值随车速的增大而增大,表明 IDX 值对火车的速度比较敏感。但结构无损伤时,其 IDX 值保持在控制线之下,一旦结构有损伤,其 IDX 值会急剧增大,超过控制线。由此可知,损伤指标 IDX 能够识别钢架桥的不同状态。

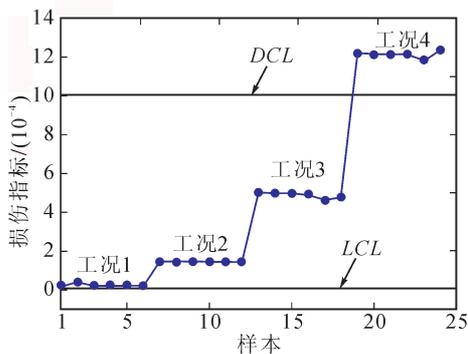


图8 基于模拟数据的损伤识别结果
Fig. 8 Damage identification result for simulation data

4.2 实验验证

为了进一步验证该方法的可行性,利用实际工程结构长期健康监测的数据进行验证。

在对钢架桥的长期健康监测中,在桥的底部安装了56个加速度传感器采集振动信号,以日常过桥通过火车载荷作为激励,采样频率为100 Hz。通过本钢架桥的火车可以分为6种,本文采用结构、质量差别比较大的两种火车:一种是高速火车,车厢比较长,质量比较集中,每节车厢底部有2个轮组,每个轮组包含2对轮子。另一种是低速火车,单节车厢比较短,质量比较轻,每节车厢底部同样又有2个轮组,但是每个轮组只有1对轮子,两种火车通过桥梁的速度控制在20~30 km/h,对应这两种火车,2#传感器采集到的信号见图9。

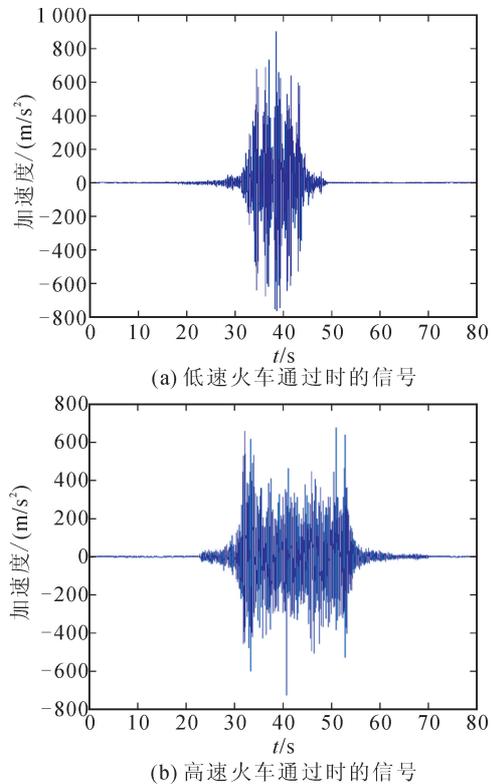


图9 2#传感器采集到的两种火车通过钢架桥的振动信号
Fig. 9 The vibration signals for two type trains recorded by 2# sensor

论文选取2011年1月到6月的监测的数据,在此期间,钢架桥结构没有明显的变化,在长达7个月的监测过程中,得到940组有效测量数据,利用上文所提的结构损伤识别方法对940组数据进行分析,识别结果见图10。从图10可以明显看出,所有样本点均在控制线的下方,可见钢架桥结构状态在7个月内没有明显变化,与实际人工巡检情况一致。

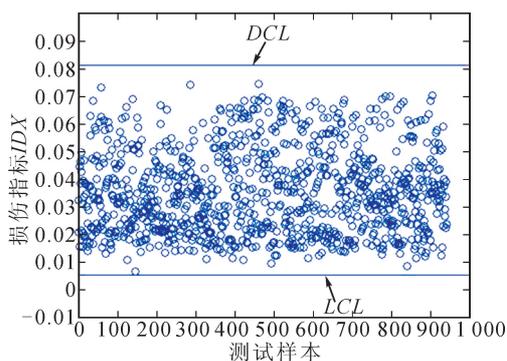


图10 长期监测数据

Fig. 10 Recognition result of long-term monitoring data

5 结论

1) 使用了基于小波降噪和主成分分析的损伤识别方法,该方法能消除火车类型对识别结果的影响,有效识别结构的不同状态。

2) 论文将顺序统计量引入结构的损伤识别,该方法将高维数据降为几个简单的特征向量提高了数据处理的效率。除此之外,结果显示将其结合主成分分析法对监测信号处理,能够有效提取振动信号中的特征信息,这为海量数据的处理提供了可以借鉴的应用实例。

参考文献:

- [1] 杨斌,程军圣. 基于振动传递率函数和奇异值熵的结构损伤检测方法[J]. 中国机械工程, 2013, 24(17): 2382-2385.
YANG Bin, CHENG Junsheng. Damage detection based on transmissibility and singular value entropy [J]. Chinese Mechanical Engineering, 2013, 24(17): 2382-2385.
- [2] SALAWU O S. Detection of structural damage through changes in frequency: A review [J]. Engineering structures, 1997, 19(9): 718-723.
- [3] 任宜春,赵大森. 基于时间序列与 ELMAN 神经网络的结构损伤识别[J]. 长沙理工大学学报(自然科学版), 2015, 12(4): 56-62.
REN Yichun, ZHAO Damiao. Damage identification of space truss structural based on time series and neural network [J]. Journal of Changsha University of Science and Technology (Natural Science), 2015, 12(4): 56-62.
- [4] 刁延松,徐东峰,许菁,等. 基于振动传递率函数与统计假设检验的海洋平台结构损伤识别研究[J]. 振动与冲击, 2016, 35(2): 218-222.
DIAO Yansong, XU Dongfeng, XU Jing, et al. Structural damage identification of offshore platform based on the vibration transmissibility function and statistical hypothesis testing [J]. Journal of Vibration and Shock, 2016, 35(2): 218-222.
- [5] 傅奕臻,魏子天,吕中荣,等. 基于时域响应灵敏度分

析的板结构损伤识别[J]. 振动与冲击, 2015, 34(4): 117-120.

FU Yizhen, WEI Zitian, LÜ Zhongrong, et al. Damage identification of a plate based on response sensitivity analysis in time domain [J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(4): 117-120.

- [6] HUA X G, NI Y Q, KO J M, et al. Modeling of temperature-frequency correlation using combined principal component analysis and support vector regression technique [J]. Journal of Computing in Civil Engineering, 2007, 21(2): 122-135.
- [7] GUO Weichao, ZHAO Huaishan, GAO Xinqin, et al. An efficient representative for object recognition in structural health monitoring [J]. The International Journal of Advanced Manufacturing Technology, 2016: 1-12.
- [8] YAN A M, KERSCHEN G, DE BOE P, et al. Structural damage diagnosis under varying environmental conditions—Part I: A linear analysis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2005, 19(4): 847-864.
- [9] MALHI A, GAO R X. PCA-based feature selection scheme for machine defect classification [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2004, 53(6): 1517-1525.
- [10] 欧璐,于德介. 基于监督拉普拉斯分值和主元分析的滚动轴承故障诊断[J]. 机械工程学报, 2014, 50(5): 88-94.
OU Lu, YU Dejie. Rolling bearing fault diagnosis based on supervised Laplaian score and principal component analysis [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2014, 50(5): 88-94.
- [11] BELLINO A, FASANA A, GARIBALDI L, et al. PCA-based detection of damage on time-varying systems [J]. Mechanical Systems and Signal Processing 2010, 24(7): 2250-2260.
- [12] 胡振邦,许睦旬,姜歌东,等. 基于小波降噪和短时傅里叶变换的主轴突加不平衡非平稳信号分析[J]. 振动与冲击, 2014, 33(5): 20-23.
HU Zhenbang, XU Muxun, JIANG Gedong, et al. Analysis of non-stationary signal of a sudden unbalanced spindle based on wavelet noise reduction and short-time Fourier transformation [J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(5): 20-23.
- [13] 李海林,郭崇慧. 基于时间序列数据挖掘中特征表示与相似性度量研究综述[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(5): 1285-1291.
LI Hailin, GUO Chonghui. Survey of feature representations and similarity measurements in time series data mining [J]. Application Research of Computers, 2013, 30(5): 1285-1291.
- [14] CHEN Yikai, CORR D J, DURANGO-COHEN P L. Analysis of common-cause and special-cause variation in the deterioration of transportation infrastructure: A field application of statistical process control for structural health monitoring [J]. Transportation Research Part B Methodological, 2014, 59(1): 96-116.

(责任编辑 王绪迪)