

doi:10.11835/j.issn.1000-582X.2018.01.002

基于加速度内积向量和灰云模型的结构损伤识别

王玉山¹, 田良^{2a,2b}, 郭惠勇^{2a,2b}

(1. 石河子大学水利建筑工程学院, 新疆石河子 832003; 2. 重庆大学 a. 山地城镇建设与新技术教育部重点实验室; b. 土木工程学院, 重庆 400045)

摘要:为了解决测量噪声等引起的损伤识别不确定性问题,提出了基于加速度内积向量和灰云模型相结合的损伤识别方法。描述了云模型和云发生器的基本理论和公式,计算了结构在随机激励荷载下的加速度响应,并利用互相关函数和二阶差分法构造出加速度内积向量损伤指标,最后,基于灰云模型建立了内积向量和损伤区间的前件云和后件云。考虑随机测量噪声等引起的不确定性,利用多种模式下的加权和均化计算,建立了基于灰云模型的损伤识别方法。数值计算结果表明,所提出的基于灰云模型损伤识别方法,可以较好地进行含噪数据的损伤识别,其识别效果优于单纯的加速度内积向量损伤指标。

关键词:灰云模型;损伤识别;加速度;内积向量;相关函数

中图分类号: TB123

文献标志码: A

文章编号: 1000-582X(2018)01-009-08

Structural damage identification based on acceleration inner product vector and gray cloud

WANG Yushan¹, TIAN Liang^{2a,2b}, GUO Huiyong^{2a,2b}

(1. School of Water Conservancy & Architectural Engineering, Shihezi University, Shihezi 832003 Xinjiang, P.R.China; 2.a. Key Laboratory of New Technology for Construction of Cities in Mountain Area, Ministry of Education; b. School of Civil Engineering, Chongqing University, Chongqing 400045, P.R.China)

Abstract: In order to solve the uncertain damage problem caused by measurement noise, a damage identification method based on acceleration inner product vector and gray cloud model is presented. First, basic theory and formulas of cloud model and cloud generators are introduced. Then, the acceleration response under random excitation load is calculated, inner product vector is deduced from cross correlation functions and second-order difference method, and an inner product vector damage index is proposed. Finally, the grey cloud rules of inner product vector and damage intervals are built. Considering the uncertainties caused by stochastic measurement noise, a damage identification method based on gray cloud model is presented by using weighted summation and averaging in various modes. Simulation results show that the identification results of the proposed method are better than those of the inner product vector damage index, and the damage identification method based on inner product vector and gray cloud can solve the uncertain damage problem caused by measurement noise.

Keywords: gray cloud; damage identification; acceleration; inner product vector; cross correlation function

收稿日期: 2017-05-28

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51468058, 51578094)。

Supported by National Natural Science Foundation of China(51468058, 51578094).

作者简介: 王玉山(1979—),男,副教授,主要从事结构工程研究;

郭惠勇(联系人),男,教授,博士生导师,主要从事结构损伤识别研究,(Email)guohy@cqu.edu.cn。

土木结构的安全性检测一直备受人们关注,尤其是结构的损伤检测,结构损伤会导致结构局部刚度的下降和模态参数发生变化,同时,也会引起结构的动力学响应发生改变。因此,目前国内外学者主要是基于结构的模态参数或者动力学响应的变化进行结构的损伤识别分析。Koh 等^[1]利用模态相关性对悬索桥进行了损伤检测;Shi Z Y 等^[2]利用结构损伤前后的不完全模态位移形状改变,进行损伤定位以及损伤程度的分析;Stubbs 等^[3]将结构频率用结构的刚度和质量来表示,并利用结构损伤前后频率敏感性矩阵和刚度敏感性矩阵的广义逆构造损伤识别指标,进行了损伤的定位和定量识别;Seyedpoor^[4]提出了一种两阶段的损伤检测方法;郭惠勇等^[5]提出一种基于证据理论和模态应变能的损伤识别方法;姜绍飞等^[6]将 BP 神经网络与 D-S 证据理论结合起来对结构进行损伤识别,并验证了该方法的有效性;王乐等^[7]提出了一种基于互相关函数幅值向量的结构损伤定位研究方法,但其抗噪能力有待提高。笔者拟采用互相关函数构造出加速度内积向量,并利用灰云模型进行隶属度的匹配和损伤识别研究,以解决损伤不确定性问题。

1 云模型和云发生器

1.1 云模型

云模型是李德毅院士于 1995 年提出的一种处理不确定问题的转换模型^[8],反映了模糊性和随机性之间的联系。假定 U 是一个用精确数值表示的定量论域, C 为论域上的定性概念,对于论域中任一的元素 x ,且 x 为定性概念 C 的一次随机实现,就有 x 对 C 的确定度 $\mu(x) \in [0, 1]$ 。对于每一个这样的 x ,称为一个云滴,表示为 $\text{drop}(x, \mu(x))$, x 在论域 U 上的分布就称为云^[9]。在云模型中,使用期望 Ex ,熵 En ,以及超熵 He 3 个数字特征来描述信息的不确定性。期望描述的就是云重心所在的位置,熵反映了云滴的离散程度,超熵是对熵不确定性的度量,也即熵的熵,这一数字特征体现了在定量论域 U 上对该定性概念 C 有贡献的所有点的不确定性聚集程度,反映了确定度随机性的大小。云的 3 个数字特征如图 1 所示。

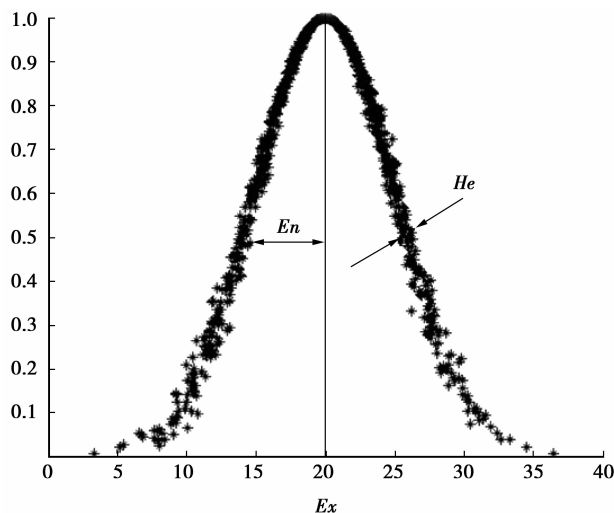


图 1 云的数字特征

Fig.1 Digital characteristics of the cloud model

1.2 云发生器

云发生器按照需要实现的功能可以将其划分为正向云发生器和逆向云发生器。通过在正向云发生器中输入云模型的 3 个数字特征(Ex 、 En 、 He)以及需要生成的云滴数量,就可以输出每个云滴在定量论域空间中的位置坐标以及每个云滴能够代表该定性概念的程度^[10-13]。而逆向云发生器可以看作是正向云发生器的逆过程。

正向云发生器的具体算法为:

- 1) 根据云的 3 个数字特征(Ex 、 En 、 He)生成以 Ex 为期望, En 为标准差的正态随机数 Xr ;
- 2) 生成以 En 为期望值、 He 为标准差的正态随机数 En' ;

3) 计算 $\mu_r = \exp[-(x_0 - Ex)^2 / (2En'^2)]$, (x_r, μ_r) 即为云滴;

4) 重复以上步骤,直至生成 N 个云滴为止。

正向云发生器可扩充为前件云发生器和后件云发生器。当已知云模型的 3 个数字特征以及特定的 x_0 时,可以通过云发生器产生云滴 $\text{drop}(x_0, \mu)$, 这样的发生器称为前件云发生器或 X 条件云,其确定度计算公式为

$$\mu_r = \exp[-(x_0 - Ex)^2 / (2En'^2)]。 \quad (1)$$

当已知云模型的 3 个数字特征以及定性概念 C 上特定的确定度 μ_0 , 可以得出满足条件的云滴 $\text{drop}(x_r, \mu_0)$, 这样的发生器称为后件云发生器或 Y 条件云。其生成值计算公式为

$$x_r = Ex \pm En' \sqrt{-2 \ln \mu_0}。 \quad (2)$$

前件云发生器与后件云发生器是基于云模型的不确定性推理的基础,比如,将前件云与后件云相连接就构成了一个单条件规则发生器,该规则发生器也是文中研究的基础。该发生器首先通过云的 3 个数字特征以及论域 U 上特定值,生成确定度 μ_r ,再生成以 En 为期望值、 He 为标准差的正态随机数 En' ,并基于 μ_r 和正态随机数 En' 计算出相应生成值 x_r ,从而产生相应的云滴 $\text{drop}(x_r, \mu_r)$ 。

2 加速度内积向量

在结构的损伤检测中,基于动力的损伤分析是一类重要的检测方法,它避免了对结构频率以及振型识别度不准确引起的误差,具有良好的研究价值与发展前景。在目前的损伤识别测量中,加速度响应数据的采集相对较为容易,文中利用结构的加速度响应作为内积向量的互相关函数值来构造结构损伤指标。

通常情况下,2 个随机过程,如结构上任意 2 个测点在激励荷载激励下的动力响应,其互相关函数值定义为

$$R_{xy}(T) = E[x(t+T)y(t)] = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} xy p(x, y) dx dy, \quad (3)$$

式中, $p(x, y)$ 为随机过程 $x(t)$ 和 $y(t)$ 的联合分布密度。文中采取白噪声作为外部荷载激励,而结构动力响应互相关函数在理想白噪声激励下是 1 组随着时间衰减的正弦波,并且结构任意两点动力响应之间的互相关函数仅为时间的函数。对于长度为 N 的 2 组随机离散数据 $x = [x_0, x_1, \dots, x_{N-1}]^T$ 以及 $y = [y_0, y_1, \dots, y_{N-1}]^T$, 其互相关函数的无偏估计量为^[14]

$$\hat{R}_{xy}(m) = \begin{cases} \frac{1}{N-m} \sum_{n=0}^{N-1-m} x_{n+m} y_n, m \geq 0, \\ \hat{R}_{yx}(-m), m < 0; \end{cases} \quad (4)$$

式中, $-N-1 \leq m \leq N-1$, 延时为零时互相关函数值为

$$\hat{R}_{xy}(0) = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} x_n y_n = \frac{1}{N} (x, y)。 \quad (5)$$

式中, (x, y) 表示向量 x 和向量 y 的内积。由该式可知 2 组随机离散数据的内积和数据长度 N 的比值,即为这 2 组随机离散数据的互相关函数在延时为零的值。

取结构在白噪声激励下的结构动力响应互相关函数的幅值($T=0$ 时)构造内积向量。结合杜哈梅积分以及互相关函数定义可以推出内积向量:

$$R_{ipv} = \alpha_k \sum_{r=1}^n \gamma_r \varphi^r, \quad (6)$$

式中: $\varphi^r = [\Phi_{i_1}^r, \Phi_{i_2}^r, \dots, \Phi_{i_p}^r]^T$ 表示结构的第 r 阶模态振型; γ_r 仅与结构的模态参数(振型、固有频率、阻尼)有关; α_k 是与白噪声激励的统计特性有关的常数。内积向量 R_{ipv} 为 P 维向量:

$$R_{ipv} = [R_{i_1 j_k}(0), R_{i_2 j_k}(0), \dots, R_{i_p j_k}(0)]^T, \quad (7)$$

式中,下标 i_1, i_2, \dots, i_p 表示有 P 个测点。

在文中假设待测结构上有一系列的测点,在某一点上施加一个外部白噪声激励,可以得到各测点 i_1, i_2, \dots, i_p 的加速度响应,随机选取 j 为参考点,由上文中可知,加速度内积向量 R_{ipv} 的计算公式为

$$\hat{R}_{ipv} = \frac{1}{N} [x_{i_1}, x_j, x_{i_2}, x_j, \dots, x_{i_p}, x_j]^T. \quad (8)$$

为了消除激励荷载大小对内积向量的影响,对内积向量按最大值为 1 进行归一化处理:

$$R_{ipv} = \frac{\hat{R}_{ipv}}{\max(R_{ipv})}. \quad (9)$$

在结构发生损伤后,结构的模态参数(如频率)等将发生变化,使得内积向量也发生改变,因此,可以通过结构损伤前后内积向量的差值来构建损伤指标 D_{ipv} 。

$$D_{ipv} = R_{ipv}^{\text{损伤}} - R_{ipv}^{\text{完好}}, \quad (10)$$

式中, $R_{ipv}^{\text{损伤}}$ 和 $R_{ipv}^{\text{完好}}$ 分别为结构损伤前与损伤后的加速度内积向量。当损伤程度较小时,为了使损伤的位置得到凸显,采用二阶差分法对 D_{ipv} 进行处理,得到新的损伤指标:

$$D'_{ipv} = D_{ipv}(i+1) + D_{ipv}(i-1) - 2D_{ipv}(i). \quad (11)$$

在经过二阶差分处理之后,对于未损伤单元, D'_{ipv} 等于 0 或者为接近于 0 的极小值,而损伤单元的 D'_{ipv} 值则很大,并以此进行结构损伤识别。

3 基于灰云模型的损伤识别

3.1 灰云模型

设 U 是一个定量论域, Q 是与 U 相联系的灰概念。如果定量值 $x \in U$, 并且 x 对 Q 所表达的灰概念的白化权 $GL(x) \in [0, 1]$ 是具有稳定倾向的随机数 $GL(x): U \rightarrow [0, 1], \forall x \in U, x \rightarrow GL(x)$, 那么白化权在论域上的分布就称为白化权灰云模型^[15]。灰云的数字特征包括: 峰值 C_s 、左界限值 L_s 、右界限值 R_s 、熵 En 、超熵 He , 记为 $GL(C_s, L_s, R_s, En, He)$ 。灰云模型的峰值、熵以及超熵如下所示:

$$C_s = \frac{L_s + R_s}{2}, \quad (12)$$

$$En = \frac{R_s - L_s}{6}, \quad (13)$$

$$He = k, \quad (14)$$

式中, k 为灰云熵的离散程度。

3.2 基于灰云模型的损伤识别

基于加速度内积向量和单条件规则发生器,并由灰云模型生成云规则库,根据测量输入值,通过云发生器推导出损伤预测值。从而建立了从内积向量到损伤系数的关联关系,就可以得到基于灰云模型的损伤识别方法。具体步骤如下:

1) 设立结构的损伤程度区间确立多个损伤模式,可设立 $[c_1, c_2]$ 、 $[c_2, c_3]$ 、 \dots 、 $[c_s, c_{s+1}]$ 共 s 个损伤模式,其中 $c_i (i=1, 2, \dots, s+1)$ 为损伤模式界限值。基于损伤模式的界限值,利用结构有限元模型和损伤界限值对应的内积向量值可建立前件云规则库。利用损伤模式界限值可建立后件云规则库,2 种规则库均采用白化权灰云模型^[15] 计算相应的峰值、熵以及超熵。

2) 利用实际损伤后含随机噪声干扰的多次测量数据,结合前件云发生器生成不同损伤模式下的多个云滴的确定度数值,再结合后件云发生器生成不同损伤模式下的多个云滴的损伤生成值,从而构成许多不同的 (x_r, μ_r) 组成的云滴。

3) 进行 s 种模式下云滴的加权计算,每个单元均可以计算出加权值,第 j 个单元的加权为

$$w_j = \frac{\sum_{i=1}^s (\mu_r)_{ji} (x_r)_{ji}}{\sum_{i=1}^s (\mu_r)_{ji}}. \quad (15)$$

(4) 最后通过均化过程将不确定性云滴数据转化为损伤信息,如果 u 测量每次生成 v 个云滴,会有 $u \times v$ 个值,可生成第 j 个单元的均化指标为

$$x_j = \frac{\sum_{p=1}^u \sum_{l=1}^v (\tau w_j)_{pl}}{uv} \quad (16)$$

可通过依次计算每个单元的均化指标进行损伤识别研究。

4 数值计算

考虑如图 2 所示的 1 个 Euler-Bernoulli 简支梁。该模型包括 20 个单元,梁总长为 6 m,梁的横截面积 A 为 0.005 m^2 ,惯性矩 $I=1.67 \text{ m}^4$,弹性模量 $E=32 \text{ GPa}$,密度 $\rho=2\,500 \text{ kg/m}^3$ 。结构的损伤采用刚度降低来模拟,考虑 2 种多损伤工况,第 1 种工况,单元 2 和 13 发生损伤,刚度分别降低 35%和 30%;第 2 种工况,在单元 3、9、15 发生损伤,刚度分别降低 30%,20%和 30%。云推理的相关参数是:选取 $s=7$ 种损伤模式,界限值分别为 0、0.1、0.2、0.3、0.4、0.5、0.6、0.7、0.8,基于界限值和灰云模型可构建前件云和后件云规则库;测量次数 $u=20$;每条条件生成云滴数 $v=100$;灰云离散度 $k=0.1$ 。选取一段白噪声作为结构外部激励,对结构施加激励荷载之后,采用 Wilson- θ 法可得到结构的加速度响应。同时,采用附加随机高斯白噪声模拟受噪声干扰的实验测量数据,噪声水平为 3%。为了获取相应的灰云推理数据,采用 20 次随机测量模拟试验数据识别结构的损伤。

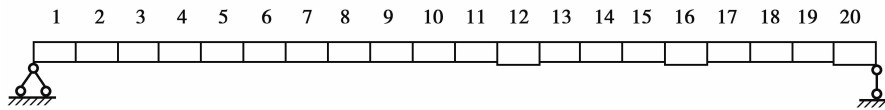


图 2 Euler-Bernoulli 梁
Fig.2 Euler-Bernoulli beam

4.1 多损伤工况 1

单元 2 和 13 发生损伤,刚度降低 35%和 30%,为了进行对比,也采用单纯的内积向量损伤识别指标对含噪数据进行了计算。单纯的内积向量指标的计算结果如图 3 所示。由图 3 可知,内积向量损伤指标受到测量噪声的干扰,产生了部分误识别现象。因该图纵坐标为内积向量值,故内积向量损伤指标无法表示损伤的程度问题,例如,单元 2 损伤程度高,而指标值却不高,单元 13 损伤程度较低,但指标值相对较高。基于内积向量和灰云模型的损伤识别结果如图 4 所示。由图 4 可观察到,灰云模型可以较好地识别结构的损伤问

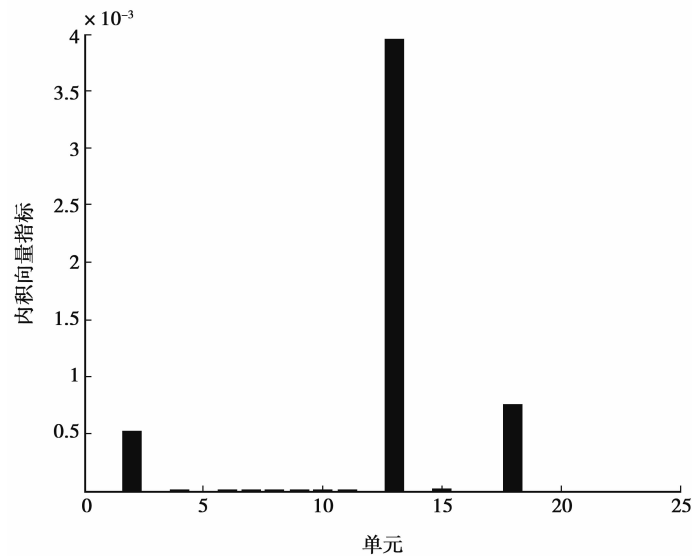


图 3 单元 2、13 损伤时内积向量法的识别结果(3%的测量噪声)
Fig.3 Identification results of inner product vector when damages occur in the 2nd and 13th elements(3% noise)

题,而且识别出的损伤程度高低趋势与真实情况一致,其纵坐标为损伤系数,相对于单纯的内积向量指标可以更有效和更直观地表示损伤问题。

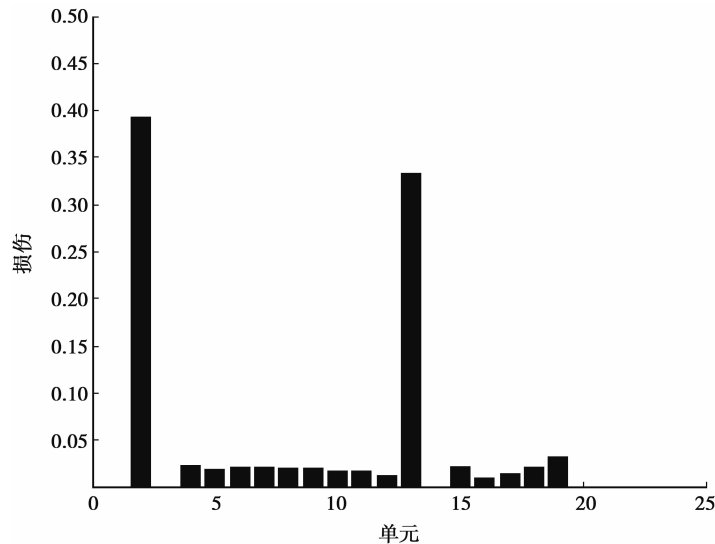


图 4 单元 2、13 损伤时灰云模型损伤识别结果(3%的测量噪声)

Fig.4 Identification results of gray cloud model when damages occur in the 2nd and 13th elements(3% noise)

4.2 多损伤工况 2

单元 3、9、15 发生损伤,刚度降低 30%,20%和 30%。采用了单纯的内积向量损伤识别方法进行计算。单纯的内积向量指标的计算结果如图 5 所示。由图 5 可知,单纯内积向量损伤指标受到了测量噪声的干扰,同样也产生了部分误识别现象,而且,内积向量损伤指标无法表示损伤的程度问题。如单元 3 损伤程度高,而指标值却不高,单元 9 损伤程度较低,但指标值相对较高。灰云模型的损伤识别结果如图 6 所示。由图 6 可发现,灰云推理可以较好地识别损伤问题,而且,识别出的损伤程度高低趋势与真实情况一致,接近真实的损伤系数,其相对于单纯的内积向量指标更为直观和有效。

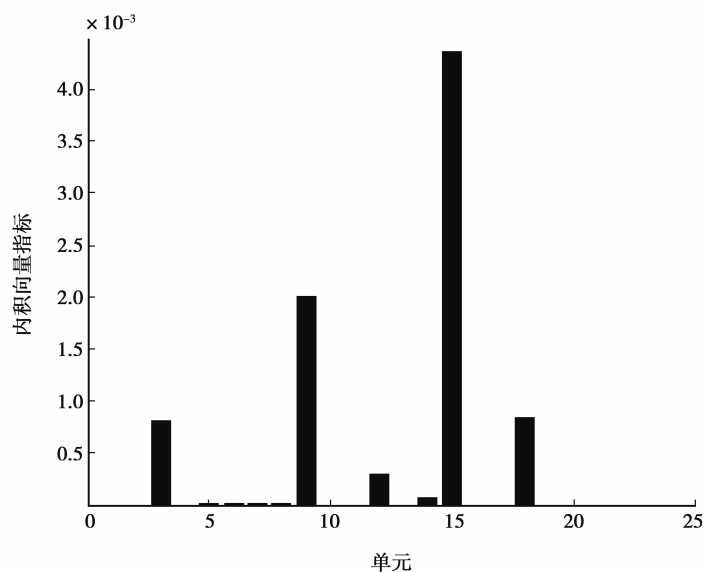


图 5 单元 3、9、15 损伤时内积向量法的识别结果(3%的测量噪声)

Fig.5 Identification results of inner product vector when damages occur in the 3th, 9th and 15th elements(3% noise)

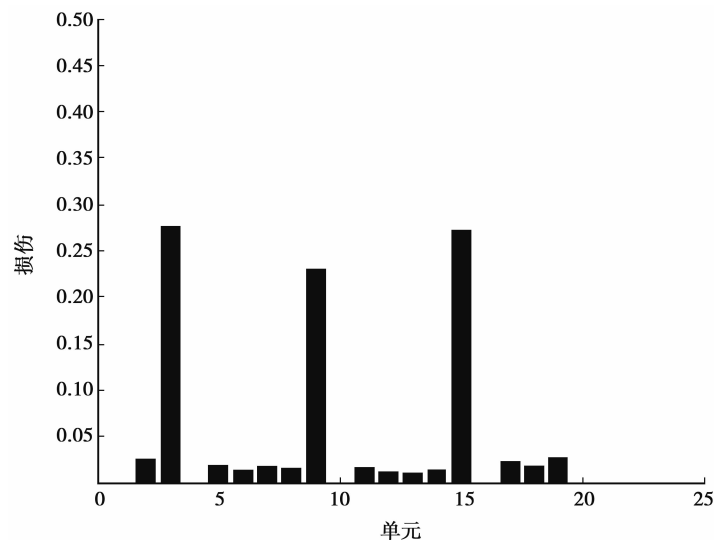


图 6 单元 3、9、15 损伤时灰云模型损伤识别结果 (3% 的测量噪声)

Fig.6 Identification results of gray cloud model when damages occur in the 3th, 9th and 15th elements (3% noise)

由以上 2 个例子可以发现,在考虑测量噪声情况下,单纯的内积向量损伤指标具有一定的损伤定位能力,但易受到测量噪声的部分干扰,由于其纵坐标为加速度的内积,无法表示损伤的程度。而将内积向量和灰云模型相结合,产生的基于灰云模型的损伤识别方法,可以解决损伤程度的表示问题,还可以处理测量噪声引起的不确定性问题,识别效果相对较好。由损伤指标的量纲分析可知,内积向量损伤指标是利用损伤前后归一化的内积向量差值构建损伤指标,归一化的内积向量进行了无量纲化处理,只具有损伤定位能力,而灰云模型方法将内积向量转化为损伤程度的度量,从而使损伤识别具有了定位和量化判断功能。

5 结 论

提出基于加速度内积向量和灰云模型相结合的损伤识别方法。通过对结构的时程响应分析建立了加速度内积向量损伤指标,考虑随机测量噪声等引起的不确定性问题,采用灰云模型和单条件规则发生器相结合来处理相应的不确定性问题和内积向量向损伤系数转化问题,利用多模式加权计算和均化方法进行了损伤识别研究。通过数值计算和理论分析,可以得出以下结论:1)单纯的内积向量损伤指标具有一定的损伤定位能力,但易受到噪声的干扰,由于其指标值并非损伤系数,故不具有损伤定量的能力。2)基于灰云模型的损伤识别方法,实现了内积向量向损伤系数的转化,该方法可以同时进行损伤的定位和定量识别,且抗噪能力较好,识别结果优于单纯的内积向量损伤指标。现实的工程结构往往更为复杂,采用基于灰云模型的损伤推理技术对于大型复杂结构的损伤识别研究仍需进一步探索。

参考文献:

- [1] Koh B H, Dyke S J. Structural health monitoring for flexible bridge structures using correlation and sensitivity of modal data[J]. Computers & Structures, 2007, 85(3/4):117-130.
- [2] Shi Z Y, Law S S, Zhang L M. Optimum sensor placement for structural damage detection[J]. Journal of Engineering Mechanics, 2000, 126(11): 1173-1179.
- [3] Stubbs N S, Osegueda R A. Global damage detection in solids-experimental verification[J]. Modal Analysis, 1990, 5(2): 81-97.
- [4] Seyedpoor S M. A two stage method for structural damage detection using a modal strain energy based index and particle swarm optimization[J]. International Journal of Non-Linear Mechanics, 2012, 47(1):1-8.

- [5] Guo H Y, Li Z L. Structural damage detection based on strain energy and evidence theory[J]. Applied Mechanics & Materials, 2011, 48-49:1122-1125.
- [6] Jiang S F, Zhang C M, Zhang S. Two-stage structural damage detection using fuzzy neural networks and data fusion techniques[J]. Expert Systems with Applications, 2011, 38(1):511-519.
- [7] 王乐, 杨智春, 王慧, 等. 白噪声激励下的复合材料层合结构损伤检测的内积向量法[J]. 振动与冲击, 2009, 28(4): 127-131.
WANG Le, YANG Zhichun, WANG hui, et al. Damage detection of composite laminated structure using inner product vector under white noise excitation[J]. Journal of Vibration and Shock, 2009, 28(4):127-131. (in Chinese)
- [8] 李德毅, 孟海军, 史雪梅. 隶属云和隶属云发生器[J]. 计算机研究与发展, 1995, 32(6):15-20.
LI Deyi, MENG Haijun, SHI Xuemei. Membership clouds and membership cloud generators[J]. Journal of Computer Research & Development, 1995, 32(6):15-20. (in Chinese)
- [9] 李德毅. 知识表示中的不确定性[J]. 中国工程科学, 2000, 2(10):73-79.
LI Deyi. Uncertainty in knowledge representation[J]. Engineering Science, 2000, 2(10):73-79. (in Chinese)
- [10] Li D Y, Liu C, Gan W. A new cognitive model: Cloud model[J]. International Journal of Intelligent Systems, 2009, 24(3):357-375.
- [11] 宋远骏, 李德毅, 杨孝宗, 等. 电子产品可靠性的云模型评价方法[J]. 电子学报, 2000, 28(12):74-76.
SONG Yuanjun, LI Deyi, YANG Xiaozong, et al. Reliability evaluation of electronic products based on cloud models[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(12):74-76. (in Chinese)
- [12] Liu C Y, Feng M, Dai X J, et al. New algorithm of backward cloud[J]. Acta Simulata Systematica Sinica, 2004, 16(11): 2417-2420.
- [13] Zhang W, Liu S, Sun B, et al. A cloud model-based method for the analysis of accelerated life test data [J]. Microelectronics Reliability, 2014, 55(1):123-128.
- [14] Orfanidis S J. Optimum signal processing: An introduction [M]. Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall, 1996.
- [15] 蔡红梅, 陈剑勇, 苏浩益. 基于灰云模型的电力变压器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2012(12): 151-155.
CAI Hongmei, CHEN Jianyong, SU Haoyi. Fault diagnosis of power transformer based on grey cloud model[J]. Power System Protection and Control, 2012(12): 151-155. (in Chinese)

(编辑 陈移峰)