

基于云模型和模型修正的不确定性损伤识别*

郑金铃¹, 骆勇鹏^{1,2}, 齐林³, 陈鑫^{1,2}, 廖飞宇^{1,2}

(1. 福建农林大学交通与土木工程学院 福州, 350002)

(2. 数字福建智能交通技术物联网实验室 福州, 350002)

(3. 中铁上海设计院集团有限公司 上海, 200070)

摘要 结构损伤识别中存在的确定性因素相互渗透、相互耦合,对识别结果有较大影响。针对此问题,提出基于随机模型修正和云模型漂移性度量(Kullback-Leibler divergence based on cloud model,简称KLDCM)的不确定性损伤识别方法。首先,采用云模型数字特征参数量化不同状态下实测数据的不确定性,并通过云发生器扩充实测数据;其次,基于改进随机模型修正方法计算与扩充后数据所对应的结构物理参数,根据云模型外包络曲线计算未知工况与健康工况下结构各单元物理参数的漂移度,并以归一化后各单元漂移度指标均值为阈值判别损伤单元位置;然后,在损伤位置判断的基础上,以损伤单元物理参数期望值来衡量损伤单元的损伤程度;最后,采用数值模拟和实际结构验证所提方法的可行性及可靠性,探讨了噪声水平、原始样本个数对损伤识别结果的影响。研究表明,与基于最大边界曲线法(maximum-boundary curve method,简称MCM)相比,所提方法受不确定性因素影响较小,具有更好的损伤识别精度。

关键词 损伤识别;响应面;模型修正;云模型;不确定性

中图分类号 O327;TU317

引言

受环境、荷载等因素的影响,土木工程结构在服役期间会出现不同程度的损伤,当损伤累积到一定程度时可能产生灾难性的事故,因此有必要及时、有效地对结构状态进行监测,以便发现结构的损伤位置和程度^[1]。作为健康监测的核心技术之一,损伤识别得到广泛的关注并已取得一定的成果,如基于静动力数据的损伤识别以及基于模型修正的损伤识别方法等^[2-4]。其中,基于模型修正的损伤识别方法包括直接法、灵敏度法和基于响应面的模型修正方法等^[5-6],主要通过调整模型参数使得模型响应与结构响应尽量接近,从而达到损伤识别的目的。上述方法通过采用确定性方法进行分析,无法有效地量化不确定性因素对结构响应的影响,可能导致损伤误判的问题。如何有效解决测量误差、模型误差等不确定性因素对损伤识别结果的影响成为损伤识别领域的研究热点^[7]。

目前,不确定性损伤识别方法主要有模糊数学^[8]、概率统计分析^[9]和区间分析^[10]。方圣恩等^[11]提出一种结构随机模型修正方法,用来确定结构不确

定性参数的概率统计特征。谭冬梅等^[12]基于挠度监测数据,提出一元线性回归模型结合损伤概率的拉索损伤识别方法。模糊数学和概率统计分析需要大样本数据确定隶属度函数和概率分布函数,对尺寸大、构件数目种类繁多、材料性能复杂的工程结构难以实现^[13]。区间分析仅需要不确定参数的上下界,相较于其他2种方法更容易量化。姜东等^[14]采用区间数来描述模态数据及结构物理参数的不确定性,提出了区间不确定性结构动力学有限元模型修正方法,修正后计算的模态参数能准确反映试验数据的区间特性。但是,区间分析容易发生区间扩张,估计的参数区间范围大于真实区间,可能引起损伤误判等问题。

此外,实际工程中各种不确定性因素可能同时存在并相互耦合,如随机模糊不确定性^[15]等,需要更加准确地量化这些不确定性因素对损伤识别结果的影响。Li等^[16]针对模糊集合论中的隶属函数提出了隶属云思想,并在传统模糊数学和概率统计的基础上提出了定性定量互换模型,将模糊性和随机性结合起来,逐步形成云模型理论。目前,云模型理

* 国家自然科学基金资助项目(51808122);福建省自然科学基金面上资助项目(2020J01580);福建省结构工程与防灾重点实验室(华侨大学)开放研究课题资助项目(SEDPFJ-2018-01)

收稿日期:2022-02-04;修回日期:2022-10-07

论在不同领域均有成功应用^[17]。Zheng等^[18]针对传统优化算法易陷入局部最优解的问题,将云模型理论与果蝇优化算法相结合,研究不同噪声条件下所提算法在简支梁和悬臂板结构中的识别效果。郭惠勇等^[19]结合应变能指标,对塔架结构模型进行了损伤位置识别。

上述方法通常是基于损伤特征参量的方法获取与结构状态相关的定量数据,再通过云模型发生器实现定量数据与定性概念之间的转换。根据计算的云模型数字特征可定义2个云模型的位置关系和逻辑关系,而建立在定性概念基础上的结构参数信息挖掘任务则需要对数据进一步进行相似性度量^[20]。相似性度量的方法主要有基于向量的度量方法^[21]和基于公共面积的度量方法^[22]。基于向量的度量方法忽略熵值与超熵值,削弱了不确定性。基于公共面积的度量方法是从云模型特征曲线的角度,通过积分计算云模型相交的交点及面积,其计算步骤较为复杂。许昌林等^[23]从概念漂移角度刻画2组数据之间的差异性,基于信息论中的KL散度(Kullback-Leibler divergence,简称KLD)结合云模型外包络曲线刻画数据的相似性,提出KLDCM法,该算法的效率与稳定性均高于传统度量方法。

笔者将KLDCM引入到损伤识别领域,结合随机响应面模型修正,提出新的不确定性损伤识别方法。首先,采用归一化的单元漂移度数据构造损伤位置判别指标 D_i ,以各单元的漂移度指标均值 $\text{mean}(D_i)$ 为阈值判定损伤位置;其次,以损伤单元物理参数期望值来衡量损伤单元的损伤程度;最后,通过数值模拟和实际结构验证了算法的可行性及可靠性,并探讨了噪声水平、原始样本个数等参数对识别结果的影响。

1 基于云模型漂移性度量和随机模型修正的结构损伤识别

1.1 基于逆向云发生器的响应数据不确定性量化

不确定性损伤识别流程如图1所示。云模型主要通过云发生器实现概念内涵与外延之间的双向认知转换。其中,逆向云发生器主要是通过参数估计的方式从数据样本中得到概念内涵的数字特征的估计值。为了量化结构响应不确定性对损伤识别的影响,笔者采用无需确定度的逆向云算法^[24]计算结构响应数据的数字特征 (E_x, E_n, H_e) ,把概念的模糊性和隶属度的随机性完整地表现出来,在保证超熵为正实数的同时确保了数据的有效性。具体计算过程如下。

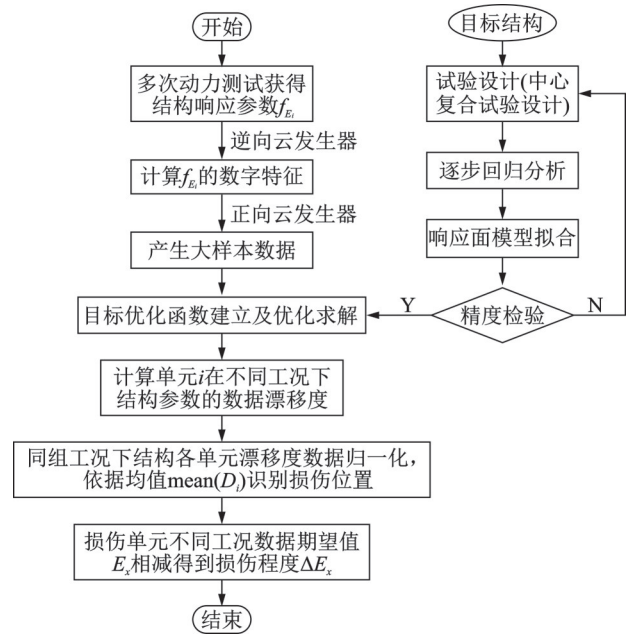


图1 不确定性损伤识别流程

Fig.1 Flow chart of uncertainty-based damage identification

结构响应数据的期望值 E_x 和熵值 E_n 分别为

$$E_x = \bar{f} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n f_{E_i} \quad (1)$$

$$E_n = \sqrt{\frac{\pi}{2}} \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |f_{E_i} - E_x| \quad (2)$$

其中: n 为同一工况中重复测量结构响应数据的次数; f_{E_i} 为结构在不同工况中的实测频率数据。

响应数据的样本方差 S^2 计算公式为

$$S^2 = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (f_{E_i} - E_x)^2 \quad (3)$$

文献[25]证明了 $S^2 = E_n^2 + H_e^2$,但实际中可能存在样本方差 S^2 偏小或是超熵 H_e 的估计值偏大,易导致出现 $S^2 - E_n^2 < 0$ 的情况。当 $S^2 - E_n^2 \geq 0$ 时,超熵计算式为

$$H_e = \sqrt{S^2 - E_n^2} \quad (4)$$

若 $S^2 - E_n^2 < 0$ 时,通过删除最接近 E_x 的云滴样本来降低样本方差 S^2 。实际应用时,删除的样本点越少,则保留的样本信息就越多,还原的精度也越高,因此选择 $e=1\%$ (e 为删除样本点占总样本的比例)。当数据样本点总数小于100时,每次删除1个离 E_x 最近的云滴样本。

1.2 基于改进随机模型修正的不确定性损伤识别

1.2.1 响应面建模

响应面法(response surface methodology,简称RSM)的基本思想是利用响应面函数逼近实际状态函数,因其具有快速计算的特性,在有限元模型修正

领域得到了一定的应用^[6]。二阶多项式响应面模型的典型形式为

$$f = \beta_0 + \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{i=1, j=2}^k \beta_{ij} x_i x_j + \sum_{i=1}^k \beta_{ii} x_i^2 \quad (5)$$

其中: $\beta_0, \beta_i, \beta_{ii}, \beta_{ij}$ 为待定系数; x_i, x_j 分别为参数的主效应和相互效应。

在损伤识别前需进一步评价响应面模型精度。目前常用 R^2 准则和 R_{adj}^2 校正准则进行精度检验, R^2 和 R_{adj}^2 值均处于 $[0, 1]$ 之间。 R^2 和 R_{adj}^2 值越大, 响应面模型越准确^[26]。

$$\begin{cases} R^2 = 1 - S_E/S_T \\ R_{\text{adj}}^2 = 1 - \frac{S_E/d_E}{S_T/d_T} \end{cases} \quad (6)$$

其中: S_T, S_E 分别为模型的总平方和(方差)和残差平方和; d_T, d_E 分别为模型总自由度和残差自由度。

1.2.2 基于改进随机模型修正的结构损伤识别

为了提高随机模型修正的效率, 在响应面模型修正的基础上, 文献[11]将随机模型修正过程分解为一组确定性修正过程, 该过程仅保留了反问题的优化过程, 即暂不考虑响应的测量误差。

本研究在随机模型修正的基础上, 引入云模型理论, 分解后的每个确定性修正过程的目标响应都是基于正向云发生器得到的一组响应样本。具体计算过程如下。

首先, 通过构建结构的响应面模型实现快速计算结构响应及优化反演求解; 其次, 基于逆向云发生器得到结构响应数据的数字特征, 继而通过正向云发生器^[24]得到定性概念的云模型。正向云发生器的计算方法如下:

1) 根据云模型数字特征生成以 E_n 为期望、 H_e 为均方差的正态随机数 E'_n ;

2) 生成以 E_x 为期望值、 E'_n 为均方差的正态随机数 x ;

3) 计算隶属度 $\mu(x) = e^{-(x-E_x)^2/(2E_n'^2)}$, 则 $(x, \mu(x))$ 为论域中的 1 个云滴;

4) 重复步骤 1~3, 直至产生 N 个云滴。

针对每一个响应样本进行确定性的模型修正计算, 得到 1 组参数值, 其模型修正可转化为多目标优化问题。优化目标函数为

$$\begin{aligned} \min \sum_{i=1}^m \left[\frac{f_{\text{RSM}}(x) - f_{\text{cloud}}}{f_{\text{cloud}}} \right]^2 \\ \text{s.t.} \quad x_{lk} \leq x_k \leq x_{uk} \end{aligned} \quad (7)$$

其中: x_k 为待修正参数; x_{lk}, x_{uk} 为结构参数的设计空间范围; f_{RSM} 为试验值; f_{cloud} 为云模型发生器产生的

样本。

随机模型修正得到的结构物理参数为大样本数据。引入云模型外包络曲线漂移性度量^[23]来量化健康工况及其他未知工况下结构物理参数的差异, 从而判断损伤位置和程度。

云模型的概念外延具有某种概率分布, 而 KLD 也称相对熵, 是 2 个概率分布 P 和 Q 差异的非对称性度量, 常用于衡量 2 个概率分布的差异性^[27]。对于连续型随机变量, 其 KLD 定义为

$$D_{\text{KL}}(P||Q) = \int p(x) \log \frac{p(x)}{q(x)} dx \quad (8)$$

其中: $p(x), q(x)$ 分别为 P 和 Q 的密度函数。

如果直接用云模型的概率密度函数计算 $D_{\text{KL}}(P||Q)$, 会导致没有解析解的情况。根据云模型的雾化特性, 采用云模型的外包络曲线来刻画其整体分布, 进而采用外包络曲线之间的差异来计算其漂移度。单元 i 在损伤前后结构特征参数分别为 $r_i^u(E_x^u, E_n^u, H_e^u)$ 和 $r_i^d(E_x^d, E_n^d, H_e^d)$, 其外包络曲线 $\mu_u(x)$ 和 $\mu_d(x)$ 所对应分布的密度函数分别为

$$p(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} (E_n^u + 3H_e^u)} \mu_u(x) \quad (9)$$

$$q(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} (E_n^d + 3H_e^d)} \mu_d(x) \quad (10)$$

依据 Gibbs 不等式, 式(8)不具有非负性与对称性, 与实际情况不符。根据云模型外包络曲线对 KLD 公式进行变换^[28], 得到

$$\begin{aligned} DJ_i(r_i^u||r_i^d) &= D_{\text{KL}}(r_i^u||r_i^d) + D_{\text{KL}}(r_i^d||r_i^u) = \\ &= \frac{1}{2} [(E_x^u - E_x^d)^2 + (\sigma_u^2 + \sigma_d^2)] \left(\frac{1}{\sigma_u^2} + \frac{1}{\sigma_d^2} \right) - 2 \end{aligned} \quad (11)$$

其中: $\sigma_u = E_n^u + 3H_e^u$; $\sigma_d = E_n^d + 3H_e^d$; $DJ_i(r_i^u||r_i^d)$ 越大, 表示 r_i^u 和 r_i^d 之间的差异性越大, 漂移程度也越大。

将同一工况下各单元 KLD 指标 $DJ_i(r_i^u||r_i^d)$ 归一化至 $[0, 1]$, 以归一化后数值 D_i 作为损伤定位指标, 具体计算公式为

$$D_i = \frac{DJ_i(r_i^u||r_i^d) - \min(DJ(r_i^u||r_i^d))}{\max(DJ(r_i^u||r_i^d)) - \min(DJ(r_i^u||r_i^d))} \quad (12)$$

其中: $\min(DJ(r_i^u||r_i^d)), \max(DJ(r_i^u||r_i^d))$ 分别为结构各单元漂移度数值最小值和最大值。

采用各单元归一化指标 D_i 均值 $\text{mean}(D_i)$ 作为阈值判别损伤单元位置, 即当单元 i 对应指标 D_i 大于 $\text{mean}(D_i)$ 时, 判定单元 i 损伤; 反之, 则为健康单元。

识别出结构的损伤位置后, 需要进一步定量分析损伤单元的实际情况。由于云模型的期望值 E_x

代表了该概念量化的最典型样本,因此以损伤单元的数据期望值 E_x 表征子结构的弹性模量。损伤程度识别精度采用对应参数的计算值和理论值之间的相对误差来衡量,即

$$\delta_i = \left| \frac{E_{xi}^d - E_{xi}^{theory}}{E_{xi}^{theory}} \right| \times 100\% \tag{13}$$

其中: E_{xi}^d 为损伤单元*i*参数计算值; E_{xi}^{theory} 为损伤单元*i*参数实际值; $|\cdot|$ 表示结果的相对值。

2 数值模拟验证

数值模拟所用的单跨简支梁模型如图 2 所示,共计 10 个梁单元。采用全局性的模态频率作为模型的输出响应。由于简支梁为对称结构,对称单元中的任何一个发生损伤都会引起相同的频率变化。因此,将对称单元合并为一个子结构,即算例中简支梁被划分为 5 个子结构,每个子结构包含了 2 个向梁跨中线对称的单元,分别拥有独立的参数表示子结构的弹性模量,即 $E_1 \sim E_5$ 。共设计了 4 种不同的损伤情况:①子结构 2 的弹性模量 E_2 降低 5%;② E_2 降低 10%;③ E_2 降低 15%;④ E_2 降低 10%,同时子结构 4 的弹性模量 E_4 降低 15%。

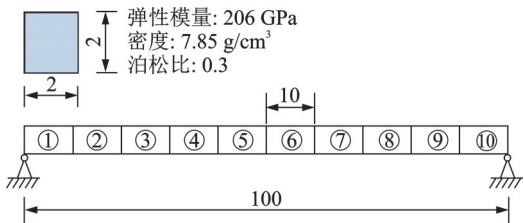


图 2 单跨简支梁模型(单位:cm)

Fig.2 Single-span simply supported beam model (unit:cm)

2.1 响应面模型

选取结构前 5 阶模态频率作为响应特征,各子结构的弹性模量作为输入参数。采用中心复合设计进行试验设计,每个参数的上下界设为 0.7*E* 和 1.3*E*,共生成 50 样本点($2^5 + 2 \times 5 + 8 = 50$,中心点为 8 个)。采用逐步回归分析建立前 5 阶模态频率的响应面模型,其中 1,2 阶模态频率的响应面表达式为

$$\begin{cases} f_1 = 5.268 + 0.012E_2 + 0.076E_3 + 0.086E_4 + \\ \quad 0.101E_5 + 1.000 \times 10^{-4}E_4E_5 - 1.200 \times 10^{-4}E_3^2 - \\ \quad 1.630 \times 10^{-4}E_4^2 - 1.810 \times 10^{-4}E_5^2 \\ f_2 = 0.467 + 0.028E_1 + 0.373E_2 + 0.481E_3 + \\ \quad 0.373E_4 + 0.028E_5 - 5.870 \times 10^{-4}E_2^2 - \\ \quad 7.110 \times 10^{-4}E_3^2 - 5.870 \times 10^{-4}E_4^2 \end{cases} \tag{14}$$

响应面模型精度检验结果如表 1 所示。由表可知,前 5 阶频率的 R_{adj}^2 值和 R^2 值均接近 1。这表明拟合的响应面模型具有较高的精度。

表 1 响应面模型精度检验结果

Tab.1 Accuracy test value of response surface model

频率	R^2	R_{adj}^2
f_1	0.955 6	0.947 0
f_2	0.948 9	0.939 0
f_3	0.978 8	0.973 4
f_4	0.974 8	0.967 5
f_5	0.977 6	0.971 1

2.2 云滴数对响应不确定性量化的影响分析

本研究将随机模型修正分解为多个确定性模型修正,每个确定性修正过程的目标响应都是基于正向云发生器得到的 1 组响应样本,即每个确定性修正过程的目标响应均为根据测试数据的数字特征,利用正向云发生器生成大量符合测试数据特征的大样本数据(云滴)中的 1 组响应。因为云滴的数量对参数不确定性量化有较大影响,所以假设结构固有频率的数字特征分别为 $r^u(25, 3, 0.1)$ 和 $r^d(25, 3, 0.55)$ 。首先,由正向云发生器分别得到云滴数为 10, 50, 100 和 200 的概念外延,再由逆向云算法得到频率数据概念内涵的数字特征,同时利用 KL 散度 $DJ(r_i^u \| r_i^d)$ 分别计算云滴数量不同的情况下数据之间的漂移度。不同样本数下数字特征的漂移度如图 3 所示。由图可知,随着云滴数的增加,逆向云发生器得到的认知结果与初始数据之间的漂移度逐渐减小,当样本量达到 100 后,数据漂移度结果稳定在 0.03 以内,即生成的云滴数量可准确描述结构响应的不确定性。因此,在后续计算中云滴数取值至少应大于 100,以保证扩充后的数据能够保留原始数据特征。

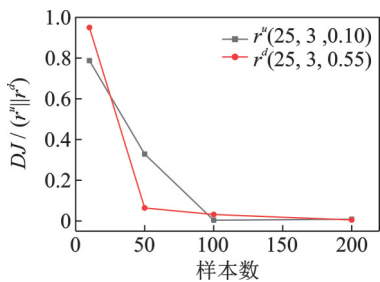


图 3 不同样本数下数字特征的漂移度

Fig.3 The excursion degree of numerical characteristic parameter under different sample numbers

2.3 原始样本个数对损伤识别的影响分析

当原始样本个数为 10, 30 和 50 时,分别计算不

同原始样本数下各子结构数据漂移度归一化结果,如图 4 所示。由图可知,当原始样本数为 10 时,所提方法仍可以准确识别损伤位置,不同原始样本个数对损伤定位结果的影响较小。表 2 为不同原始样本个数下损伤子结构损伤程度识别误差。由表可知,识别最大误差为 2.74%,具有良好的识别精度。

表 2 不同原始样本个数下损伤子结构损伤程度识别误差

Tab.2 Error of damage severity of damaged substructures with different numbers of original samples

%

原始样本个数	工况 1 E_2	工况 2 E_2	工况 3 E_2	工况 4 E_2 E_4	
10	1.73	0.54	0.99	0.26	1.60
30	1.69	0.65	1.02	0.29	1.59
50	1.74	0.66	2.74	0.31	1.60

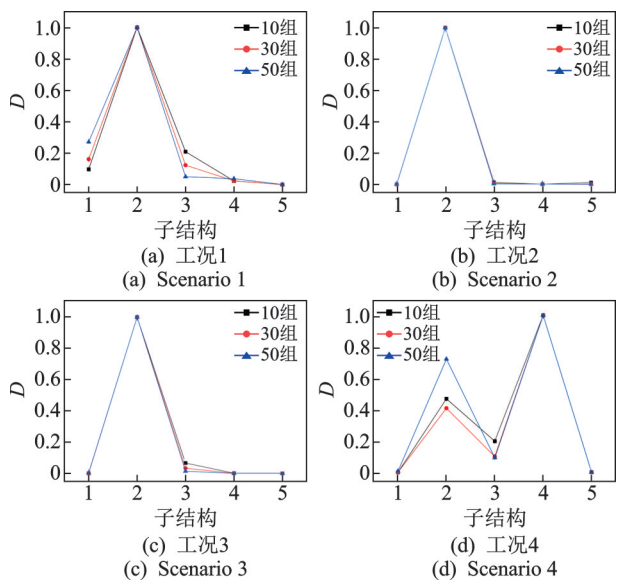


图 4 不同原始样本数下各子结构数据漂移度归一化结果
Fig.4 Normalization results of excursive of each substructure under different number of original samples

2.4 噪声对损伤识别结果的影响

分别在 50 组原始样本数据中添加 5%, 10%, 15% 和 20% 的白噪声,研究噪声对损伤识别结果的影响。分别基于云模型外包络曲线的最大边界曲线法和所提算法,构造损伤位置识别指标进行损伤诊断。在 10% 噪声下,不同方法的损伤定位结果如表 3 所示。可见,在多损伤工况中,同样以识别指标均值作为阈值,MCM 法在工况 4 中的阈值为 0.29,子结构 3 误判为损伤;本研究所提损伤定位指标阈值为 0.31,成功识别出损伤子结构 2 和子结构 4。与

KL 散度不同,MCM 为相似度指标,变化区间为 [0,1],与健康工况单元的相似度数值越接近 1,表明 2 组数据的相似度越高,发生损伤的可能性越低,这与 KL 散度结果正好相反。

其余不同噪声水平下,各工况损伤定位结果如图 5 所示。由图可知,单损伤工况中,所提算法均可以准确识别结构位置;多损伤工况中,随着噪声水平的增加,子结构 2 的漂移度数据逐步减小,损伤位置定位相较于单损伤工况的难度有所增加。表 4 给出了不同噪声水平下损伤子结构弹性模量的识别误差。由表可知,在各噪声水平下,弹性模量的识别误差均在 2.74% 以内,故所提算法具有较高的损伤识别精度和较高的抗噪性能。

表 3 不同方法的损伤定位结果

Tab.3 Damage location results of different methods

工况	指标	E_1	E_2	E_3	E_4	E_5	阈值
1	D	0.14	1.00	0.04	0.22	0.00	0.24
	MCM	0.33	0.01	0.54	0.62	0.84	0.47
2	D	0.02	1.00	0.00	0.00	0.00	0.20
	MCM	0.51	0.00	0.71	0.82	0.73	0.56
3	D	0.00	1.00	0.01	0.00	0.00	0.20
	MCM	0.68	0.00	0.29	0.81	0.85	0.53
4	D	0.00	0.49	0.05	1.00	0.00	0.31
	MCM	0.63	0.00	0.01	0.00	0.81	0.29

表 4 不同噪声水平下损伤子结构弹性模量识别误差

Tab.4 Error of elastic modulus of damaged substructures with different noise levels

%

噪声水平/%	工况 1 E_2	工况 2 E_2	工况 3 E_2	工况 4 E_2 E_4	
5	1.74	0.66	2.74	0.31	1.60
10	1.76	0.74	1.03	0.31	1.58
15	1.57	0.82	1.15	0.25	1.71
20	1.74	0.91	0.97	0.44	1.46

3 试验验证

3.1 试验概况

3 层框架的结构尺寸及测点编号如图 6 所示。框架总高为 0.75 m,每层高度为 0.25 m,梁的长度为 0.35 m,梁柱厚度为 0.03 m。模型由 3 根钢梁和 2 根钢柱组成,为方便更换损坏部件,采用螺栓连接,梁柱节点采用螺栓和角钢固定,底部基础采用刚性螺栓连接。钢材型号为 Q235,其密度为 7 850 kg/m³,弹性模量 $E=2.1\times 10^{11}$ Pa,泊松比为 0.3。

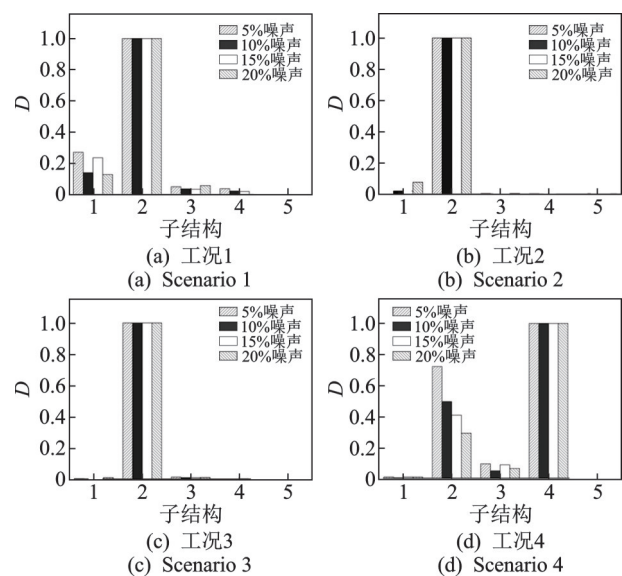


图5 不同噪声水平下各工况损伤定位结果

Fig.5 Damage localization identification results in different damage scenarios with different noise levels

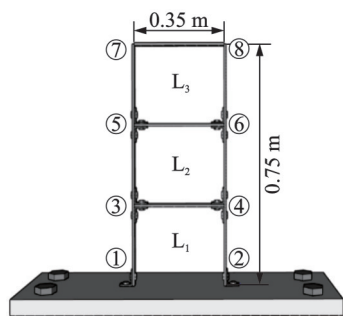


图6 3层框架的结构尺寸及测点编号

Fig.6 Structure design and the number of measurement points of the three-story frame

通过切割横梁来模拟损伤。损伤杆件设计如图7所示。其中： B_1 为健康梁； B_2 和 B_3 为损伤梁单元。损伤梁单元的切割长度为0.25 m，切割宽度分别为0.01 m和0.02 m，共设置3组损伤工况，通过替换 $B_1\sim B_3$ 的位置，模拟损伤位置及损伤程度的变化。具体损伤工况如表5所示。

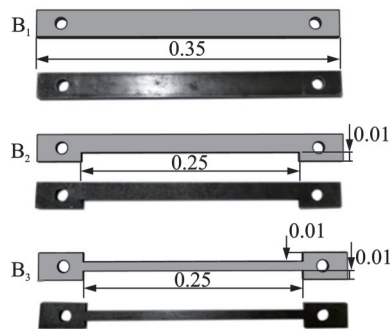


图7 损伤杆件设计(单位:m)

Fig.7 Design of damaged beam (unit:m)

表 5 损伤工况							
Tab.5 Setting of scenarios							
健康工况		工况 1		工况 2		工况 3	
位置	程度	位置	程度	位置	程度	位置	程度
L_1	—	L_1	10	L_1	20	L_1	10
L_2	—	L_2	—	L_2	—	L_2	20
L_3	—	L_3	—	L_3	—	L_3	—

试验概况见图8。力锤在3号节点施加水平方向的冲击力,右侧依次在4号、6号和8号节点布置加速度传感器。采样频率为500 Hz,试验采用单点激励多点采集的方式,采集各个传感器在不同工况下的水平加速度数据。为了减小试验误差,每次动态测试锤击5次取平均值,锤击力为 (20 ± 2) N。每个工况采集40组模态频率数据,通过正向云发生器将结构前2阶模态频率由40组扩充至2 000组。实测频率扩充结果如图9所示。

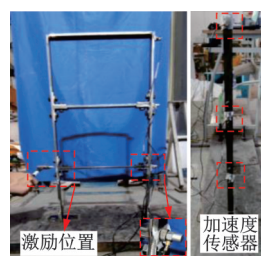


图8 试验概况

Fig.8 Overview of the experiment

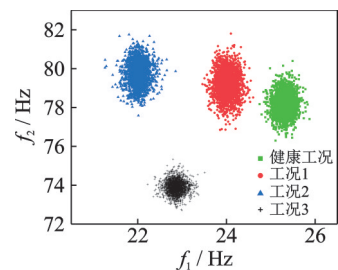


图9 实测频率扩充结果

Fig.9 Expanded measured frequency

3.2 损伤识别结果

表6为不同工况损伤定位结果。由表可知:损伤单元位置识别指标值均大于阈值,准确识别出3个工况的损伤单元;各工况中未损伤梁单元的指标变化范围为0.00~0.02。损伤梁单元截面宽度实际值与计算值对比结果如图10所示。其中,4个散点分别表示3组损伤工况对应的损伤梁单元,即工况1和工况2中的 L_1 单元、工况3中的 L_1 和 L_2 单元。可以看出,以损伤梁单元截面宽度实际值和预测值为横纵坐标的散点均分布在直线 $y=x$ 附近,即所提方法能较好地识别梁单元的损伤程度。

表 6 不同工况损伤定位结果				
Tab.6 Damage localization identification results in different damage scenarios				
工况	L_1	L_2	L_3	阈值
1	1.00	0.02	0.00	0.34
2	1.00	0.01	0.00	0.34
3	0.75	1.00	0.00	0.58

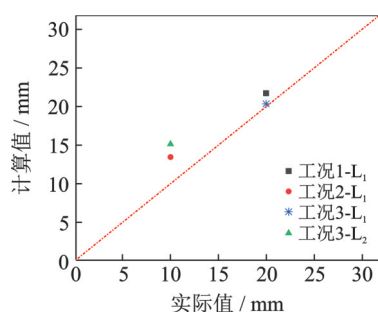


图10 损伤梁单元截面宽度实际值与计算值对比结果

Fig.10 Comparison diagram of actual and calculated values of section width of damaged beam element

4 结 论

1) 随着实测样本扩充数据量的增加,扩充后数据与初始数据之间的漂移度逐渐减小。当扩充量达到100组后,漂移度稳定在0.03以内,可准确描述结构实测数据的不确定性。因此,正向云发生器进行响应扩充时,云滴数至少要大于100。

2) 不同原始样本个数对损伤定位结果的影响较小。当原始样本数为10时,所提方法仍可以准确识别损伤位置和损伤程度。

3) 噪声对识别结果影响较小。在数值模拟中,20%噪声水平内,所提方法仍可准确识别结构的损伤位置和程度,识别误差最大为2.74%。

4) 本研究损伤识别主要通过响应面模型修正来实现。若结构单元数量较多,试验设计计算成本增大,优化反演难度也增大。因此,对于大型工程结构,建议采取多步损伤识别,即先识别损伤区域,然后在损伤区域进一步确定具体损伤位置和损伤程度。

参 考 文 献

- [1] 孙利民,尚志强,夏烨.大数据背景下的桥梁结构健康监测研究现状与展望[J].中国公路学报,2019,32(11):1-20.
SUN Limin, SHANG Zhiqiang, XIA Ye. Development and prospect of bridge structural health monitoring in the context of big data[J]. China Journal of Highway and Transport, 2019, 32(11): 1-20.(in Chinese)
- [2] CAWLEY P, ADAMS R D. The location of defects in structures from measurements of the natural frequencies[J]. The Journal of Strain Analysis for Engineering Design, 1979, 14(2): 49-57.
- [3] XU W, ZHU W D, XU Y F, et al. A comparative study on structural damage detection using derivatives of laser-measured flexural and longitudinal vibration shapes[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2020, 39(3): 59.
- [4] YANG Y, LIU H, MOSALAM K M, et al. An

improved direct stiffness calculation method for damage detection of beam structures[J]. Structural Control and Health Monitoring, 2013, 20(5): 835-851.

- [5] GÖRL E, LINK M. Damage identification using changes of eigenfrequencies and mode shapes[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2003, 17(1): 103-110.
- [6] FANG S E, PERERA R. Damage identification by response surface based model updating using D-optimal design[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(2): 717-733.
- [7] 侯立群,赵雪峰,欧进萍,等.结构损伤诊断不确定性方法研究进展[J].振动与冲击,2014,33(18):50-58.
HOU Liqun, ZHAO Xuefeng, OU Jinping, et al. A review of nondeterministic methods for structural damage diagnosis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2014, 33(18): 50-58.(in Chinese)
- [8] ZENG Y P, YAN Y Y, WENG S, et al. Fuzzy clustering of time-series model to damage identification of structures[J]. Advances in Structural Engineering, 2019, 22(4): 868-881.
- [9] 万华平,任伟新,钟剑.桥梁结构固有频率不确定性量化的高斯过程模型方法[J].中国科学(技术科学),2016,46(9):919-925.
WAN Huaping, REN Weixin, ZHONG Jian. Gaussian process model-based approach for uncertainty quantification of natural frequencies of bridge[J]. Scientia Sinica Technologica, 2016, 46(9): 919-925.(in Chinese)
- [10] 杜永峰,李万润,李慧.基于测量数据不确定性的结构参数识别[J].振动、测试与诊断,2012,32(4):629-633.
DU Yongfeng, LI Wanrun, LI Hui. Structural parameters identification based on uncertainty of measurement data[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2012, 32(4): 629-633.(in Chinese)
- [11] 方圣恩,林友勤,夏樟华.考虑结构参数不确定性的随机模型修正方法[J].振动、测试与诊断,2014,34(5):832-837.
FANG Sheng'en, LIN Youqin, XIA Zhanghua. A stochastic model updating method considering the uncertainties of structural parameters[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2014, 34(5): 832-837.(in Chinese)
- [12] 谭冬梅,姚欢,陈方望,等.基于温度挠度识别斜拉桥拉索损伤的研究[J].振动与冲击,2021,40(23):166-174.
TAN Dongmei, YAO Huan, CHEN Fangwang, et al. Identification of cable damage for cable-stayed bridge based on temperature deflection[J]. Journal of Vibration and Shock, 2021, 40(23): 166-174.(in Chinese)
- [13] 方圣恩,张宝.结合模态区间分析和IARR的不确定性损伤识别[J].振动、测试与诊断,2019,39(4):810-815.
FANG Sheng'en, ZHANG Bao. Uncertainty-based

- damage identification using model interval analysis and improved analytical redundancy reduction[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2019, 39(4): 810-815.(in Chinese)
- [14] 姜东, 费庆国, 吴邵庆. 基于区间分析的不确定性结构动力学模型修正方法[J]. 振动工程学报, 2015, 28(3): 352-358.
JIANG Dong, FEI Qingguo, WU Shaoqing. Updating of structural dynamics model with uncertainty based on interval analysis[J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(3): 352-358.(in Chinese)
- [15] 马瑞, 张强, 吴瑕, 等. 日风速随机模糊不确定模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(24): 6351-6358.
MA Rui, ZHANG Qiang, WU Xia, et al. Random fuzzy uncertain model for daily wind speed[J]. Proceedings of the CSEE, 2015, 35(24): 6351-6358.(in Chinese)
- [16] LI D, CHEUNG D, SHI X M, et al. Uncertainty reasoning based on cloud models in controllers[J]. Computers & Mathematics with Applications, 1998, 35(3): 99-123.
- [17] LI Q F, ZHOU H D, ZHANG H. Durability evaluation of highway tunnel lining structure based on matter element extension-simple correlation function method-cloud model: a case study[J]. Mathematical Biosciences and Engineering, 2021, 18(4): 4027-4054.
- [18] ZHENG T Y, LIU J K, LUO W L. Structural damage identification using cloud model based fruit fly optimization algorithm[J]. Structural Engineering and Mechanics, 2018, 67(3): 245-254.
- [19] 郭惠勇, 袁和发, 何清林. 基于改进云推理算法的塔架结构损伤识别[J]. 应用力学学报, 2020, 37(1): 365-371.
GUO Huiyong, YUAN Hefa, HE Qinglin. Damage identification of tower structure based on improved cloud reasoning algorithm[J]. Chinese Journal of Applied Mechanics, 2020, 37(1): 365-371.(in Chinese)
- [20] 杨洁, 王国胤, 刘群, 等. 正态云模型研究回顾与展望[J]. 计算机学报, 2018, 41(3): 724-744.
YANG Jie, WANG Guoyin, LIU Qun, et al. Retrospect and prospect of research of normal cloud model[J]. Chinese Journal of Computers, 2018, 41(3): 724-744.(in Chinese)
- [21] 张光卫, 李德毅, 李鹏, 等. 基于云模型的协同过滤推荐算法[J]. 软件学报, 2007, 18(10): 2403-2411.
ZHANG Guangwei, LI Deyi, LI Peng, et al. A collaborative filtering recommendation algorithm based on cloud model[J]. Journal of Software, 2007, 18(10): 2403-2411.(in Chinese)
- [22] 李海林, 郭崇慧, 邱望仁. 正态云模型相似度计算方法[J]. 电子学报, 2011, 39(11): 2561-2567.
LI Hailin, GUO Chonghui, QIU Wangren. Similarity measurement between normal cloud models[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(11): 2561-2567.(in Chinese)
- [23] 许昌林, 王国胤. 正态云概念的漂移性度量及分析[J]. 计算机科学, 2014, 41(7): 9-14, 51.
XU Changlin, WANG Guoyin. Excursive measurement and analysis of normal cloud concept[J]. Computer Science, 2014, 41(7): 9-14, 51.(in Chinese)
- [24] 陈昊, 李兵, 刘常昱. 一种无确定度的逆向云算法[J]. 小型微型计算机系统, 2015, 36(3): 544-549.
CHEN Hao, LI Bing, LIU Changyu. An algorithm of backward cloud without certainty degree[J]. Journal of Chinese Computer Systems, 2015, 36(3): 544-549.(in Chinese)
- [25] 罗自强, 张光卫, 李德毅. 一维正态云的概率统计分析[J]. 信息与控制, 2007, 36(4): 471-475.
LUO Ziqiang, ZHANG Guangwei, LI Deyi. Probability statistics analysis of one-dimensional normal cloud[J]. Information and Control, 2007, 36(4): 471-475.(in Chinese)
- [26] LUO Y P, ZHENG J L, YUAN M, et al. Structural damage identification using the similarity measure of the cloud model and response surface based model updating considering the uncertainty[J]. Journal of Civil Structural Health Monitoring, 2022, 12(5): 1067-1081.
- [27] BUDKA M, GABRYS B, MUSIAL K. On accuracy of PDF divergence estimators and their applicability to representative data sampling[J]. Entropy, 2011, 13(7): 1229-1266.
- [28] JEFFREYS H. An invariant form for the prior probability in estimation problems[J]. Proceedings of the Royal Society A Mathematical, Physical and Engineering Science, 1946, 186(1007): 453-461.



第一作者简介:郑金铃,男,1995年6月生,硕士生。主要研究方向为不确定性损伤识别、有限元模型修正。曾发表《Structural damage identification using the similarity measure of the cloud model and response surface-based model updating considering the uncertainty》(《Journal of Civil Structural Health Monitoring》2022, Vol.12)等论文。
E-mail:allenzhengjinling@163.com

通信作者简介:骆勇鹏,男,1989年2月生,博士、副教授、硕士生导师。主要研究方向为结构健康监测、人工智能在土木工程领域的应用。
E-mail:yongpengluo@fafu.edu.cn