

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2209702

基于递归量化观测的复合材料损伤贝叶斯估计方法*

刘小峰,张春兵,柏 林,陈兵奎

(重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400044)

摘 要:针对复合材料损伤定位定量识别中损伤指数构建困难与损伤预测的不确定性问题,提出一种基于递归量化特征观测的损伤状态贝叶斯概率估计方法。该方法无需基准无损信号参考与损伤波包识别,采用 Lamb 波信号的递归量化分析(RQA)特征,从结构非线性动力学角度对复材板内部损伤进行观测,根据特征与损伤位置大小的相关性进行敏感特征筛选。根据各传感路径信号的 RQA 特征与损伤形态参量间的线性/非线性关联特性,采用多变量二次交互模型建立了损伤状态的特征描述空间。综合考虑各传感路径中 RQA 特征对损伤观测的不确定因素,建立了复材板损伤状态的观测模型,采用贝叶斯更新算法对复材板损伤位置尺寸进行估计。复材板的脱层损伤仿真分析结果表明,本文提出方法无需分析结构损伤与 Lamb 波的复杂交互机制,就能同步实现复材板内部损伤的量化评估与定位分析,估计出的损伤位置大小在仿真模型的损伤参数设定值的 75%置信区间内,损伤估计成像区域与仿真损伤区域相符合。复合材料板的疲劳损伤试验分析结果表明,采用本文方法经过 24 次迭代更新后,得到的损伤面积与大小完全覆盖了 X 射线扫描检测的真实损伤。该方法充分考虑了复材板损伤评估中的不确定因素,更加贴合复合材料结构损伤检测与评估的工程实际应用,具有较好的应用前景。

关键词: 复合材料板;递归量化;损伤状态估计;定位成像;贝叶斯更新

中图分类号: TH-39 V219 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 460.4010

Bayesian estimation of composite structure damage based on recursive quantitative observation

Liu Xiaofeng, Zhang Chunbing, Bo Lin, Chen Bingkui

(College of Mechanical and Vehicle Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: Aiming to the problem of difficult construction of damage index and uncertainty of damage estimation in quantitative identification of damage localization of composite materials, this paper proposed a Bayesian update algorithm of estimating damage states based on recurrence quantization feature (RQA) observation. Without referring to the baseline signal in undamaged state, the method used the RQA features of sensed Lamb wave signal to observe the internal damage from the perspective of structural nonlinear dynamics, and performed sensitive feature screening based on the correlation and monotonicity between the features and the delamination location morphology. Combining the linear or nonlinear correlation between the RQA features of each sensing path and the delamination location and shape parameters, a quadratic interaction model between the features and the parameters was established. Considering the uncertainty of damage observation by RQA features, the observation model of delamination damage was built, based on which the Bayesian update algorithm was used to estimate the delamination damage location. The simulation results showed that the proposed method could simultaneously achieve quantitative assessment and accurate localization of internal damage in composites structure without analyzing the complex interaction mechanism of structural damage and Lamb waves, and the estimated damage location size was generally consistent with the damage parameter settings of the simulation model. And the estimated damage location size is within the 75% confidence interval of the damage parameter setting value of the simulation model, and the damage estimation imaging area is consistent with the simulated damage area. The experimental results verified that the damage area and size obtained after 24 iterations of update by this method completely cover the real damage detected by X-ray scanning. The proposed method fully takes into account the uncertainties

收稿日期: 2020-04-28 Received Date: 2020-04-28

* 基金项目: 国家自然科学基金(51975067, 52175077)项目资助

in the damage assessment of composite panels and is more suitable for the engineering practical application of damage detection and assessment of composite structures, and has good application prospects.

Keywords: composite structure; recursive quantization; damage state estimation; localization imaging; Bayesian updating

0 引言

复合材料结构具有质量轻、成本低、比强度和比模量高等诸多优点,广泛地应用于航天航空、能源电力、船舶运输等领域^[1],其损伤定位与评估检测对保证结构安全性,延长基础结构设施的使用寿命具有重要的理论意义和实际应用价值。与其他无损检测技术相比,Lamb波检测技术具有检测范围广、速度快、对结构内部损伤敏感、安全方便、成本低廉等优点,在大型各向异性复合材料结构的无损检测与健康监测中具有良好的应用潜力。目前常用的Lamb波的损伤定位方法大多基于损伤散射信号的传播距离,主要包括三角测量法^[2]、椭圆测量法^[3]、聚焦阵列法^[4]、相控阵法^[5]、时间反转成像法^[6]等。这些方法通常需要根据损伤散射信号的波达时间、波速、传播距离三者间的关系对损伤位置进行估计,其定位精度很大程度上取决于损伤波包飞行时间(Time of Flight, ToF)计算的准确性。但Lamb波的多模态特性及复合材料的非均质特性,增加了损伤波包识别与其ToF的计算难度,且随着检测距离的增大,损伤定位误差也会也越来越大。为了避免ToF的计算带来的定位误差问题,苏晨辉^[7]采用基于Lamb波层析成像技术,通过比较损伤前后信号的差异性,提取损伤指标,预测激励-传感路径附近发生损伤的概率。这种方法虽然不需要计算ToF,但检测条件、环境变化、人为操作误差等都会使得检测信号发生变化,很难分辨信号的差异是否为损伤引起的,从而造成损伤定位的误判。Sha等^[8]分析了与损伤相关的Lamb波信号局部异常振幅,采用波场曲率成像方法,对蜂窝状夹层板中的脱粘损伤进行了检测。这种波场成像的方法需要采用扫描激光多普勒测振仪获取被检测结构的密集波场数据,对实际工程中的操作环境要求较高,检测成本与计算成本也大大增加。王育鹏等^[9]以大量的模拟损伤样本和少量的真实损伤样本为基础,设计一种基于域自适应的损伤识别模型,实现从模拟损伤识别向真实损伤识别能力的迁移。但要指出的是,虚拟损伤到真实损伤之间的非概率分布的差异性会导致样本负迁移问题,从而导致模拟损伤数据建立的深度学习模型与实际结构损伤不相匹配的现象。

Lamb波在复合材料板中的传播机理复杂,与结构内部损伤的交互机制尚不清楚,损伤识别和定位过程存在较大的不确定性,将这些不可避免的不确定因素考虑在内进行损伤检测,能够有效提高损伤定位与评

估的合理性与准确性。Dehghan等^[10]考虑到ToF测量和波速的不确定因素,提出了一种基于扩展卡尔曼滤波的损伤定位的概率方法。在统计概率方法中,贝叶斯统计方法将所有参数假设为概率分布,并且结合了先验信息和样本数据进行统计推断,对噪声的敏感性更小,对监测数据量的要求不高,更适合于复材板损伤状态参量的非线性逆问题的求解。Gang^[11]在考虑模型和测量的不确定性的情况下,利用连续小波变换测量各传感器路径中散射波的ToF后,利用贝叶斯更新方法估计了铝板损伤位置和波速参数的概率分布。Schumacher等^[12]和Yan^[13]通过结合先验信息和测量的ToF数据,采用贝叶斯定理更新损伤位置和波速的参数的概率分布,分别对被动声发射信号源与板结构损伤进行了定位分析。Zhang等^[14]将包括损伤反射波在内的多个残差信号分解为基于位置分量的稀疏矩阵,采用多重稀疏贝叶斯学习策略进行了复材板脱层损伤的成像。Zhao等^[15]提出了一种基于稀疏贝叶斯学习框架的两阶段传播距离计算方法,并对复材板的单一损伤进行了定位分析。Chiachío等^[16]提出了一种基于贝叶斯反问题的全概率方法,对每个传感器的中散射信号ToF进行了严格的鲁棒估计,实现了金属板内部损伤的定位分析。Shuai等^[17]考虑了模式转换效应,采用贝叶斯模型类选方法对梁结构中裂纹数据量进行了识别,然后贝叶斯统计框架下确定了裂纹位置、深度和宽度。从文献[11-17]可见,目前大多基于贝叶斯估计的结构损伤定位方法,亦或以Lamb波在损伤板中的传播和散射模型为支撑,亦或以对损伤波包的辨识分离为前提,在损伤识别的可靠性、准确性、分析处理的快速性、恶劣检测环境的适应性方面都还有待提高。

由以上分析可知,目前关于基于Lamb波的复材板损伤定位与评估的研究已经取得列令人瞩目的成果。然而,由于现阶段研究人员对复合材料损伤与Lamb波的交互机理的认识尚不完全清晰,加之外在不确定因素的影响,关于其损伤定位评估的研究仍然存在诸多问题和不足。因此,本文在对Lamb波信号的递归分析基础上,采用递归量化分析(recursive quantitative analysis, RQA)特征对层合板的损伤状态进行观测,引入RQA特征与脱层损伤参量间的二次交互模型建立了层合板损伤状态描述空间,以各传感路径中的RQA特征为观测量并结合贝叶斯更新方法对层合板脱层损伤位置与大小进行了估计。

1 基于 RQA 特征的损伤观测模型

1.1 RQA 特征提取

在基于 Lamb 波的复合材料结构的无损检测中,可将 Lamb 波在结构板中的传播看作一个动力系统,系统损伤状态产生变化时,其响应的 Lamb 波信号也展现出不同的动力学特性。递归量化分析是对 Lamb 波信号的混沌特性,分叉特征,子相似性及确定性等动力学特性的描述方法,可有效表征复合材料板内部损伤状态,且无需进行 Lamb 波传播机理分析与损伤波包的识别,同时具有较好的噪声鲁棒性与损伤演化敏感性^[18]。设 Lamb 波检测信号为 $\{x_i\}_{i=1}^N$,选择延迟时间 τ 将信号嵌入到 m 维相空间,形成一组矢量序列, $\vec{s}_i = [x_i, x_{i+\tau}, \dots, x_{i+(m-1)\tau}]^T$, 则其递归图的数学表达式为:

$$R_{i,j} = \Theta(\varepsilon - \|\vec{s}_i - \vec{s}_j\|), i, j = 1, 2, \dots, N - (m-1)\tau \quad (1)$$

其中, $\|\cdot\|$ 是范数, $\Theta(\cdot)$ 是 Heaviside 阶跃函数, $\Theta(x < 0) = 0, \Theta(x \geq 0) = 1$; ε 是递归阈值, $\|\cdot\|$ 表示欧氏距离, ε 为递归阈值。若 $\vec{s}_i$ 和 $\vec{s}_j$ 的距离小于 ε , 则 $R_{i,j} = 1$, 表示两个向量发生递归, 递归图中的 (i, j) 处绘制一个点。根据递归图, 可计算如表 1 所示的 10 个 RQA 特征来对 Lamb 波信号中的损伤信息进行量化表征。

表 1 递归量化特征
Table 1 RQA features

特征参数	方程
递归率 (RR)	$f_1 = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}$
确定率 (DET)	$f_2 = \sum_{l=\min}^N l P^e(l) / \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}$
对角线长度平均值 (L)	$f_3 = \sum_{l=\min}^N l p(l) / \sum_{l=\min}^N p(l)$
最大对角线长度 ($L_{\max}$)	$f_4 = \max(\{l_i, i = 1, 2, \dots, N_l\})$
递归熵 (ENTR)	$f_5 = - \sum_{l=\min}^N v p(l) \ln(p(l))$
层流率 (LAM)	$f_6 = \sum_{v=v_{\min}}^N v P^e(v) / \sum_{v=1}^N v P^e(v)$
捕获时间 (TT)	$f_7 = \sum_{v=v_{\min}}^N v P^e(v) / \sum_{v=v_{\min}}^N P^e(v)$
最长垂直线长度 ($V_{\max}$)	$f_8 = \max(\{v_i, i = 1, 2, \dots, N_v\})$
第一型递归时间 (T1)	$f_9 = \{i, j: \vec{x}_i, \vec{x}_j \in \mathfrak{R}_i\} $
第二型递归时间 (T2)	$f_{10} = \{i, j: \vec{x}_i, \vec{x}_j \in \mathfrak{R}_i; \vec{x}_{i-1} \notin \mathfrak{R}_i\} $

注: $P^e(l) = \{l_i, i = 1, 2, \dots, N_l\}$ 表示对角结构的长度 l 的频率分布; $P^e(v) = \{v_i, i = 1, 2, \dots, N_v\}$ 表示垂直结构长度 l 的频率分布; N_l 和 N_v 分别代表对角线和垂线的绝对值; $p(l) = P^e(l) / \sum_{l=\min}^N P^e(l)$; $\mathfrak{R}_i$ 表示属于轨迹 $\vec{s}_i$ 的递归点。

1.2 损伤观测模型建立

宏观上的多铺层和各项异性、微观上的多相和非均质性导致复材板内部损伤与 Lamb 波的交互机制复杂, 要构建复合材料板损伤信息与信号特征之间的物理映射模型是难以实现的。基于 Lamb 波检测数据驱动的损伤评估方法, 可避免损伤与 Lamb 波的复杂交互机制分析, 直接采用数学模型与拟合算法建立复材板的损伤状态的观测模型, 以 Lamb 波信号特征指标为观测量进行损伤位置及大小的辨识。复材板的疲劳损伤形状通常可采用半椭圆形状进行近似, 损伤位置中心可表示为椭圆中心坐标 (x_0, y_0) , 损伤大小可由半椭圆的长度 D_x 与宽度 D_y 来表示。设传感路径在 (x, y) 坐标平面中的直线表达式为 $Ax + By + C = 0$, (A, B, C 为常量), 则损伤中心到传感路径的距离可表示为:

$$d = \frac{|Ax_0 + Bx_0 + C|}{\sqrt{A^2 + B^2}} \quad (2)$$

由于 Lamb 波损伤检测信号样本有限, 为了降低观测模型的复杂性, 复材板的损伤大小参数可表示为:

$$S = \sqrt{D_x^2 + D_y^2} \quad (3)$$

则复材板损伤参数向量可表示为 (S, d) 。根据 Lamb 波的损伤检测原理可知, 复材板损伤程度越大, 越靠近或经过损伤的传感路径中的 Lamb 波信号特征越能表征损伤状态。也就是, 传感路径中的损伤敏感特征 f 与 S, d 存在较强的单调相关性。设, 传感路径中信号特征 f_i 与损伤状态参量 (S, d) 间存在的线性或非线性函数关系为 $f_i = M_i(S, d)$ 。考虑到损伤程度与位置信息的关联性, 可采用二次交互模型^[19]来表征 $M_i(S, d)$, 即:

$$M_i(S, d) = a_{i5}S^2 + a_{i4}d^2 + a_{i3}Sd + a_{i2}S + a_{i1}d + a_{i0} \quad (4)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, k$, 表示 k 个损伤特征; $a_{i5}, a_{i4}, a_{i3}, a_{i2}, a_{i1}, a_{i0}$ 为模型参数, 其取值可以在 N 组损伤监测数据集 $\{f_n, S_n, d_n\}_{n=1}^N$ 的基础上, 以 (S, d) 为自变量, 以特征 f 作为观测值, 进行最小二乘拟合得到。要注意的是, 式(4)中的交互关系并非唯一, 可根据特征与损伤参数的相关性, 采用其他多变量交互模型^[19]。鉴于传感路径信号中的损伤特征及损伤状态模型存在较多不可控或不确定因素, 结合式(2)及(3), 式(4)可以转化为一个多参数损伤状态观测方程:

$$y_i = M_i(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}_i) + e_i \quad (5)$$

式中: $\mathbf{X} = [x_0, y_0, D_x, D_y]$ 为复材板损伤状态向量; y_i 是模型 M_i 对损伤状态 $\mathbf{X}$ 的观测值, 这里采用传感路径中 Lamb 波信号 RQA 特征来代替; $\boldsymbol{\theta}_i = [a_{i5}, a_{i4}, a_{i3}, a_{i2}, a_{i1}, a_{i0}]$ 模型参数; $e_i \sim N(0, \delta_e^2)$ 为观测噪声均服从零均值的高斯分布。设有 n 条传感路径, 每条传感路径中有 m 个损伤敏感特征, 则可得 $k = m \times n$ 个观测方程, 继而得

到损伤状态观测模型为:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{M}(\mathbf{X}, \boldsymbol{\theta}) + \mathbf{E} \quad (6)$$

其中, $\mathbf{Y} = [y_1, y_2, \dots, y_k]$ ($k = m \times n$) 是对损伤状态 $\mathbf{X}$ 的 k 个 RQA 特征观测量; $\mathbf{M} = \{M_i; i = 1, 2, \dots, k\}$ 为 k 个观测方程集合; $\boldsymbol{\theta} = \{\theta_i; i = 1, 2, \dots, k\}$ 为观测模型系数, $\mathbf{E} = [e_1, e_2, \dots, e_k]$ 为观测误差。

2 基于贝叶斯更新的损伤状态参量估计

贝叶斯更新可在小样本数据支撑的情况下,结合对系统/过程参数的先验信念和当前系统响应,提供对当前参数分布的合理估计。基于贝叶斯更新的损伤参量估计的原理是,采用不同观测方程 M_i 对复材板损伤状态向量 $\mathbf{X}$ 进行 k 次观测,从而得到 k 维度观测向量 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$,根据式(6)中的观测模型,采用贝叶斯更新求解观测向量为 $\mathbf{Y}$ 时的损伤状态最优估计量 $\hat{\mathbf{X}}$ 。设待估计的损伤参量 x_0, y_0, D_x, D_y 都服从高斯正太分布,即 $x_0 \sim N(\mu_{x_0}, \delta_{x_0}^2)$, $y_0 \sim N(\mu_{y_0}, \delta_{y_0}^2)$, $D_x \sim N(\mu_{D_x}, \delta_{D_x}^2)$, $D_y \sim N(\mu_{D_y}, \delta_{D_y}^2)$ 。其中参量 $\mathbf{X}$ 的先验分布 $p(\mathbf{X})$ 可以表示为:

$$p(\mathbf{X}) = p(x_0)p(y_0)p(D_x)p(D_y) \quad (7)$$

在贝叶斯理论的预测框架中,当待估计的损伤参量 $\mathbf{X}$ 取其可能的数值 $\mathbf{X}^j = [x_0^j, y_0^j, D_x^j, D_y^j]$ 时,模型预测的特征值 $M_i(\mathbf{X}^j)$ 与当前通道中提取的观测的特征数据 y_i 的相似程度,可采用似然函数可表示为:

$$p_{ij}(y_i | M_i(\mathbf{X}^j)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\delta_e} \exp\left(-\frac{(y_i - M_i(\mathbf{X}^j))^2}{2\pi\delta_e^2}\right) \quad (8)$$

贝叶斯参数估计的总体原理即为从 $\mathbf{X}$ 的一系列可能取值中挑选出使得 $p_{ij}(y_i | M_i(\mathbf{X}^j))$ 最大的 $\mathbf{X}$ 的取值。在获取观测数据 $\mathbf{Y} = \{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 后, $\mathbf{X}$ 的后验联合分布为给定 $\{y_1, y_2, \dots, y_k\}$ 时 $\mathbf{X}$ 的条件概率,记为 $p_{po}(\mathbf{X} | y_1, y_2, \dots, y_k)$,根据贝叶斯理论,则有:

$$p_{po}(\mathbf{X} | y_1, y_2, \dots, y_k) \propto p(\mathbf{X}) \frac{1}{(\sqrt{2\pi}\delta_e)^k} \exp\left(-\sum_{j=1}^k \left(\frac{y_i - M_i(\mathbf{X}^j)}{2\delta_e}\right)^2\right) \quad (9)$$

对于式(9)的贝叶斯模型,通常难以得到 $\mathbf{X}$ 参数后验分布的解析解,利用马尔科夫链蒙特卡洛(Markov chain Monte Carlo, MCMC)方法^[20]可对其求解。MCMC算法通过模拟的方法,直接从式(9)的后验分布中生成待估参数的样本,然后,从样本中得到待估参数的后验分布信息,进而确定后验概率最大时所对应的 $\mathbf{X}$ 具体数值。

3 仿真验证

3.1 有限元建模

在 ABAQUS 仿真软件中建立复合材料层合板仿真模型,尺寸为 $400 \text{ mm} \times 400 \text{ mm} \times 1.2 \text{ mm}$,其中铺层为对称的交叉铺层,每层 0.1 mm ,共 12 层,铺层的顺序为 $[0_2/90_4]_s$,复合材料板的密度 $\rho = 1517 \text{ kg/m}^3$,其他材料特性为: $E_1 = 175 \text{ GPa}$, $E_2 = 8.3 \text{ GPa}$, $G_{12} = 5.7 \text{ GPa}$, $\nu_{12} = \nu_{13} = 0.25$, $\nu_{23} = 0.31$ 。仿真模型即坐标设置如图 1 左侧所示,1~6 为导波激发点,7~12 为 Lamb 波接收点,对称分布在矩形的两侧;中心坐标为 (x_0, y_0) ,长宽分别为 D_x, D_y 的半椭圆形是位于 0° 铺层与 90° 铺层之间脱层损伤区域。仿真模型的单元类型选择 Explicit 单元库,连续壳族,分析时间长度为 0.0002 s ,步长增量为 $1 \times 10^{-8} \text{ s}$ 。模型最大的网格尺寸为 1.115 mm ,缺陷处的网格进行了进一步细化,如图 1 右侧所示。按照表 2 中脱层位置与尺寸建立 10 个有限元模型,选择仿真激励信号为 5 周期 250 KHz 的正弦波,激发模式采用 S0 模式。接收的 Lamb 波信号分析长度均为 $1 \times 10^{-4} \text{ s}$,采样频率为 100 MHz 。

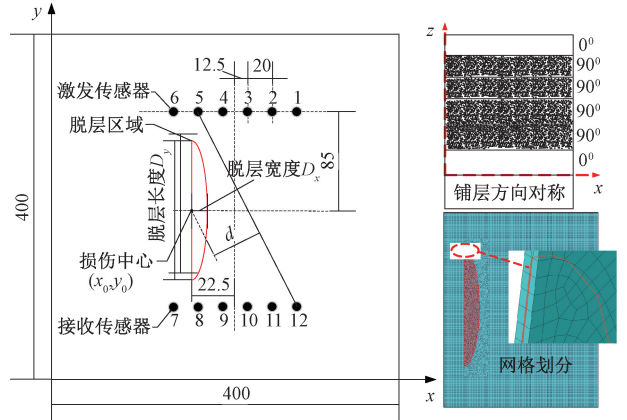


图 1 复合材料板仿真示意图

Fig. 1 Schematic diagram of composite laminate simulation

表 2 有限元模型的损伤参数设置

Table 2 Damage parameters setting in FEMs

FEM No.	x_0/mm	y_0/mm	D_x/mm	D_y/mm
1	—	—	0	0
2	165	189	2	10
3	167	190	5	20
4	169	192	8	40
5	173	196	11	55
6	175	198	13	85
7	177	200	13.7	100
8	179	202	17	115
9	181	204	20	145
10	183	206	23	165

3.2 特征筛选

采用 FEM. 1~FEM. 10 中传感路径 5~8 中的 Lamb 波信号进行分析递归量化分析,提取表 1 中 10 个 RQA 指数 RR 、 DET 、 L 、 $L_{\max}$ 、 $ENTR$ 、 LAM 、 TT 、 $V_{\max}$ 、 $T1$ 、 $T2$ 。为了进行损伤敏感特征筛选,采用特征的状态相关性与单调性指标^[21]对 RQA 特征进行评价,并对这两个指标按照式(10)进行加权,得到损伤特征的综合评价指数,即:

$$EI(f_i) = wCor(f_i, S) + (1 - w)Mon(f_i) \quad (10)$$

式中: $m=1, 2, \dots, 10$; $Cor(f_i, S)$ 、 $Mon(f_i)$ 分别表示第 i 个 RQA 特征与 S 的 Pearson 相关系数与单调性指标, w 为权重系数,这里取 0.6。根据式(10)计算得到的各个特征的评价指数如图 2 所示。从图 2 中可知特征 RR 、 L 、 $V_{\max}$ 、 $T1$ 的综合评价指数明显高于其他特征,因此选择这 4 个特征作为损伤敏感特征对复材板损伤状态进行观测。

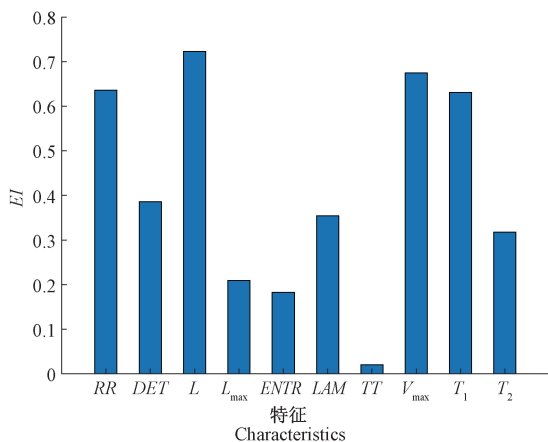


图2 RQA特征的综合评价指数

Fig. 2 Evaluation index of RQA features

接近或者通过脱层主要区域的传感路径信号往往包含更多的损伤特征信息,因此这里选择路径 4-7, 4-8, 5-8, 5-9, 6-8, 6-9 中的 Lamb 波信号进行是损伤敏感特征提取, FEM. 7 得到的数据作为验证数据, 未在图中画出, 结果如图 3 所示。由图 3 可知, 各路径中筛选出的 RQA 特征都对损伤状态演化较敏感, 随着脱层尺寸的增加成明显的单调上升或单调下降趋势。比较图 3(a)~(d) 与图 3(e)~(f) 可知, 敏感损伤特征随脱层宽度 D_x 与随脱层长度 D_y 的变化趋势基本一致, 这也说明了式(4)中采用 RQA 特征与损伤参量交互模型来描述损伤大小 S 的合理性。从图 3 的各个子图可以看出, 每个传感路径中的敏感特征的取值大小都各有同, 这表明损伤中心到传感路径的距离 d 与特征之间存在密切的相关性, 因此, 在损伤观测模型中考虑 d 的影响是必要的。

3.3 损伤定位评估

采用 FEM. 1~FEM. 6 及 FEM. 8~FEM. 10 共 9 个仿真模型中路径 4-7, 4-8, 5-8, 5-9, 6-8, 6-9 所获得的敏

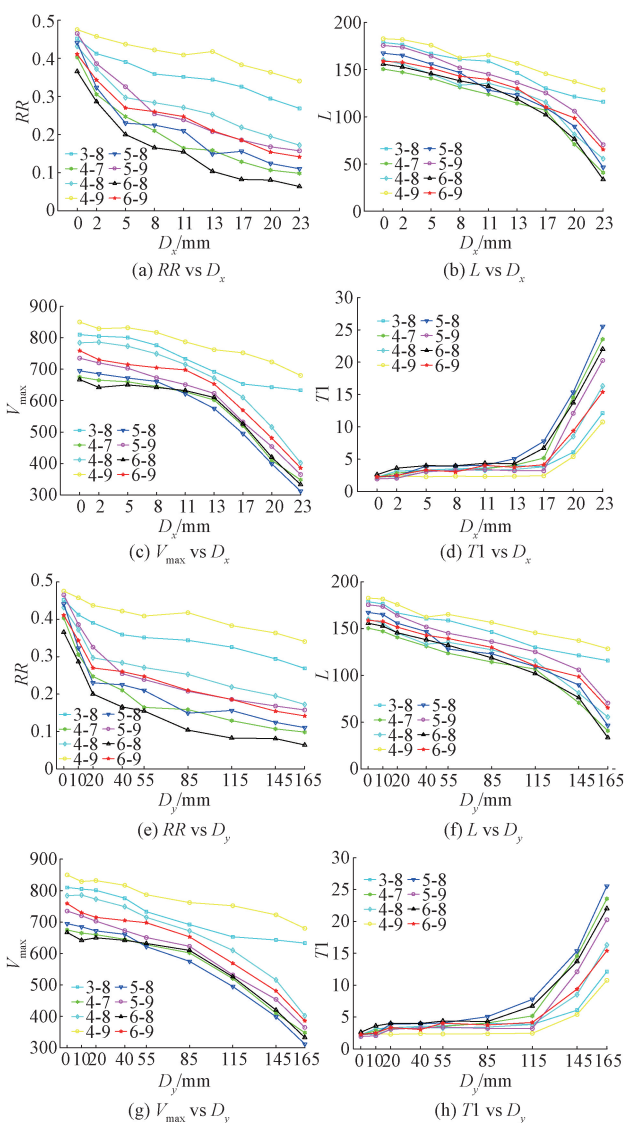


图3 有限元模型中各传感路径信号的 RQA 特征与脱层大小的变化关系

Fig. 3 Variation of RQA features of each sensing path signal in FEMs with respect to delamination size

感特征数据征 RR 、 L 、 $V_{\max}$ 、 $T1$ 作为观测数据, 以表 2 中 $[x_0, y_0, D_x, D_y]$ 数值为损伤状态数据, 按照式(3)~(5)对 6 个传感路径中的 4 个敏感特征数据进行最小二乘拟合, 得到损伤状态的 24 个观测方程, 进而建立式(6)中的损伤状态观测模型。以 FEM. 7 的 6 个传感路径中的 4 个敏感特征作为验证观测数据, 采用建立的观测模型对 FEM. 7 中的损伤状态 $X = [177, 200, 13.7, 100]$ 进行估计。

根据损伤信息的预估计, 设置脱层位置 x_0 坐标的先验分布为 $\mathcal{U}(140, 200)$, y_0 坐标的先验分布为 $\mathcal{U}(100, 350)$ 。其中, $\mathcal{U}(140, 200)$ 表示从下限 140 到上限 200 的随机均匀分布, 尽可能包括分层出现的所有可

能位置点。设置 MCMC 生成的样本数 $N = 10\,000$ 。初始脱层尺寸参数脱层宽度 D_x 的先验分布被设置为一个 $\mathcal{U}(0.001, 18)$, 而脱层长度 $D_y \sim \mathcal{U}(0.001, 150)$, 其中 $\mathcal{U}$ 表示均匀分布。基于 FEM. 7 中的 24 个 RQA 特征观测测量, 采用式 (7) ~ (9) 对其损伤状态参量 $\mathbf{X}$ 进行贝叶斯更新估计, 由于参数求解过程中, 需通过先验分布随机生成, 导致每次参数求解结果具有一定的随机性, 参数迭代估计过程如图 4 所示。为了评估参数估计的不确定度, 图 4 给出了 95% 与 75% 的置信区间, 估计参数随着迭代次数增加进行实时更新, $\mathbf{X}$ 各参数的估计置信区间范围不断变窄, 各参数的估计期望值也逐渐趋于稳定。采用贝叶斯估计得到的损伤参数值全部落在 95% 的置信区间内, 虽然在迭代更新前期落在了 75% 置信区间之外, 但后期都稳定在 75% 置信区间之内, 最后趋近实际测量值。

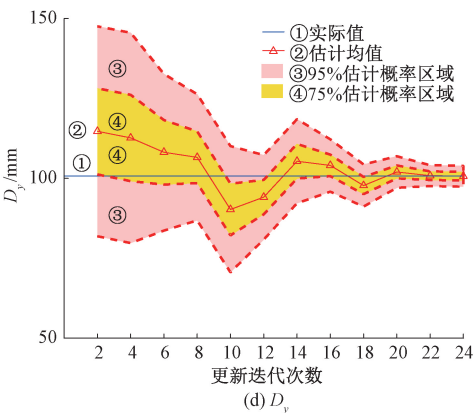
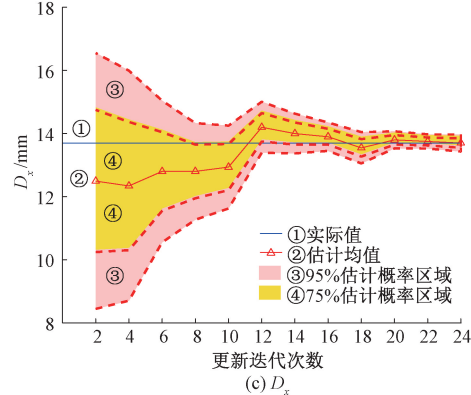
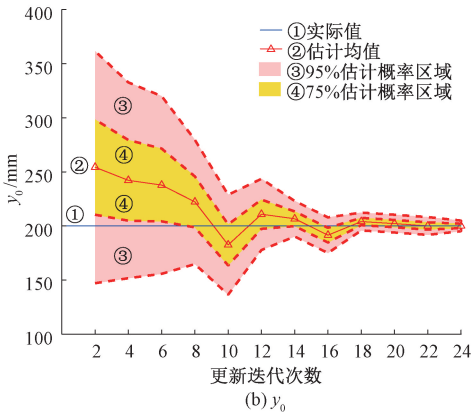
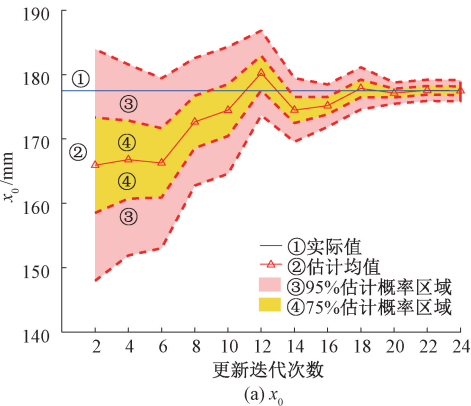
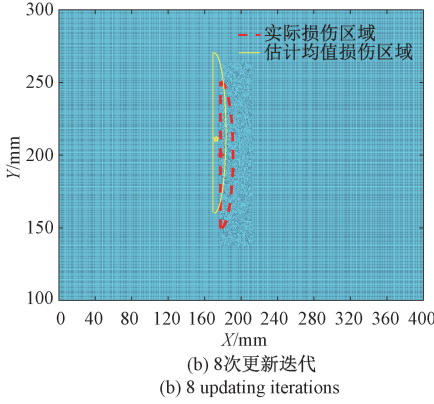
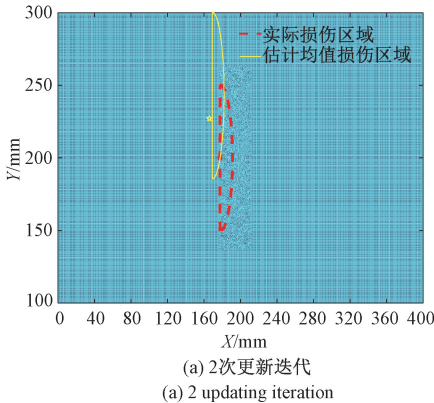


图 4 有限元模型的损伤参数估计

Fig. 4 Estimation of damage parameters of FEM

图 5(a) ~ (d) 中展示了置信度为 75% 时的损伤定位更新情况, 随着脱层损伤参数不断更新, 估计的损伤区域不断收缩, 损伤位置平均值不断接近真实的脱层中心。经过 24 次迭代更新后, 估计的损伤区域大小与有限元模型的真实损伤相符合, 损伤概率聚集中心点与图 5(d) 中虚线曲线的长轴中心点基本重合。图 5(e) 为图 5(d) 的联合概率密度函数图, 可以知道三维视图中的红色峰值聚集在最后一次更新的损伤中心位置, 表明了绝大多数的损伤估计点集中在虚线峰值附近, 该位置对应的损伤参数估计值 [177, 200, 13.7, 100], 与 FEM. 7 的损伤参数设定值基本相符。



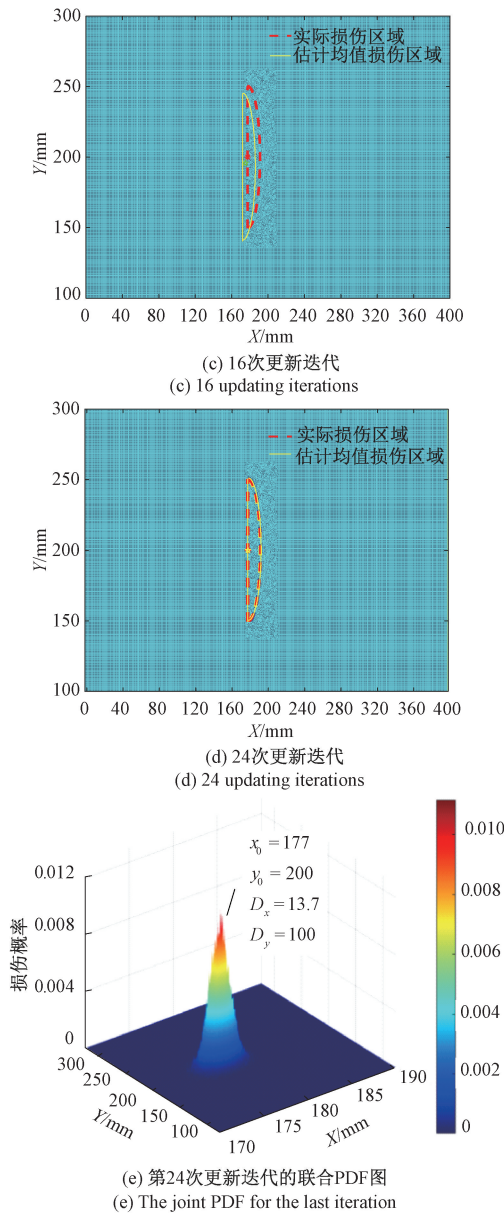


图5 有限元模型的损伤更新估计结果

Fig. 5 Damage update estimation results for finite element model

4 实例验证

4.1 试验描述

采用美国航天局提供的横向石墨-环氧复合材料层合板的疲劳循环试验数据^[22]对本文提出的模型及方法进行验证。该试验板结构及建立的坐标平面如图6(a)所示,其尺寸为353 mm(L)×152 mm(W)×0.152 mm(D)铺层顺序为 $[0_2/90_4]_s$;材料特性参数为: $E_1=127.6$ GPa, $E_2=8.51$ GPa, $G_{12}=6.5$ GPa, $G_{23}=2.82$ GPa $v_{12}=v_{13}=0.31$, $v_{23}=0.49$;左侧有一凹槽便于引导疲劳损伤的产

生,中间白线近似椭圆框显示了疲劳脱层损伤所在区域位置。试验板上布有12个PZT传感器,编号为1~12,分别取传感器1~6作为Lamb波信号激发器,传感器7~12作为Lamb波信号接收器,共产生36组响应信号。激发信号是中心频率为250 kHz的5周期的汉宁窗调制波,信号的采样频率为12 MHz。试验在力学测试与模拟(mechanical testing and simulation, MTS)机器上按照美国材料试验学会(American Society for Testing Materials, ASTM)标准下采用载荷控制的拉伸循环加载,在测试时施加4 Kip的力,频率为5 Hz,应力比为0.14。经过加载和疲劳循环后,凹槽周围出现了脱层损伤。每隔一定循环加载次数,采集一次各通道传感信号,并采用X射线对板材进行扫描,记录损伤位置尺寸,试验得到的 (D_x, D_y) 与疲劳循环次数之间的关系如图6(b)所示。

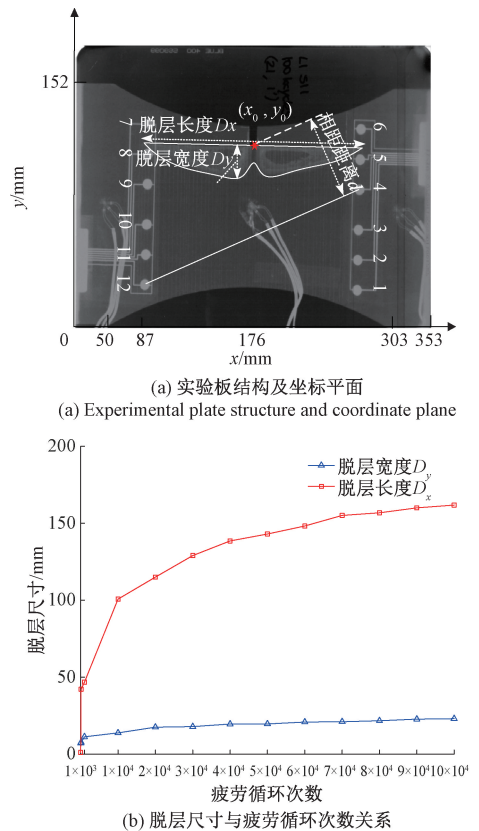


图6 试验配置和从X射线图像中获得的分层损坏数据

Fig. 6 Test configuration and delamination damage data obtained from X-ray image

4.2 损伤观测特征提取

图7给出了来自激发器5的各个传感路径信号中的敏感RQA特征与脱层尺寸的关系曲线。从图7(a)~(h)中的曲线整体趋势来,除了 $T1$ 与脱层大小呈正相关外,特征 RR 、 L 、 V_{max} 都与脱层大小呈负相关。不同传感路径上

的同一类型损伤特征的取值存在明显的差异性,离损伤中心较近的路径5-8、5-9、5-10上的敏感RQA值整体小于路径5-11、5-12,但随脱层尺寸的增大而呈明显下降趋势,从路径5-8到5-9再到5-10上的特征变化趋势逐渐减弱,说明越靠近损伤中心的传感路径中RQA特征对脱层损伤变化更为敏感。路径5-11、5-12离损伤中心较远,其RQA特征变化趋势平缓,说明不能较好地反映损伤状态的变化,不宜作为损伤观测量。可见,传感路径离损伤中心的距离与其对应的RQA特征的损伤状态表征能力具有较强趋势关联性,采用式(4)中二次交互模型回归模型来表征 D_x 、 D_y 、 d 及RQA特征之间的关联关系是合理有效的。

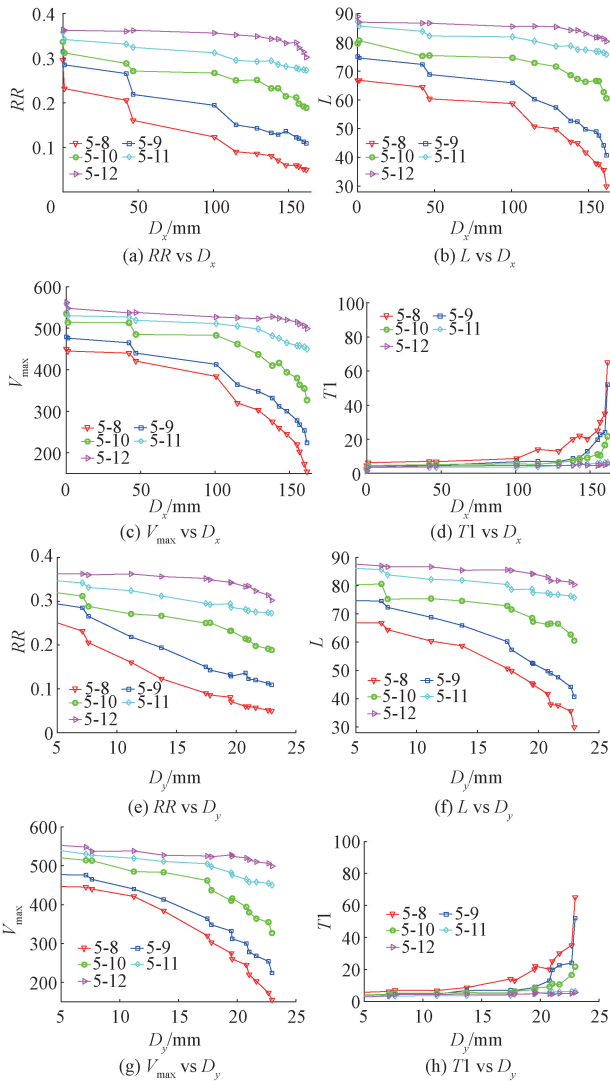


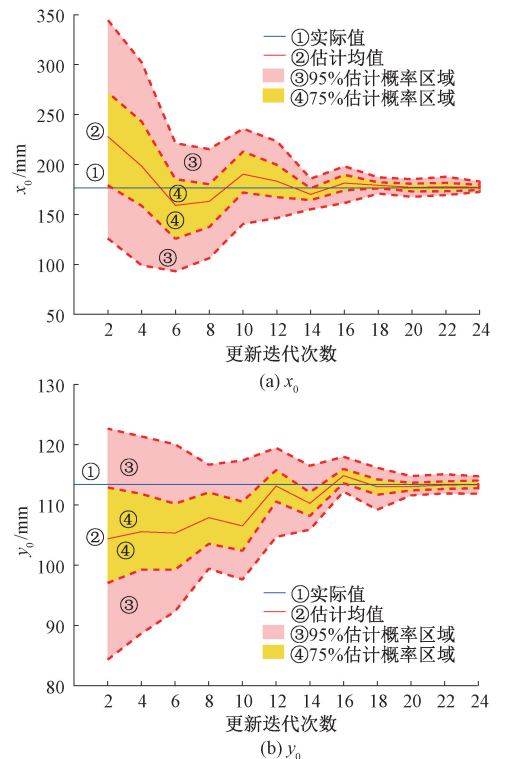
图7 试验板中各传感路径信号的RQA特征与脱层大小的变化关系

Fig. 7 Variation of RQA features of each sensing path signal in the specimen with respect to delamination size

4.3 贝叶斯更新估计

根据传感路径应尽量覆盖脱层热点区域的原则,同时排除受层合板凹槽影响的传感路径,最后选择非常接近或者通过脱层主要的区域传感路径4-7、4-8、5-8、5-9、6-8、6-9作为诊断路径,并按照式(4)建立6个诊断路径各个敏感RQA特征与损伤参量间二次交互模型,得到式(6)中的损伤参量观测模型,通过贝叶斯方法对损伤参量进行更新估计。选择图6(b)中 1×10^4 疲劳循环次数对应的损伤数据[177.5, 113.5, 100.7, 13.7]作为贝叶斯估计方法的验证数据,用于贝叶斯更新的数据为从6个诊断路径中获得的24个RQA特征。先对4个损伤参数(x_0, y_0, D_x, D_y)进行先验分布设置,即, $x_0 \sim \mathcal{U}(100, 350)$, $y_0 \sim \mathcal{U}(25, 125)$, $D_x \sim \mathcal{U}(0.001, 150)$, $D_y \sim \mathcal{U}(0.001, 18)$ 。MCMC生成的样本数 $N=10\ 000$ 。每次更新迭代时更新分层位置和分层大小的估计值,同时计算相应的中值和不确定性边界来描述每个更新结果的精度。图8(a)~(d)中展示了置信度为75%与95%时的损伤定位更新情况,随着脱层损伤参数不断更新,估计期望值上下波动,一段时间后趋于稳定,变化范围变小,估计的分层位置越来越接近真实位置。

图9给出了不同次数更新后层合板试件各单元损伤概率的贝叶斯成像,其中亮点表示损伤中心可能的位置。该成像方法与传统的椭圆概率成像思路不同,它是利用计算层合板上(x_0, y_0, D_x, D_y)先验分布确定的区域中每个位置单元出现损伤的概率来估计脱层损伤位置的最可



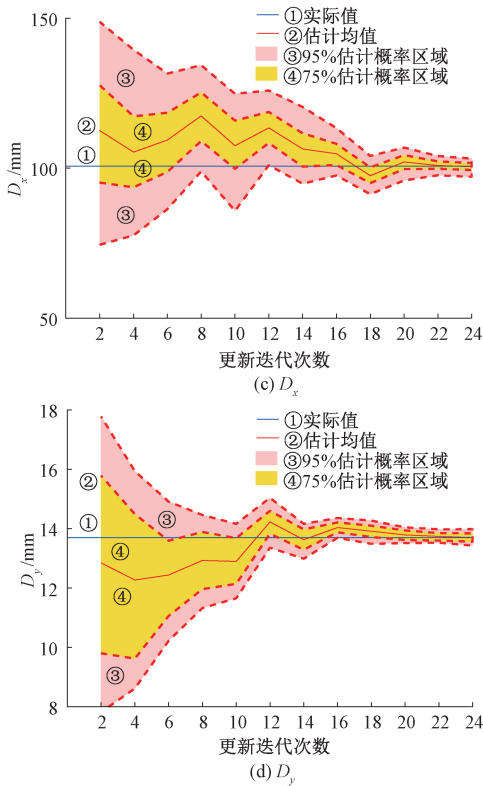


图8 试验板的损伤参数估计

Fig. 8 Estimation of damage parameters of the laminate plate

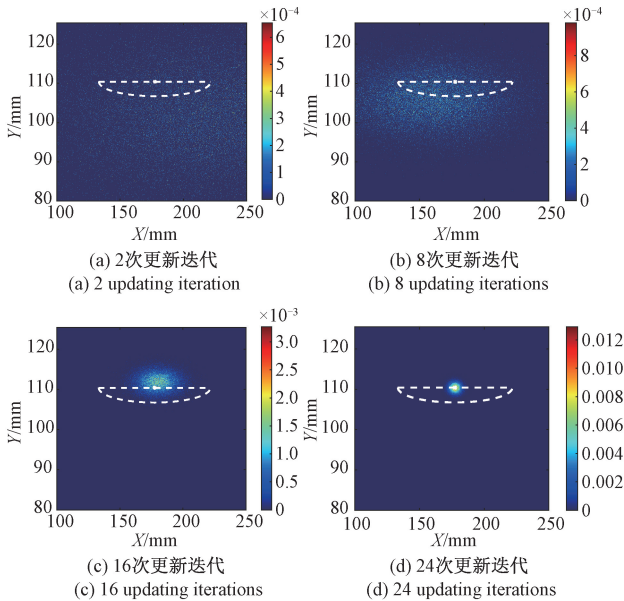


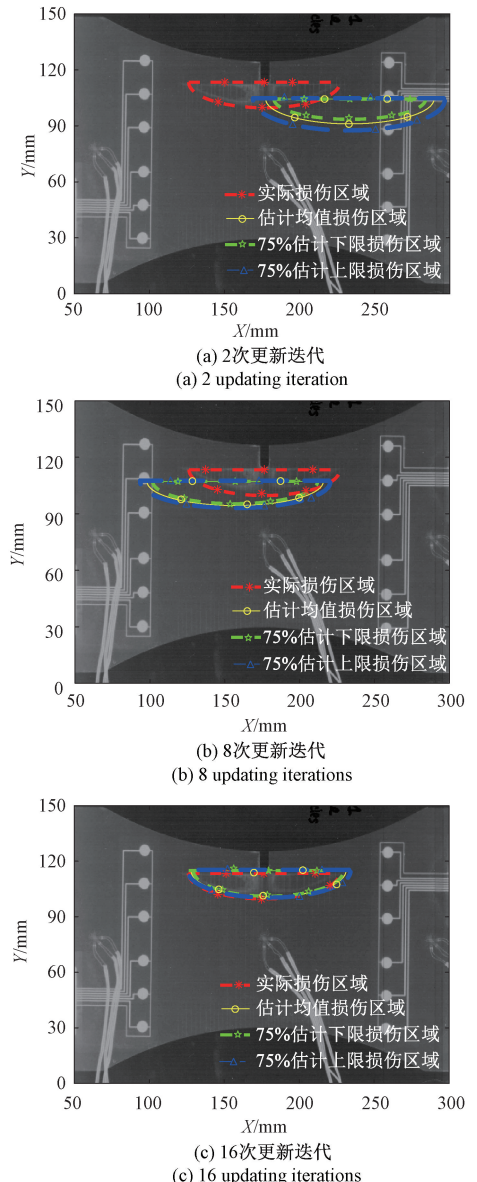
图9 试验板试件各单元损伤概率的贝叶斯图像

Fig. 9 Bayesian images of the damage probability at each cell of the specimen

能点/区域。损伤位置的估计区域越分散,那么估计的不确定性越大。从图9(a)~(d)可见,随着迭代次数的增

加,损伤位置从前期均匀分布(图9(a))逐渐转换为集中分布(图9(b)),然后靠近实际位置附近(图9(c)),最后集中在真实位置附近(图9(d)),其中白色半椭圆曲线的长轴中点为脱层的实际位置。

为了进一步表现贝叶斯更新模型验证效果,通过合并位置和大小估计信息,可以构建估计的分层估计区域与真实值关系。图10显示了X射线图像的真实脱层与贝叶斯更新模型的结果之间的比较。如图10所示,随着损伤参数 X 的后验分布不断更新,脱层参数更新与真实观测之间的差异越来越小;估计均值损伤区域不断接近实际损伤区域;75%估计上下限损伤区域逐渐收敛,并且逐步接近估计均值损伤区域。可以观察到,经过24次迭代更新后,估计的损伤面积和大小完全覆盖了从X射线观察到的真实分层。还可以注意到,75%不确定性边界



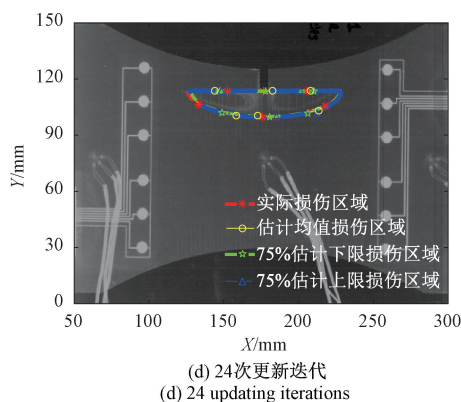


图10 试验板的真实脱层区域与更新结果对比

Fig. 10 The comparison between the true value and updating result

会变得更窄,这与图9(a)~(d)所示的结果一致,说明了基于贝叶斯更新方法在损伤定位成像中的有效性。

5 结 论

针对复材板的损伤定位与评估中损伤特征提取困难及损伤状态量测的不确定性问题,本文论文提出了一种基于递归量化特征观测的损伤状态贝叶斯更新估计方法,并采用有限元模拟仿真与复材板疲劳损伤试验对该方法进行了验证,得出了以下结论:

1)在对 Lamb 信号进行 RQA 特征提取的基础上,根据特征的状态相关性、单调性对 RQA 特征进行了优化选择,构建了能够表征复材板损伤状态的特征指标。

2)根据每条传感路径中 RQA 特征与损伤参量的线性或非线性相关性,建立了特征与损伤参数的二次交互模型,实现了 RQA 特征对损伤状态空间的观测描述。

3)考虑观测模型评估的不确定性与特征观测量的随机性,以各通道损伤特征为观测量,采用贝叶斯更新方法对损伤参数进行了估计,实现了复材板脱层损伤的定位与尺寸大小评估。

本文方法突破了 Lamb 波的多模态性、散射性、损伤波包的微弱性造成的损伤特征提取困难的问题,也不需要材料或结构的损伤机理进行深入理解和建模,在少量损伤检测数据的支撑下即可实现结构损伤的位置与大小的评估。本文研究成果在复材板疲劳损伤检测与健康评估方面具有较好的应用前景。

参考文献

[1] 周建民,陈超,涂文兵,等. 红外热波技术、有限元与 SVM 相结合的复合材料分层缺陷检测方法[J]. 仪器

仪表学报,2020,41(3):29-38.

ZHOU J M, CHEN CH, TU W B, et al. Composite layered defect detection method based on infrared thermal wave technology, finite element and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020,41(3): 29-38.

[2] ZUO H, XU C B, YANG ZH B. Music damage identification algorithm based on guided wave propagation model[J]. Journal of Aeronautics, 2021, 42(6): 12.

[3] RAGHAVAN A, CESNIC C. Guided-wave signal processing using chirplet matching pursuits and mode correlation for structural health monitoring[J]. Smart Materials and Structures, 2007,16:355-366.

[4] MOLL J, SCHULTE R, HARTMANN B, et al. Multi-site damage localization in anisotropic plate-like structures using an active guided wave structural health monitoring system[J]. Smart Materials and Structures, 2010, 19: 045022.

[5] 常琦,孟瑶,杨维希,等. 基于二维波束聚焦算法的低速冲击监测研究[J]. 振动与冲击, 2021, 40(3): 28-34.

CHANG Q, MENG Y, YANG W X, et al. Research on low speed impact monitoring based on two-dimensional beam focusing algorithm[J]. Vibration and Shock, 2021, 40(3): 28-34.

[6] WANG W, ZHANG H, LYNCH J P, et al. Experimental and numerical validation of guided wave phased arrays integrated within standard data acquisition systems for structural health monitoring[J]. Structural Control & Health Monitoring, 2018, 25(6): e2171.

[7] 苏晨辉. 基于主动 Lamb 波的复合材料层合板损伤识别技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2020.

SU CH H. Research on damage identification technology of composite laminates based on active Lamb wave[D]. Ji'nan: Shandong University, 2020.

[8] SHA G, HAO X U, RADZIENSKI M, et al. Guided wavefield curvature imaging of invisible damage in composite structures[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2021, 150: 107240.

[9] 王育鹏,吕帅帅,杨宇,等. 基于域自适应的复合材料结构损伤识别方法[J]. 航空学报, 2022, 43(6): 184-191.

WANG Y P, LYU SH SH, YANG Y, et al. Domain-based adaptive damage identification method for composite structures[J]. Journal of Aeronautics, 2022, 43(6): 184-191.

[10] DEHGHAN N E, SALAMONE S. A probabilistic framework for acoustic emission source localization in plate-like structures[J]. Smart Materials and Structures,

- 2012, 21:035009.
- [11] GANG Y. A Bayesian approach for damage localization in plate-like structures using Lamb waves [J]. Smart Materials & Structures, 2013, 22(3): 35012.
- [12] SCHUMACHER T, STRAUB D, HIGGINS C. Toward a probabilistic acoustic emission source location algorithm: A Bayesian approach [J]. Journal of Sound and Vibration, 2012, 331:4233-4245.
- [13] YAN G. A Bayesian approach for damage localization in plate-like structure using Lamb waves [J]. Smart Materials and Structures, 2013, 17:035012.
- [14] ZHANG H, HUA J, LIN J, et al. Efficient Lamb-wave based damage imaging using multiple sparse Bayesian learning in composite laminates [J]. NDT & E International, 2020, 116: 102277.
- [15] ZHAO M, ZHOU W, HUANG Y, et al. Sparse Bayesian learning approach for propagation distance recognition and damage localization in plate-like structures using guided waves[J]. Structural Health Monitoring, 2020, 20(1): 3-24.
- [16] CANTERO-CHINCHILLA S, CHIACHIO J, CHIACHIO M, et al. A robust Bayesian methodology for damage localization in plate-like structures using ultrasonic guided waves[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 122(MAY1):192-205.
- [17] SHUAI H, CHING-TAI N. Guided wave-based identification of multiple cracks in beams using a Bayesian approach[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2017, 84(Part A): 324-345.
- [18] 刘小峰, 杨康俊, 柏林. 基于 Lamb 波递归量化分析的复合材料裂纹损伤定征研究[J]. 振动与冲击, 2019, 38(10):250-255.
- LIU X F, YANG K J, BO L. Study on crack damage characterization of composite materials based on Lamb wave recursive quantitative analysis [J]. Journal of Vibration and shock, 2019, 38(10):250-255.
- [19] BO L, LIU X F, XU G J. Intelligent diagnostics for bearing faults based on integrated interaction of nonlinear features[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 16(2):1111-1119.
- [20] 何其锋. 基于贝叶斯模型的燃气轮机剩余使用寿命预测[D]. 北京: 华北电力大学, 2020.
- HE Q F. Prediction of remaining service life of gas turbine based on Bayesian model [D]. Beijing: North China Electric Power University, 2020.
- [21] JIN K, CAMERON B, DUNN B. On weighted composite scores for early Alzheimer's trials[J]. Pharmaceutical Statistics, 2019, 18(2): 239-247.
- [22] SAXENA A, GOEBEL K F, LARROSA C C. Accelerated aging experiments for prognostics of damage growth in composite materials[R]. National Aeronautics and Space Administration Moffett Field Ca Ames Research Center, 2011.

作者简介



刘小峰(通信作者), 2002 年于重庆大学获得学士学位, 2007 年于重庆大学获得博士学位, 现为重庆大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为结构健康监测与设备故障诊断, 智能测试与仪器。

E-mail: liuxfeng0080@126.com

Liu Xiaofeng (Corresponding author) received her B. Sc. degree from Chongqing University in 2002 and her Ph. D. degree from Chongqing University in 2007. She is now a professor and Ph. D. advisor at Chongqing University. Her main research interest include engineering signal processing, equipment monitoring and fault diagnosis, intelligent testing and instruments.



张春兵, 2021 年于合肥工业大学获得学士学位, 现为重庆大学硕士研究生, 主要研究方向为工程信号处理。

E-mail: zhangchunbing1@163.com

Zhang Chunbing received his B. Sc. degree in 2021 from Hefei University of Technology, now he is a M. Sc. student at Chongqing University. His main research interests include engineering signal processing.