

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412938

基于导波多特征交互融合的复材板损伤演化追踪^{*}

刘小峰, 周曾亮, 柏 林

(重庆大学高端装备机械传动全国重点实验室 重庆 400044)

摘 要:针对复合材料层压板疲劳损伤量化评估困难与其演化不确定性问题,提出了基于多特征交互融合的复材板疲劳损伤演化追踪方法。通过构建 Lamb 波信号多域特征交互融合的损伤指数观测方程,结合应变能释放模型与粒子滤波算法实现了复材板损伤状态的追踪。通过提取 Lamb 波信号的时频域特征、动态时间规整特征和传递熵特征等多域特征,全面表征复合材料板疲劳损伤状态,并以此作为损伤状态观测量,建立了复材板的损伤状态空间模型。在研究多域特征与复材板损伤程度的线性相关性的基础上,创新性地引入多变量交互预测模型,对多域损伤特征进行交互融合,建立了 Lamb 波信号特征与复材板损伤评价指数之间的映射关系,形成了损伤指数观测方程。在复材板应变能释放率模型基础上,综合考虑损伤演化的不确定性因素,利用粒子滤波算法实现了对复材板裂纹密度与脱层大小等损伤状态的追踪。通过有限元仿真及 T700G 单向碳纤维预浸料制成的复材板疲劳试验数据的分析,验证了所提出方法在追踪和预测复材板损伤状态方面的有效性与准确性。本研究不仅揭示了损伤指数的演化规律,还为复材板损伤的实时监测和演化预测提供了新的技术途径。

关键词: 复材板; 特征交互融合; 应变能释放率模型; 粒子滤波; 寿命预测

中图分类号: TH-39 V219

文献标识码: A

国家标准学科分类代码: 460.40

Composite laminate damage evolution tracking based on interactive fusion of guided wave multi-features

Liu Xiaofeng, Zhou Zengliang, Bo Lin

(State Key Laboratory of Mechanical Transmission for Advanced Equipment, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: To address the challenges in the quantitative damage evaluation and the uncertainty in damage evolution of composite laminate structures, a fatigue damage evolution tracking method for composite laminates based on multi-feature interactive fusion is proposed. This paper proposes a method for tracking the damage state of composite plates by constructing a damage index observation equation based on the interactive fusion of multi-domain features, combined with a strain energy release model and a particle filter algorithm. By extracting multi-domain features of Lamb wave signals, such as time-frequency domain features, dynamic time warping features, and transfer entropy features, the fatigue damage state of composite plates is comprehensively characterized. These features are used as observations of the damage state, and a damage state space model for the composite plate is established. To better capture the linear correlation between multi-domain features and the degree of damage in the composite plate, a multivariate interactive prediction model is innovatively introduced to fuse the multi-domain damage features interactively. This establishes a mapping relationship between Lamb wave signal features and the damage evaluation index of the composite plate, forming the damage index observation equation. Building on the strain energy release rate model of the composite plate and considering the uncertainty factors in damage evolution, the particle filter algorithm is employed to track the damage state, such as crack density and delamination size. The effectiveness and accuracy of the proposed method in tracking and predicting the damage state of composite plates are validated through finite element simulations and fatigue test data analysis of composite plates made from T700G unidirectional carbon fiber prepreg. This research not only reveals the evolutionary of the damage index but also provides a new technical approach for real-time monitoring and evolution prediction of damage in composite plates.

Keywords: composite laminate; feature interaction fusion; strain energy release rate model; particle filtering; life prediction

收稿日期: 2024-06-12 Received Date: 2024-06-12

^{*} 基金项目: 国家科技重大专项项目 (J2019-IV-0001-0068) 资助

0 引言

复合材料构件因其高比强度、高比模量、耐高温、抗腐蚀、易成型等优点,在航空航天、风力发电、医疗体育等领域得到了广泛的应用,但在长期服役过程中易产生基体裂纹、层间分离等损伤^[1-3],其损伤演化追踪对保障复材板构件的结构稳定性、服役安全性与工程应用的经济性等至关重要。Lamb 波是在板状结构中传播的弹性波,它具有易激发和接收、对结构内部微小损伤敏感,速度快,衰减慢,检测范围广等优点,非常适用于板材结构的健康监测与损伤检测^[4]。但由于 Lamb 波在形状欠规整、各项异性的层合板件传播过程中存在大量模式转换、边界反射以及传播各异性,使得传感信号异常复杂,缺陷特征信号十分微弱,传统的如飞行时间、信号能量等单域信号特征无法对复材板损伤进行全面准确的评估。因此,有必要通过特征融合建立综合损伤评估指数,实现对结构损伤状态的统一描述与准确评估。Zhang 等^[5]利用变分自编码器将不同路径的信息融合为损伤指数,实现了复材板损伤定位。Yang 等^[6]融合超声导波传感器模态和振动传感器模态数据,实现了对复材板结构损伤的监测。刘小峰等^[7]提出了一种基于自组织特征映射网络的特征融合方法,通过融合超声导波信号的敏感特征,实现了铝板的损伤量化。Liao 等^[8]提取超声导波信号降维后的多尺度特征,融合不同路径上的多尺度特征以实现复材板损伤高精度定位。尽管上述文献中的特征融合方法,提高了复材板的损伤评估的准确性。但要指出的,传统的特征融合方法大多建立在特征加权线性叠加或采用神经网络进行嵌入式融合基础上,前者受特征权值客观性与合理性的限制,未考虑特征之间非线性耦合关联性,后者则需多个先验损伤数据的进行模型训练且模型建立涉及多参数的确定,在工程实践中的可操作性有待提升。

为了实现复材板的疲劳损伤评估与寿命进行预测,近年来研究学者采用的疲劳损伤模型主要包括:渐进损伤模型^[9]、内聚力模型^[10]、剩余刚度模型^[11]及应力模型等。Nadjafi 等^[12]提出了一种基于连续损伤力学理论和蒙特卡罗模拟的概率方法,用于预测钉孔复材板层合板的疲劳寿命。宋江北等^[13]基于复材板损伤演化过程及剩余刚度退化规律,建立了一种在恒幅疲劳载荷下复材板刚度退化规律的模型。由于层合板疲劳试验的过程复杂与成本高昂导致其疲劳试验数据具有明显的小样本特性,且其损伤演化存在较大的不确定性,使得采用材料疲劳损伤设计曲线或模型参数的估计存在较大的误差。针对复材板小样本特性、影响因素不确定性大、模型参数及损伤变量多等特点,基于贝叶斯理论的粒子滤波(particle filter, PF)预测方法,在复材板结构疲劳损伤的演化及剩

余使用寿命(remaining useful life, RUL)预测得到了广泛的应用。Li 等^[14]基于 Paris 模型,利用 PF 实现了疲劳裂纹扩展参数估计和寿命预测。陈健等^[15]以分层损伤面积、损伤位置及损伤演化模型的参数建立状态方程,对加筋复材板结构分层损伤进行了贝叶斯诊断及预测。Chiachio 等^[16]构建了 Lamb 波波形特征与裂纹密度的数学模型,采用 PF 算法对裂纹密度的演化以及剩余寿命进行了估计。杨伟博等^[17]以 Paris 准则建立裂纹扩展状态方程,以 Lamb 波时间延迟损伤因子与裂纹密度建立观测方程,提出一种基于辅助 PF 的疲劳裂纹扩展预测方法,实现了孔边裂纹扩展的寿命预测。Lee 等^[18]根据复材板悬臂梁各截面厚度方向的机械应力变化和裂纹扩展引起电阻变化,使用粒子滤波实现了裂纹扩展长度的预测。由以上文献可知,基于粒子滤波的结构损伤预测方法均建立在裂纹密度或分层面积等直接损伤参数的观测模型的基础上的,但是这些直接损伤参数获取困难,使得损伤演化模型建立存在数据驱动不足的问题,限制了损伤预测结果的准确度。

基于以上分析,提取了基于多域指数交互融合的复材板损伤状态追踪方法。该方法在对复材板损伤检测的 Lamb 波信号时频域特征、传递熵特征以及动态时间规整特征进行同步提取的基础上,引入了变量非线性交互模型进行多域特征融合,以构建能够全面评估复材板损伤的统一指数,结合损伤应变能释放率(strain energy release rate, SERR)模型与 PF 算法,对复材板结构损伤进行评估与预测。

1 多指数交互融合

1.1 基于 Lamb 波信号的损伤指数提取

复材板结构损伤会导致其内部几何边界条件发生改变, Lamb 波通过损伤时会发生散射和投射现象,导致波包伸缩变形、幅值变化、频谱相移,使得 Lamb 波传感信号幅值、频谱及能量等对比无损情况都会产生不同程度的变化。设损伤状态下传感器接收的 Lamb 波信号为 $S = \{s_i\}_{i=1}^I$, 其功率谱为 $\{h_k\}_{k=1}^K$, 其中 I, K 分别表示信号时域与频域点数;无损状态下的接收信号为 $Y = \{y_i\}_{i=1}^I$, 其功率谱 $\{p_k\}_{k=1}^K$ 。为了评估 Lamb 波信号与复材板结构损伤交互中的幅值变化和能量损失,采用式(1)中的均方根差异系数(root mean square damage index, RMS-DI)作为损伤特征参数 f_1 。

$$f_1 = \left| 1 - \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N s_i^2}}{\sqrt{\sum_{i=1}^N y_i^2}} \right| \quad (1)$$

复材板损伤对 Lamb 波的反射和散射会导致传感器

接收的 Lamb 波信号频谱出现明显的偏离。为了表征 Lamb 波信号与损伤交互导致的波包伸缩程度变化,采用式(2)中的偏斜度差异指数(skewness damage index, SK-DI)作为损伤特征参数 f_2 ,即:

$$f_2 = \left| 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (s_i - \bar{s})^3}{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^3} \right| \quad (2)$$

其中, $\bar{s}$ 与 $\bar{y}$ 分别表 S 与 Y 的时域均值。Lamb 波通过损伤时会出现频散现象,造成主频率发生偏移。为了表征 Lamb 波信号与损伤交互导致的频率偏移变化程度,采用频谱均值差异指数(frequency mean damage index, FM-DI)作为损伤特征 f_3 。

$$f_3 = \left| 1 - \frac{\sum_{k=1}^K h_k}{\sum_{k=1}^K p_k} \right| \quad (3)$$

为了从 Lamb 波波形的形态特征与信息分布特征方面对损伤进行描述,引入加权动态时间规整算法对损伤信号 S 相对无损基准 Y 间的波包差异性进行量化表征,采用式(4)中的 Lamb 波波形轮廓差异指数(wave profile damage index, WP-DI)作为损伤特征指数 f_4 。

$$f_4 = w_{|i-j|} a_{ij} + \min \begin{cases} D(i+1, j+1) \\ D(i, j+1) \\ D(i+1, j) \end{cases} \quad (4)$$

式中: a_{ij} 表示 s_i 与 y_j 两点间欧式距离; $w_{(i)} = \frac{w_{\max}}{1 + \exp(-g(i - m_c))}$ 为权重函数; $w_{\max}$ 是上限权重参数; g 控制函数的曲率; m_c 为序列的中点; $D(i, j)$ 表示最佳匹配距离,求解过程见文献[19]。

传递熵表示一段时间内一个变量向另一个变量传递的信息量,可用于度量两个信号间的动态相互依赖程度^[20]。当被测 Lamb 波信号所包含信息与无损基准信号较相似时,两信号间传递熵值的值会较小;当结构出损伤后,传感器接收的 Lamb 波所携带的信息(如声速、振幅、主频等)产生明显变化,会导致测试 Lamb 波与无损基准之间非线性耦合程度加大,从而使得递熵指标显著增大。因此,可采用 Y 与 S 间的传递熵(transfer entropy damage index, TE-DI)作为损伤特征指数 f_5 ,其计算公式为:

$$f_5 = \sum P(s_{i+\tau}, s_i^{(l)}, y_i^{(m)}) \log \frac{p(s_{i+\tau} | x_i^{(l)}, y_i^{(m)})}{p(s_{i+\tau} | s_i^{(l)})} \quad (5)$$

式中: $P(\cdot | \cdot)$ 表示条件概率; τ 为延迟时间,这里取值为1; $s_i^{(l)} = (s_i, \dots, s_{i-l+1})$, $y_i^{(m)} = (y_i, \dots, y_{i-m+1})$, 这里取 $l=1$, $m=2$ 。

1.2 多特征交互融合模型

以 Lamb 波信号特征指标为观测量进行复材板损伤

评估方法,可避免进行损伤与 Lamb 波的复杂交互机制分析,实现损伤状态的客观合理的评估。基体裂纹和脱层损伤是复材板最常见的疲劳损伤,脱层损伤往往伴生基体裂纹,复材板的疲劳损伤区域形状通常可采用半椭圆形形状进行近似,脱层损伤大小主要由脱层的长度 D_x 与宽度 D_y 来表示,裂纹密度采用 ρ 来表示。设损伤状态量为 $Z = \{z^{(i)}; i = 1, 2, 3\}$, $z^{(1)} = \rho$, $z^{(2)} = D_y$, $z^{(3)} = D_x$; Lamb 波信号特征对损伤状态的观测量为 $F = \{f_1, f_2, f_3, f_4, f_5\}$, 复材板损伤状态与 Lamb 信号特征的非线性关系为:

$$Z = M(F, \theta) \quad (6)$$

式中: $M = \{M_i; i = 1, 2, 3\}$ 为3个损伤状态观测模型集合; $\theta = \{\theta^{(i)}; i = 1, 2, 3\}$ 为观测模型系数,考虑到损伤状态与观测量间的非线性关联性,可采用多变量交互模型来建立复材板的多参数损伤状态观测方程。该模型中存在常数项,一次项和二次交叉项,二次交叉项可以在回归过程中捕捉到不同特征组之间的“协同”或“抑制”关系,进而对损伤状态进行综合全面表征,即:

$$M_i(F, \theta^{(i)}) = \theta_0^{(i)} + \sum_{j=1}^5 \theta_j^{(i)} f_j + \sum_{j=1}^5 \sum_{k=j+1}^5 \theta_{jk}^{(i)} f_j f_k \quad (7)$$

式中:模型参数 $\theta^{(i)} = [\theta_0^{(i)}, \theta_j^{(i)}, \theta_{jk}^{(i)}]$, $j, k = 1, \dots, 5$, $j \neq k$ 。模型参数的估计值可通过最小二乘法对 N 组损伤监测数据集 $\{Z_n, F_n\}_{n=1}^N$ 的拟合来得到。

2 层合板典型损伤演化模型

鉴于分层与基体裂纹同时并存的现象,采用断裂力学理论来研究层合板分层和基体裂纹的复合损伤演化行为。以铺层顺序为 $[0_2/90_4]_s$ (s 表示对称铺层,下同)的层合板为实例,包含脱层与裂纹两种损伤的复材板模型可简化为如图1所示,损伤区域划分为3个部分,仅存在基体裂纹损伤的区域I和两端基体裂纹与脱层损伤叠加出现的区域II;同时在 z 方向上层合板存在不同的铺层方向,分别为 90° 和 0° ,基体裂纹仅在上下两层的 90° 铺层单元中出现,脱层损伤则位于铺层的交界处,在 y 方向上生长扩展。

参照文献[21]中的张氏模型,复材板总体的弹性模量可由各区域的弹性模量加权求和得到,设基体裂纹区域弹性模量为 $E_{x,I}$ 、脱层损伤区域的弹性模量为 $E_{x,II}$,则损伤层合板的纵向弹性模量 E_x 可表示为:

$$E_x = E_{x,I}(\rho) + (E_{x,II}(\rho) - E_{x,I}(\rho)) \frac{D_y}{W} \quad (8)$$

其中, ρ 表示基体裂纹密度, D_y 为脱层损伤区域长度, W 为损伤区域宽度, $E_{x,I}(\rho)$ 和 $E_{x,II}(\rho)$ 分别是区域I和II的层压板弹性模量。裂纹扩展的纵向刚度损失率与

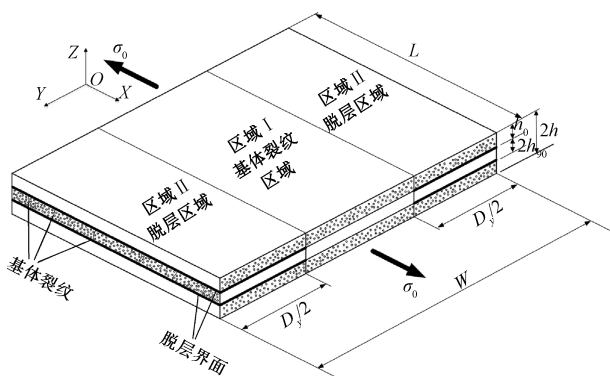


图1 损伤层合板远端拉应力作用下的损伤状态示意图

Fig.1 Schematic diagram of damage state of damaged laminate under distal tensile stress

SERR 直接相关。结合 OBRIEN 提出的复材板基体裂纹相关的应变能封闭式方程^[22], SERR 可表示为:

$$G = -\frac{V\varepsilon^2}{2n_d} \frac{\partial E_x}{\partial A} \quad (9)$$

其中, $A = L \times D_y$ 为脱层损伤区域的面积, L 为脱层损伤区域长度; $V = 2hWL$ 为损伤区域体积, h 为层合板厚度的一半; n_d 为脱层界面的个数, $\varepsilon = \sigma_0/E_x$ 表示应变, σ_0 为初始应力。结合式(8)~(9), 则有:

$$G(\rho, D_y) = (E_{x,I}(\rho) - E_{x,II}(\rho)) \frac{\varepsilon^2 h}{n_d} \quad (10)$$

其中, $E_{x,I}(\rho) = \frac{E_{x0}}{1 + a \frac{1}{2l} R(\bar{l})}$ 是关于 90° 子层板的

基体裂纹密度的函数。 $E_{x0} \approx \frac{h_0 E_1 + h_{90} E_2}{h_0 + h_{90}}$ 为初始纵向弹性模量, a 是与层合板材料参数与几何尺寸相关的扰动系数, E_1 为沿纤维方向的弹性模量, E_2 为垂直纤维方向的弹性模量。 $R(\bar{l})$ 为平均应力扰动函数, ξ 为剪切-滞后参数, $\bar{l}$ 为归一化的半裂缝间距, h_{90} , h_0 分别为 90° 与 0° 子层半厚度。

假设边缘分层和横向裂纹不存在明显的耦合关系, 可以得到区域 II 的有效弹性模量 $E_{x,II}$ 主要取决于 0° 和 90° 铺层的加权弹性模量, 即:

$$E_{x,II}(\rho) = \frac{h_0 E_x^0 + h_{90} E_x^{90}(\rho)}{h_0 + h_{90}} \quad (11)$$

其中, E_x^0 为 0° 子层纵向弹性模量。 $E_x^{90}(\rho)$ 为利用原位损伤有效函数和裂纹密度 ρ , 计算得到 90° 层合板的纵向弹性模量。综合式(8)~(11)可知, 基体裂纹与脱层复合损伤状态下的 SERR 可表示为关于裂纹密度 ρ 与脱层区域尺寸 D (包括长度为 D_y , 宽度为 D_x) 的函数。

典型的损伤演化模型依赖于能量释放率变化范围

ΔG , 它可以有效嵌入到 Paris 定律中估计疲劳载荷引起的基体裂纹密度和脱层的扩展速率, 具体如式(12)所示。

$$\begin{cases} \frac{d\rho}{dN} = A(\Delta G)^\alpha \\ \frac{dD_y}{dN} = B(\Delta G)^\beta \\ \frac{dD_x}{dN} = C(\Delta G)^\gamma \end{cases} \quad (12)$$

式中: D_x 为脱层长度。能量释放率变化范围 ΔG 为最大和最小轴向应力下的能量释放率之差, A 、 B 、 C 、 α 、 β 和 γ 为拟合参数。 $\Delta G = G_{I\sigma_{\max}} - G_{I\sigma_{\min}}$ 表示在特定应力振幅下, 两个现有损伤之间形成新扩展所释放的能量。

3 复材板损伤评估与预测

3.1 损伤状态演化模型

复材板的疲劳损伤正演模型为一个动态状态空间模型, 满足一阶马尔可夫假设, 即 k 时刻的损伤状态取决于 $k-1$ 时刻的状态。以 k 时刻的损伤评估参量, 采用离散时间域的线性累计模型来近似损伤特征的动态状态空间, 则有:

$$\mathbf{X}_k = \mathbf{X}_{k-1} + \boldsymbol{\eta}(\Delta G)^\boldsymbol{\theta} + \mathbf{v}_k \quad (13)$$

其中, $\mathbf{X}_k = [\rho_k, D_{y,k}, D_{x,k}]$ 表示 k 时刻复材板内部损伤状态。 $\boldsymbol{\eta} = [A, B, C]$, $\boldsymbol{\theta} = [\alpha, \beta, \gamma]$ 为 Paris 退化模型拟合参数向量, $\mathbf{v}_k = [v_{1,k}, v_{2,k}, v_{3,k}]$ 为模型误差。

在任一时刻点 k 获取损伤复材板传感信号 S , 按照式(1)~(5)提取 5 个损伤敏感特征 RMS-DI、SK-DI、FM-DI、WP-DI、TE-DI 组成损伤表征向量 $\mathbf{F}_k = [\sqrt{f_1}, \sqrt{f_2}, \sqrt{f_3}, \sqrt{f_4}, \sqrt{f_5}]$, 通过模型式(6)~(7)中的 $\mathbf{M}$ 模型建立其与复材板内部损伤状态 $\mathbf{X}_k$ 之间的非线性关系。因此, 基于 $\mathbf{M}$ 模型的损伤观测方程可简述为:

$$\mathbf{Z}_k = [\tilde{\rho}_k, \tilde{D}_{y,k}, \tilde{D}_{x,k}] = h_M(\mathbf{X}_k, \mathbf{F}_k) \Leftrightarrow p(\mathbf{Z}_k | \mathbf{X}_k) \quad (14)$$

其中, $h_M(\cdot)$, $p(\cdot)$ 分别为预测函数与概率密度函数。 $\tilde{\rho}_k = \mathbf{M}_1(\mathbf{F}_k, \boldsymbol{\theta}^{(1)})$, $\tilde{D}_{y,k} = \mathbf{M}_2(\mathbf{F}_k, \boldsymbol{\theta}^{(2)})$, $\tilde{D}_{x,k} = \mathbf{M}_3(\mathbf{F}_k, \boldsymbol{\theta}^{(3)})$ 分别为模型 $\mathbf{M}_1$ 、 $\mathbf{M}_2$ 、 $\mathbf{M}_3$ 对 $\mathbf{F}_k$ 的预测值。

将 Lamb 波检测信号的特征 $\mathbf{F}_{k+1}$ 输入到 $\mathbf{M}$ 模型中会最终得到损伤状态参量 $\mathbf{X}_{k+1}$ 的预测输出值 $\mathbf{Z}_{k+1}$, 因此, 在 PF 预测框架内, 可根据 $\mathbf{F}_k$ 计算复材板损伤状态的后验概率 $p(\mathbf{X}_{k+1} | \mathbf{F}_{k+1})$ 也就是采用 PF 对后验概率分布 $p(\mathbf{X}_{k+1} | \mathbf{Z}_{k+1})$ 进行更新预测。构建的状态方程与观测方程为:

$$\begin{cases} \rho_k = \rho_{k-1} + A(\Delta G)^\alpha + v_{1,k} \\ D_{y,k} = D_{y,k-1} + B(\Delta G)^\beta + v_{2,k} \\ D_{x,k} = D_{x,k-1} + C(\Delta G)^\gamma + v_{3,k} \end{cases} \quad (15)$$

$$\begin{cases} \hat{\rho}_k = \rho_k + w_{1,k} \\ \hat{D}_{y_k} = D_{y_k} + w_{2,k} \\ \hat{D}_{x_k} = D_{x_k} + w_{3,k} \end{cases} \quad (16)$$

式中: $\mathbf{v}_k$ 与 $\mathbf{w}_k$ 为服从 0 均值的高斯正态分布的模型误差与观测误差。将同分布的 $\mathbf{v}_k$ 与 $\mathbf{w}_k$ 进行合并, 得到如式(18)的多变量裂纹损伤演化模型。

$$\mathbf{Z}_k = \mathbf{g}(\mathbf{X}_{k-1}, \boldsymbol{\vartheta}_k) + \mathbf{e}_k \quad (17)$$

式中: $\mathbf{g}(\cdot) = (g_1(\cdot), g_2(\cdot), g_3(\cdot))$, $g_1(\cdot)$ 与 $g_2(\cdot)$ 分别表示裂纹演化模型、脱层宽度扩展模型及脱层长度扩展模型; $\mathbf{e}_k = (e_{1,k}, e_{2,k}, e_{3,k})$ 表示总的演化模型噪声, $e_{i,k} \sim N(0, \sigma_{ei}^2)$, $i = 1, 2, 3$ 。考虑到模型拟合的简便性, A, B, C 设置为模型常量, 同时兼顾弹性模型与层板厚度测量中的不确定性 E_1, E_2, h_i 纳入待估计参数, 设置 $\boldsymbol{\vartheta} = [\alpha, \beta, \gamma, E_1, E_2, h_i, \sigma_{e1}, \sigma_{e2}, \sigma_{e3}]^T$ 为模型更新的不确定性参数向量。

3.2 考虑参数不确定性的损伤演化 PF 预测

PF 滤波预测方法根据 $1 \sim (k-1)$ 时刻的损伤状态值 $\mathbf{X}_{1:k-1}$ 和 $1 \sim k$ 的时刻的损伤观测值 $\mathbf{Z}_{1:k}$, 结合式(17)中的状态空间模型和 k 时刻的最新观测值 $\mathbf{X}_k$, 对 k 时刻及其以后的损伤状态值进行预测, 直至超过预先设定的阈值 $\mathbf{Z}_F = [\rho_F, D_F, D_F]$ 时, 确定复材板失效。为了避免复材板损伤演化过程中模型参数变化对损伤状态估计的影响, 采用了 PF 算法实现进行损伤状态与模型参数的联合估计。

在每个 k 时刻的 Lamb 信号中获得复材板损伤的观测值 $\mathbf{Z}_k$, 并加入测量序列 $\mathbf{Z}_{1:k}$, 设 k 时刻的参数向量为 $\boldsymbol{\vartheta}_k$ 。输入初始损伤状态值 $\mathbf{X}_0$, 基于模型各参数正态分布函数 $p(\boldsymbol{\vartheta})$, 初始化参数粒子 $\boldsymbol{\vartheta}_0^i$ 及权重 ω_0^i , 其中 $\boldsymbol{\vartheta}_0^i$ 的参数由分布 $p(\boldsymbol{\vartheta}_0)$ 抽样获取, $\omega_0^i = 1/L$ 。损伤状态的 PF 预测方法采用一组粒子数为 N_p 的粒子群 $\{\boldsymbol{\vartheta}_k^i, \omega_{\boldsymbol{\vartheta},k}^i\}_{i=1}^{N_p}$ ($\omega_{\boldsymbol{\vartheta},k}^i$ 为 $\boldsymbol{\vartheta}_k^i$ 的权重) 描述 k 时刻参数的先验分布 $p(\boldsymbol{\vartheta}_k | \mathbf{Z}_{1:k})$ 。同样, 采用状态粒子群 $\{\mathbf{X}_k^i, \omega_{\mathbf{X},k}^i\}_{i=1}^{N_p}$ 描述 k 时刻损伤状态参数的先验分布 $p(\mathbf{X}_k | \mathbf{Z}_{1:k})$, 其中 $\omega_{\mathbf{X},k}^i$ 为 $\mathbf{X}_k^i$ 的权重, 则第 i 个粒子的参数预测向量 $\boldsymbol{\vartheta}_k^i$ 和损伤状态值 $\mathbf{X}_k^i$ 分别为:

$$\begin{cases} \boldsymbol{\vartheta}_k^i = \boldsymbol{\vartheta}_{k-1}^i + \boldsymbol{\varphi}_{k-1}^i \\ \mathbf{X}_k^i = \mathbf{g}(\mathbf{X}_{k-1}^i, \boldsymbol{\vartheta}_k^i) + \mathbf{e}_k^i \end{cases} \quad (18)$$

其中, $\boldsymbol{\varphi}_{k-1}^i$ 为参数观测器 $\boldsymbol{\vartheta}$ 的过程噪声, 服从高斯分布且相互独立。模型参数先验分布 $p(\boldsymbol{\vartheta}_k | \mathbf{Z}_{1:k})$ 近似表示为:

$$p(\boldsymbol{\vartheta}_k | \mathbf{Z}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_p} \omega_{\boldsymbol{\vartheta},k}^i \delta(\boldsymbol{\vartheta}_k - \boldsymbol{\vartheta}_k^i) \quad (19)$$

将权重 $\omega_{\boldsymbol{\vartheta},k}^i$ 归一化为 $\tilde{\omega}_{\boldsymbol{\vartheta},k}^i = \omega_{\boldsymbol{\vartheta},k}^i / \sum_{i=1}^{N_p} \omega_{\boldsymbol{\vartheta},k}^i$, 则 k 时刻

的参数估计值为 $\hat{\boldsymbol{\vartheta}}_k = \sum_{i=1}^{N_p} \tilde{\omega}_{\boldsymbol{\vartheta},k}^i \cdot \boldsymbol{\vartheta}_k^i$ 。将 $\hat{\boldsymbol{\vartheta}}_k$ 代入式(18)的损伤演化方程中计算, 结合 $\mathbf{X}_k$ 的近似概率密度函数 $\sum_{i=1}^{N_p} \omega_{\mathbf{X},k}^i \delta(\mathbf{X}_k - \mathbf{X}_k^i)$, 采用粒子 $\mathbf{X}_k^i$ 的权重 $\omega_{\mathbf{X},k}^i$ 的归一化值 $\tilde{\omega}_{\mathbf{X},k}^i$ 进行损伤状态后验估计, 即:

$$\hat{\mathbf{X}}_k = \sum_{i=1}^{N_p} \tilde{\omega}_{\mathbf{X},k}^i \cdot \mathbf{X}_k^i \quad (20)$$

损伤状态后验估计结果 $\hat{\mathbf{X}}_k$ 与采用 M 模型的观测值 $\mathbf{Z}_k$ 进行对比, 确定 k 时刻的噪声误差为 $\Delta_k = |\hat{\mathbf{X}}_k - \mathbf{Z}_k|$, 用于更新参数观测器与演化模型的噪声方差。

3.3 复材板 RUL 预测

当不再输入观测值时, 重复递推预测后续裂纹密度与脱层尺寸的任意预测值超过状态失效阈值 $\mathbf{X}_F = [\rho_F, D_{x_F}, D_{y_F}]$ 中对应损伤指标上限值, 定义为复材板失效。

从最后观测时刻 k_h 直至预测失效时刻 $\hat{k}_T$, 剩余寿命预测值 $\widehat{\text{RUL}}_{k_h}$ 为 $\hat{\mathbf{X}}_{k_h}$ 首次超过阈值对应时刻 $\hat{k}_T$ 与最后输入观测值时刻 k_h 的时间差值, 即:

$$\text{RUL} = \inf\{k: \hat{\mathbf{X}}_{k+k_h} > \mathbf{X}_F | k_h\} \quad (21)$$

图 2 为 RUL 预测流程图, 具体步骤为:

1) 特征提取, 根据式(1)~(5), 从每个循环周期数下的 Lamb 波在线监测信号中提取获取复材板损伤特征 $\mathbf{F}$, 并记录每个循环周期下的损伤状态参数 $\mathbf{X}$;

2) 特征交互融合, 根据式(6)~(7), 结合损伤特征 $\mathbf{F}$ 与状态参数 $\mathbf{X}$ 建立损伤状态观测模型 $\mathbf{M}$, 根据式(14), 采用模型 $\mathbf{M}$ 建立复材板损伤观测序列 $\mathbf{Z}_{1:k}$;

3) 根据式(8)~(11) 建立复材板 SERR 模型, 按照式(15)~(17) 建立复材板的定义复材板损伤演化模型;

4) 结合损伤演化模型构建式(18)的不确定参数观测器与损伤观测器, 按照式(19)进行参数先验分布估计利用 $\mathbf{Z}_{1:k}$ 估计观测值, 更新粒子权重并重新采样。

5) 重采样后的粒子按式(20)估计当前状态, 若当前状态超过阈值, 按照式(21)计算 RUL。

4 仿真模型分析

4.1 复材板损伤仿真建模

在 ABAQUS 仿真软件中建立复材板损伤仿真模型, 尺寸为 $200 \text{ mm} \times 200 \text{ mm} \times 2.4 \text{ mm}$, 其中铺层为对称的交叉铺层, 每层 0.2 mm , 共 12 层, 铺层的顺序为 $[0_2/90_4]_s$ 。模型材料为线弹性, 材料密度为 $\rho = 1517 \text{ kg/m}^3$, 其他材料特性为: $E_1 = 144.6 \text{ GPa}$, $E_2 = E_3 = 9.636 \text{ GPa}$,

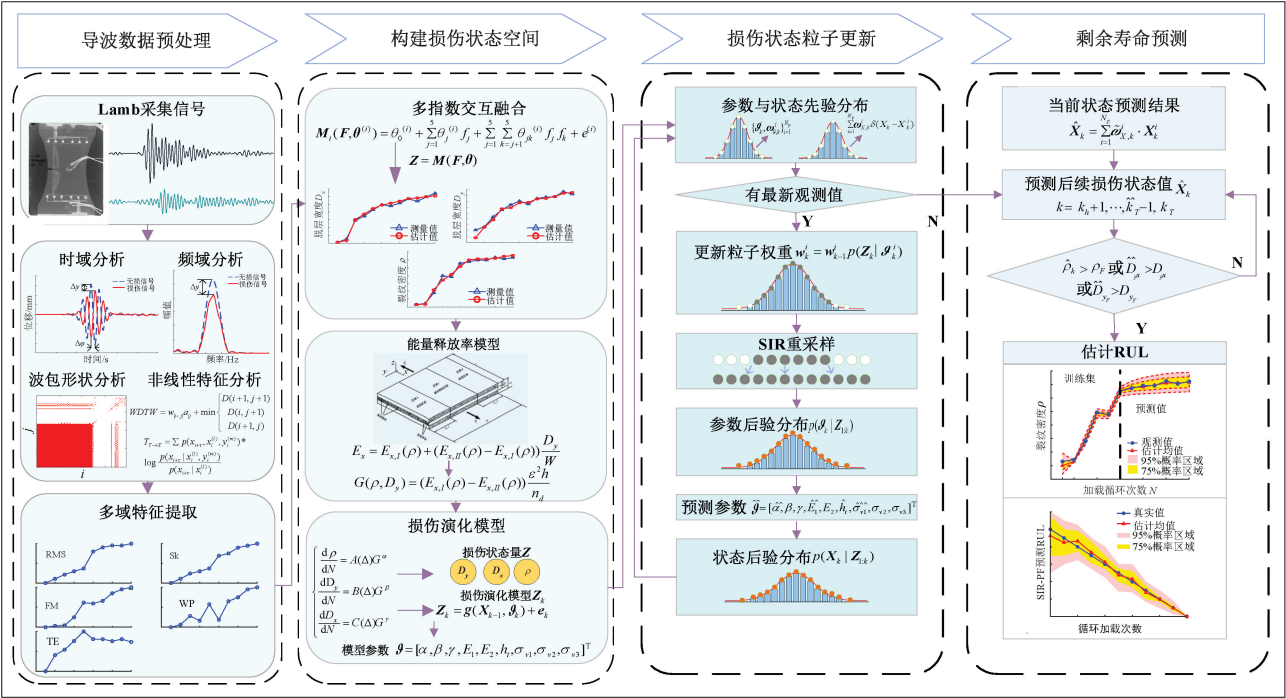


图2 复合材料寿命预测方法流程

Fig. 2 Flowchart of laminates life prediction

$G_{23} = 3.7 \text{ GPa}$, $G_{12} = G_{13} = 6 \text{ GPa}$, $\nu_{12} = \nu_{13} = 0.3$, $\nu_{23} = 0.285$ 。在仿真部分,单元类型选择 Explicit 单元库,连续壳族。仿真分析时间长度为 0.00012 s ,仿真步长增量为 $1 \times 10^{-8} \text{ s}$,采样频率为 10 MHz 。选择仿真激励信号为 5 周期 200 kHz 的汉宁窗调制正弦波,激发模式采用 S0 模式。仿真模型如图 3 所示,图内有 12 个点来模拟 PZT 传感器,其中 1~6 为激发传感器,7~12 为接收传感器,对称分布在矩形的两侧;两侧深色矩形区域为脱层损伤区域,位于 0° 与 90° 铺层交界面;中间矩形区域为基体裂纹区域,裂纹长度均为 2 mm ,分布于整个铺层,损伤均通过分离节点的方式来实现。损伤参数设置如表 1 所示。

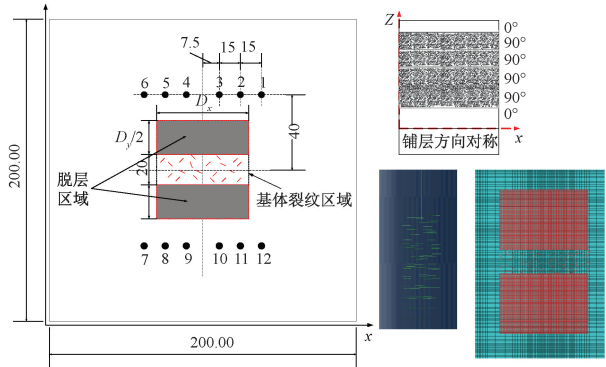


图3 复合材料损伤仿真模型

Fig. 3 Composite laminate damage simulation model

表1 复合材料仿真模型损伤参数设置

Table 1 Damage parameters setting of simulation models

FEM 编号	ρ	D_y	D_x
1	16	5	2
2	24	6	6
3	40	10	10
4	80	16	16
5	120	24	22
6	160	32	28
7	192	36	32
8	208	44	36
9	224	48	38
10	240	50	40

4.2 损伤特征提取与融合

在 ABAQUS 中,通过 1~6 号传感器激发,7~12 号传感器接收,共采集到 36 组包含损伤信息的 Lamb 波仿真信号,本小节选择路径 3~9 所获得的仿真信号进行分析。根据表 1,模型 0 为无损状态模型,所获取的 Lamb 波仿真时域信号记为 $\{y_i\}_{i=1}^{2000}$,经傅里叶变换后得到的功率谱记为 $\{p_k\}_{k=1}^{2000}$,其余 10 个模型的损伤程度依次增加,所获取的 Lamb 波仿真信号记为 $\{s_j\}_{j=1}^{2000}$ ($j = 1, 2, \dots, 10$ 表示模型序号),经傅里叶变换后得到的功率谱记为

$\{h_i^j\}_{i=1}^{2000}$ 。设置式(4)中计算 WP-ID 的权重参数 $w_{\max} = 10, g = 1.8, m_c = 1000$, 根据式(1)~(5)计算 Lamb 波信号损伤指数, 得到与裂纹密度之间的趋势如图 4(a) 所示。图 4(a) 中, 各损伤指数与裂纹密度有较好的单调趋势。因此这些损伤指数可以用来表示各模型的损伤程度。

采用式(6)~(7)中的多变量交互模型对图 4(a) 中

的特征指数进行融合, 得到的多变量交互模型预测的损伤状态值与表 1 中模型损伤仿真值的比较结果如图 4(b)~(d) 所示。可见, ρ, D_x, D_y 这 3 种损伤状态参数的融合值与仿真值的变化趋势基本一致, 对应均方根误差分别为 2.106 3、1.706 7、7.366 1, 充分证明了变量交互融合模型的有效性与准确性。

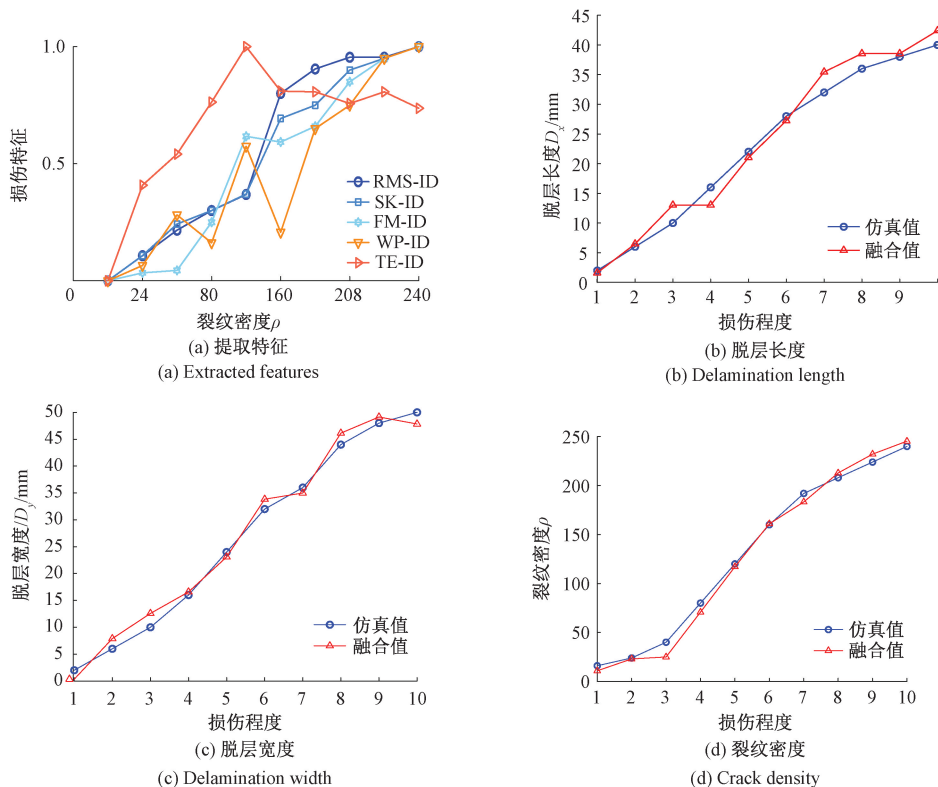


图4 仿真信号提取特征与融合指数

Fig. 4 Simulated signal extraction features and fusion indices

4.3 仿真损伤演化追踪

根据式(10)的能量释放率模型, 建立式(15)~(16)中的损伤状态方程与观测方程, 进而构建式(17)的损伤演化模型。采用 PF 预测方法进行损伤演化估计, 设置粒子数量 $N_p = 5000$, 初始损伤状态值为 $X_0 = (D_{x0}, D_{y0}, \rho_0)$, 其中 $D_{x0} = 2, D_{y0} = 5$ 和 $\rho_0 = 16$, 设置模型常量参数 $A = 32.656, B = 5.624, C = 2.532$, 采用表 1 中仿真模型 1~4 的损伤参数融合估计值与损伤状态参数进行 PF 模型训练, 估计出的演化模型参数为 $\alpha = -0.126, \beta = -0.067, \gamma = 0.107, E_1 = 1.446 \times 10^{11}, E_2 = 9.636 \times 10^9, h_i = 2 \times 10^{-4}, \sigma_{e1} = 0.8390, \sigma_{e2} = 5.7 \times 10^{-4}, \sigma_{e3} = 4 \times 10^{-3}$ 。

采用仿真模型 5~10 的仿真信号的特征融合指数进行 PF 预测, 结果如图 5 所示。在 PF 模型训练阶段, 由于有观测值的校正, 置信区间相对较窄; 在预测阶段, 没有观测值的校正以及损伤模型演化参数已经固化, 随着

预测误差的积累, 其置信区间也越大, 但损伤状态参数估计值仍在实际均值预测范围内。图 5 中 D_x, D_y 和 ρ 这 3 种损伤状态参数的预测均方根误差分别为 3.343 0、2.468 3 和 3.919 4, 可见, 在基于应变能释放率构建的损伤状态空间内, 采用 PF 进行连续损伤估计的精度较高。

5 复材板疲劳试验与模型验证

5.1 试验描述

采用 Torayca T700 G 单向碳纤维预浸料制成的层合板疲劳循环试验数据对提出的方法进行验证。如图 6 所示, 试验复材板为狗骨形, 尺寸大小为 253 mm × 152 mm × 18 mm, 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, $\nu_{12} = \nu_{13} = 0.31, \nu_{23} = 0.49$ 。试样一侧有长宽为 5.08 mm × 19.3 mm 的加工缺口, 加工该缺口的目的是

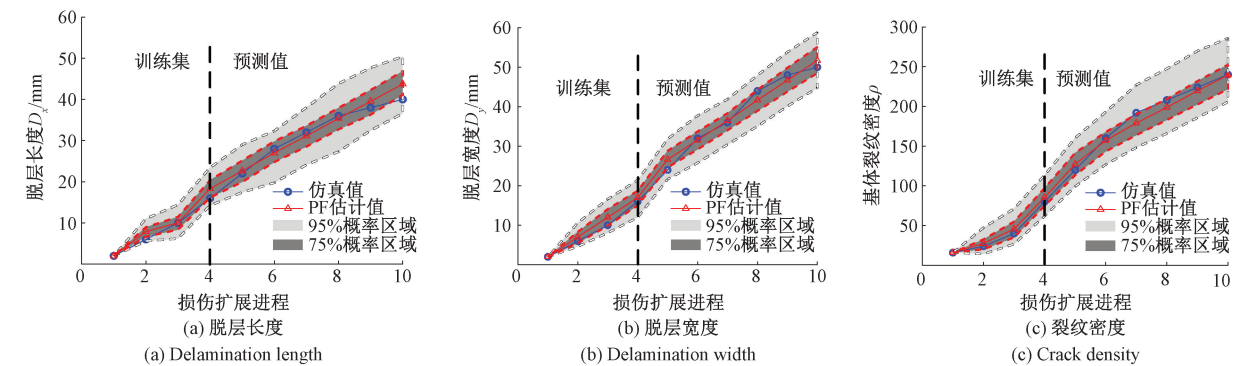


图 5 损伤参数演化估计
Fig. 5 Estimation of damage parameter evolution

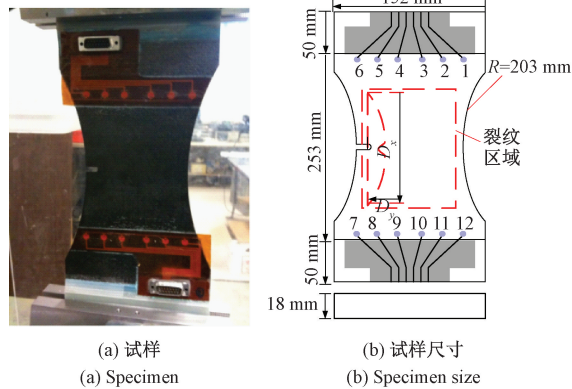


图 6 复材板损伤试验示意图
Fig. 6 Schematic diagram of the damage test of the composite plate

引入应力集中以诱导损伤在该部位快速生长。试样在 MTS 机器上按照 ASTM 标准施加循环载荷,载荷为大小约 4 000 lb 的拉伸循环载荷,频率为 5 Hz,应力比为 0.14。分别在循环加载 10、100、1 000、10 000、20 000、…、100 000 次进行各通道的 Lamb 波数据集采集与 X 光内部损伤扫描,各自得到 13 组 Lamb 波观测数据与损伤状态数据。

5.2 复材板损伤特征融合

对检测的 13 组 Lamb 波检测信号进行特征提取,结果如图 7(a) 所示,可见,各个特征值基本随着循环加载次数的增加而呈现上升趋势,说明各特征对复材板疲劳损伤有较好的追踪能力。采用前 10~4×10⁴ 次循环加载后的检测信号特征对仿真模拟实验建立的多变量交互模型进行参数调整。采用参数调整后的变量交互模型对

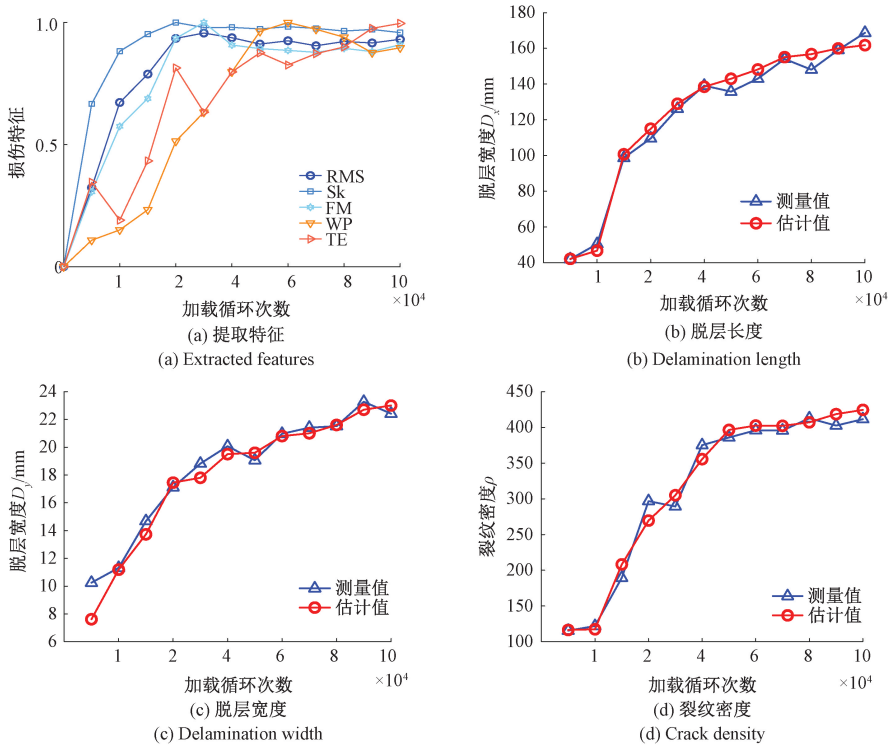
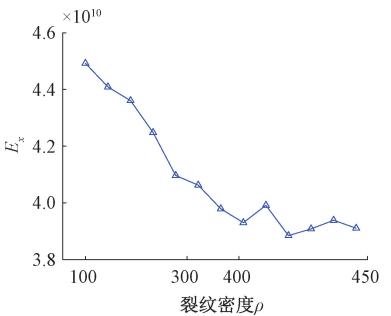


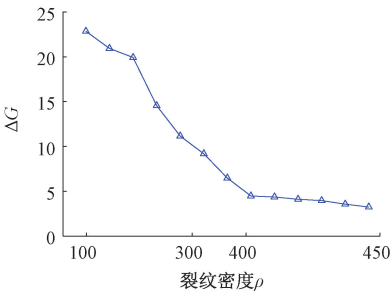
图 7 试样实测信号特征提取与交互融合
Fig. 7 Feature extraction and interaction fusion

图 7(a) 中特征数据进行融合得到的结果如图 7(c) ~ (d) 所示。图 7(a) ~ (c) 中的 D_x 、 D_y 和 ρ 的特征参数融合结果与其对应真实测量值的均方根误差为 4.476 6、0.897 7、13.570 2, 融合结果与真实的损伤指标差距较小。

图 8(a) ~ (b) 分别给出了试样弹性模量 E_x 及应变能释放率 ΔG 随裂纹密度的变化趋势, 可见两者与裂纹密度都存在明显的趋势相关性, 可以有效表征复材板的内部损伤状态, 尤其是 ΔG 与裂纹密度存在明显的指数函数表征关系, 这为建立基于 Paris 的损伤演化模型提供了坚实的理论基础。



(a) 弹性模量 E_x 与裂纹密度 ρ 的关系
(a) The relationship between elastic modulus E_x and crack density ρ



(b) ΔG 与 ρ 的关系
(b) The relationship between elastic modulus ΔG and crack density ρ

图 8 L1_S11 试样
Fig.8 L1_S11 specimens

5.3 不确定性参数更新

考虑复材板损伤演化的不确定性因素, 首先采用 PF 算法对式 (18) 中的演化模型参数 θ 进行估计。根据试验板的材料参数和几何尺寸, 设置式 (18) 中模型参数 θ 的先验概率分布, 如表 2 所示, 固定参数向量 $[A, B, C]$ 与仿真分析中一致, 表中的 $\mathcal{LN}$ 为对数正态分布, $\mathcal{LN}(\ln(1.8), 0.1)$ 表示参数服从均值为 $\ln(1.8)$, 方差为 0.1 的对数正态分布, $\mathcal{U}$ 为均匀随机分布, $\mathcal{U}(0.5, 2)$ 表示从 0.5 ~ 2 的均匀随机分布。采用 PF 算法进行参数不确定性更新, 结果如图 9 所示。

表 2 复材板的损伤演化模型的参数设置
Table 2 Parameter setting of damage evolution model for composite plate

参数	参数名称	先验概率分布
θ	α	$\mathcal{LN}(\ln(1.8), 0.1)$
	β	$\mathcal{LN}(\ln(1.2), 0.1)$
	γ	$\mathcal{LN}(\ln(1.4), 0.1)$
	E_1	$\mathcal{LN}(\ln(127.6 \cdot 10^9), 0.1)$
	E_2	$\mathcal{LN}(\ln(8.51 \cdot 10^9), 0.1)$
	h_t	$\mathcal{LN}(\ln(1.5 \cdot 10^{-4}), 0.1)$
	σ_{e1}	$\mathcal{U}(0.5, 2)$
	σ_{e2}	$\mathcal{U}(5 \cdot 10^{-4}, 2 \cdot 10^{-3})$
	σ_{e3}	$\mathcal{U}(4 \cdot 10^{-4}, 1.6 \cdot 10^{-3})$

PF 算法在损伤演化数学模型的迭代过程中存在粒子的更新, 即其模型参数的概率分布会在迭代过程中逐渐收缩到较小的区间, 模型参数更新估计会提高预测的准确性。图 9 为表 2 中 9 个随机分布参数对应粒子更新过程, 各参数更新过程的置信区间为 95% 和 75%。可见, 随着疲劳循环次数的增长, θ 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。

5.4 损伤演化估计

在参数更新估计后的演化模型的基础上, 采用 PF 预测方法进行损伤演化估计, 初始损伤状态值为 $\mathbf{X}_0 = (D_{x0}, D_{y0}, \rho_0)$, 其中 $D_{x0} = 41.92$ 、 $D_{y0} = 10.25$ 和 $\rho_0 = 115.49$ 。采用 $10 \sim 4 \times 10^4$ 次循环加载后得到 Lamb 波特征交互融合指数与损伤状态测量值作为 PF 预测训练数据, 以 $4 \times 10^4 \sim 10 \times 10^4$ 次循环加载下的 Lamb 波特征交互融合指数作为观测数据, 进行对应脱层长度 D_x 、脱层宽度 D_y 和裂纹密度 ρ 的跟踪预测, 如图 10 所示。图 10 中深色和浅色区域分别代表算法估计结果 25% ~ 75% 和 5% ~ 95% 的概率分布区间, 区间越小, 则代表估计值越精确。可见 3 个损伤状态参数估计值, 随着粒子迭代更新向交互模型观测值靠近。图 10(a) ~ (c) 中的 D_x 、 D_y 和 ρ 的预测值与其对应的真实测量值的均方根误差分别为 5.029 6、0.556 3、4.366 7, 表明 PF 预测方法能够有效捕捉复材板损伤演化趋势, 且能够对各类损伤参数进行准确预测。

比较图 5 和 10 可知, 仿真实验中的预测均方根误差相比实测试验中的小。这主要是因为仿真实验中的模型参数是确定的, 而实际分析的式样的物理参数存在较大的不确定性, 即使通过 PF 估计降低了模型参数的不确定性, 但与参数真实值仍存在一定差距, 导致 ΔG 计算的误差较大, 降低了损伤参数估计的精度。值得注意的是, 实际试验中脱层宽度的预测误差比仿真结果更小, 表明

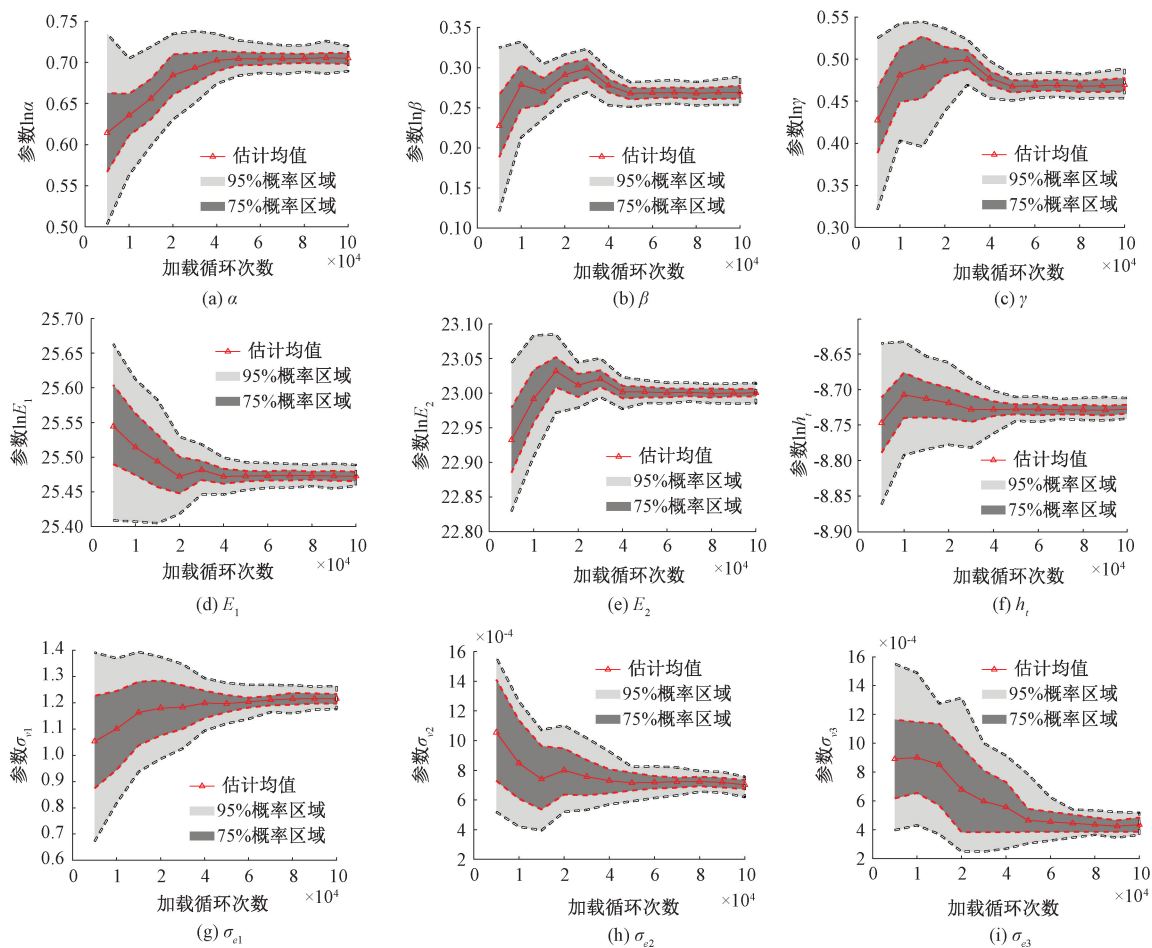


图9 粒子滤波过程中模型参数的更新

Fig. 9 Updating model parameters during particle filtering

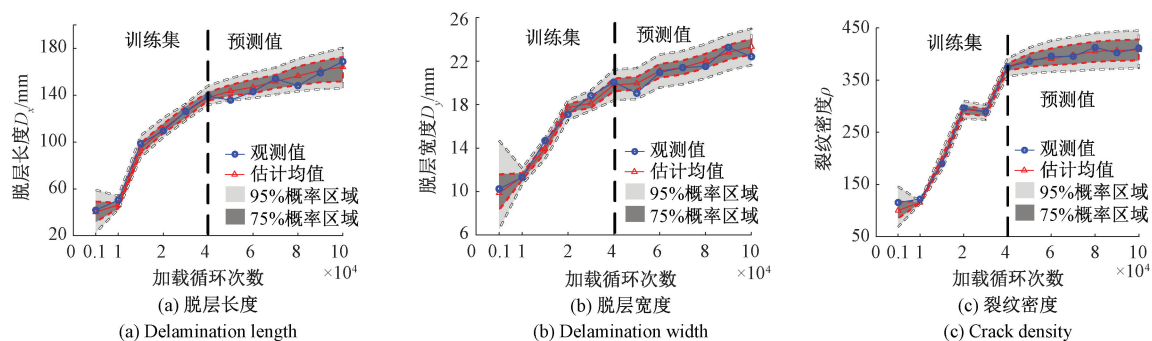


图10 损伤状态 PF 估计

Fig. 10 PF estimation of damage states

充分考虑模型参数的不确定性,可有效提高 PF 预测方法在实际工程应用中的鲁棒性和可靠性。

5.5 RUL 预测

参考文献[16],设置复材板功能失效对应的各损伤参数的阈值为 $D_{s_F} = 162 \text{ mm}$ 、 $D_{\gamma_F} = 23 \text{ mm}$ 、 $\rho_F = 424$ 。采用交互融合损伤指数进行复材板的 RUL 预测,结果如

图 11 所示。图 11(a)中,随着模型参数粒子、脱层长度、脱层宽度与裂纹密度的迭代更新,RUL 预测置信区间逐渐缩小,其估计均值也逐渐向真实值靠近,表明以交互融合损伤指标作为观测值,通过 PF 算法可以实现复材板剩余寿命的准确预测。图 11(b)给出了 RUL 预测的绝对误差,可见,预测前期粒子更新位置波动程度较大,故其

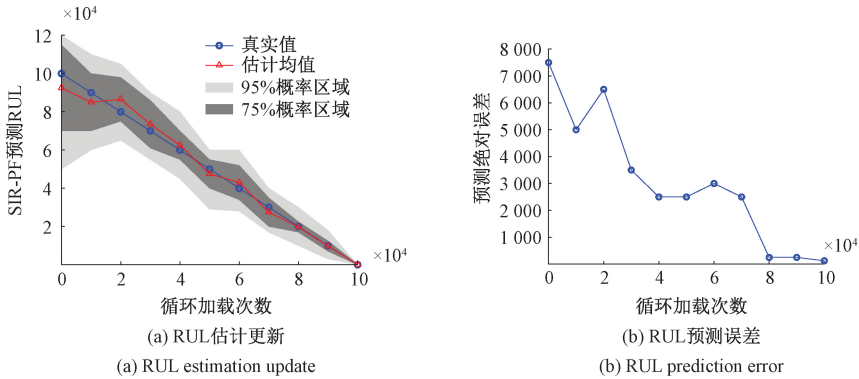


图 11 RUL 预测结果
Fig. 11 RUL prediction results

预测误差大,随着迭代次数的增加,参数迭代更新趋于稳定,其预测值误差均呈减小的趋势,复材板失效时,RUL估计误差都趋近于0。

6 结 论

针对复材板损伤演化的复杂性以及损伤参数测量的不确定性,采用由变量预测模型融合得到的损伤指标作为观测值,结合基于应变能释放率的损伤演化模型,进行了复材板损伤演化的 PF 估计。通过仿真与试验数据分析结果,得出的结论为:采用变量交互模型对 Lamb 波多域特征的融合指标可有效表征复材板的脱层与基体裂纹复合损伤状;基于应变能释放率的损伤演化模型,能够有效揭示 Lamb 波信号损伤特征与复材板力学性能参数之间的映射关系;结合 Paris 累积损伤 PF 预测方法能够有效地实现复材板的损伤演化的追踪并对其 RUL 进行准确的预测。

参考文献

[1] 刘增华,王美灵,朱艳萍,等. 改进型密集阵列全聚焦成像算法的碳纤维复合材料板损伤定位研究[J]. 仪器仪表学报,2024,45(6):120-132.
LIU Z H, WANG M L, ZHU Y P, et al. Research on damage localization of carbon fiber composite plates based on improved dense array total focusing imaging algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(6):120-132.

[2] 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 layer defect detection method based on infrared heat wave technology, finite element and SVM[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(3): 29-38.

[3] 王丹宏,叶波,段启明,等. 基于 Lamb 波能量和飞行时间的碳纤维复合材料疲劳损伤成像[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(4):205-213.
WANG D H, YE B, DUAN Q M. Fatigue damage imaging of carbon fiber composite materials based on Lamb wave energy and flight time [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(4): 205-213.

[4] 刘小峰,张春兵,柏林,等. 基于递归量化观测的复合材料损伤贝叶斯估计方法[J]. 仪器仪表学报,2023,44(1):74-84.
LIU X F, ZHANG CH B, BO L, et al. Bayesian estimation of composite structure damage based on recursive quantitative observation[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(1): 74-84.

[5] ZHANG CH B, LIU X F, WEI D P, et al. Enhanced probabilistic damage localization for composite plate based on joint recurrence plots [J]. Composite Structures, 2025, 352: 118671.

[6] YANG X, FANG CH, KUNDU P, et al. A decision-level sensor fusion scheme integrating ultrasonic guided wave and vibration measurements for damage identification [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2024, 219: 111597.

[7] 刘小峰,张天瑀,柏林. 基于异常指数的铝板损伤量化表征[J]. 电子测量与仪器学报,2022,36(10):115-122.
LIU X F, ZHANG T Y, BO L, et al. Quantitative characterization of aluminum plate damage based on anomaly index [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(10): 115-122.

[8] LIAO Y L, WANG Y H, ZENG X P, et al. Multiscale 1DCNN for damage localization and quantification using guided waves with novel data fusion technique and new

- self-attention module [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024, 20(1): 492-502.
- [9] SHEN B, LIU H J, LYU S H L, et al. Progressive failure analysis of laminated CFRP composites under three-point bending load [J]. Advances in Materials Science and Engineering, 2022, 2022(1): 3047319.
- [10] KUMAR P K A V, DEAN A, REINOSO J, et al. A multi phase-field-cohesive zone model for laminated composites: Application to delamination migration [J]. Composite Structures, 2021, 276: 114471.
- [11] 于欢,孙鹏文,孙文博,等. 基于复合材料性能退化规律的疲劳剩余刚度预测模型构建[J]. 复合材料科学与工程, 2025(1): 23-28.
- YU H, SUN P W, SUN W B, et al. Fatigue residual stiffness prediction model based on the degradation law of composite material properties [J]. Composites Science and Engineering, 2025(1): 23-28.
- [12] NADJAFI M, GHOLAMI P. Probability fatigue life prediction of pin-loaded laminated composites by continuum damage mechanics-based Monte Carlo simulation [J]. Composites Communications, 2022, 32: 101161.
- [13] 宋江北,安宗文,汤婷,等. 恒幅载荷下复合材料剩余刚度退化模型[J]. 太阳能学报, 2022, 43(3): 382-387.
- SONG J B, AN Z W, TANG T, et al. Degradation model of residual stiffness of composite materials under constant amplitude load [J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2022, 43(3): 382-387.
- [14] LI T Z H, CHEN J, YUAN S H F, et al. Particle filter-based damage prognosis using online feature fusion and selection [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2023, 203: 110713.
- [15] 陈健,袁慎芳. 加筋复合材料结构分层损伤的贝叶斯诊断及预测[J]. 复合材料学报, 2021, 38(11): 3726-3736.
- CHEN J, YUAN S H F. Bayesian diagnosis and prognosis of delamination damage in the stiffened composite structure [J]. Acta Materialia Composita Sinica, 2021, 38(11): 3726-3736.
- [16] CHIACHIO M, CHIACHIO J, SAXENA A, et al. An energy-based prognostic framework to predict evolution of damage in composite materials [M]. Structural Health Monitoring (Shm) in Aerospace Structures. Woodhead Publishing, 2016: 447-477.
- [17] 杨伟博,袁慎芳,邱雷,等. 基于辅助粒子滤波的疲劳裂纹扩展预测研究 [J]. 振动与冲击, 2018, 37(5): 114-119, 125.
- YANG W B, YUAN S H F, QIU L, et al. Prediction of fatigue crack propagation based on auxiliary particle filtering [J]. Journal of Vibration and Shock, 2018, 37(5): 114-119, 125.
- [18] LEE I Y, ROH H D, PARK Y B. Prediction method for propagating crack length of carbon-fiber-based composite double cantilever beam using its electromechanical behavior and particle filter [J]. Composite Structures, 2022, 279: 114650.
- [19] WASSEREAU T, ABLITZER F, PÉZERAT C, et al. Experimental identification of flexural and shear complex moduli by inverting the Timoshenko beam problem [J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 399: 86-103.
- [20] SCHREIBER T. Measuring information transfer [J]. Physical Review Letters, 2000, 85(2): 461-464.
- [21] CORBETTA M, SBARUFATTI C, GIGLIO M, et al. A Bayesian framework for fatigue life prediction of composite laminates under co-existing matrix cracks and delamination [J]. Composite Structures, 2018, 187: 58-70.
- [22] OBRIEN T K. Characterization of delamination onset and growth in a composite laminate [C]. Damage in Composite Materials: Basic Mechanisms, Accumulation, Tolerance, and Characterization, 1982.

作者简介



刘小峰(通信作者), 2007年于重庆大学获得工学博士学位, 现为重庆大学教授, 主要研究方向为工程信号处理、设备监测与故障诊断, 智能测试与仪器。

E-mail: liuxfeng0080@126.com

Liu Xiaofeng (Corresponding author)

received her Ph. D. degree from Chongqing University in 2007. Now she is currently a professor at Chongqing University. Her main research interests include engineering signal processing, equipment monitoring and fault diagnosis, intelligent testing and instruments.



周曾亮, 2023年于南昌大学获得学士学位, 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: 18185047545@163.com

Zhou Zengliang received his B. Sc. degree from Nanchang University in 2023. He is currently a M. Sc. candidate at Chongqing University. His main research interest is engineering signal processing.