

加筋复合材料结构分层损伤的贝叶斯诊断及预测

陈健 袁慎芳

Bayesian diagnosis and prognosis of delamination damage in the stiffened composite structure

CHEN Jian, YUAN Shenfang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20210202.003>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

复合材料加筋壁板损伤识别的概率成像方法

Probability-based diagnostic imaging for damage identification of stiffened composite panel

复合材料学报. 2018, 35(2): 311–319 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20170505.001>

斜纹编织碳纤维/环氧树脂复合材料II型分层性能及损伤演化表征

Mode II delamination property and damage evolution characterization of twill woven carbon fiber/epoxy resin composites

复合材料学报. 2020, 37(10): 2452–2462 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20200102.002>

基于代理模型的复合材料加筋壁板分层损伤定量监测方法

Quantitative monitoring method for delamination damage of stiffened composite panel based on surrogate model

复合材料学报. 2020, 37(2): 302–308 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20190408.002>

基于频率识别纤维增强树脂复合材料加筋板的分层损伤

Frequency-based delamination detection in stiffened fiber reinforced polymer composite plates

复合材料学报. 2019, 36(11): 2614–2627 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20190305.004>

复合材料L型端框的失效行为

Failure behavior of composite L-type frame structure

复合材料学报. 2017, 34(8): 1772–1779 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20161115.007>

强噪声下碳纤维增强树脂复合材料结构Lamb波层析损伤成像方法

Lamb wave tomography damage imaging of carbon fiber reinforced polymer composite structures in strong noise environment

复合材料学报. 2020, 37(4): 886–895 <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20190628.004>



扫码关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.13801/j.cnki.fhclxb.20210202.003

加筋复合材料结构分层损伤的
贝叶斯诊断及预测



分享本文

陈健, 袁慎芳*

(南京航空航天大学 机械结构力学及控制国家重点实验室 结构健康监测与预测研究中心, 南京 210016)

摘 要: 针对复合材料结构疲劳损伤的在线监测和预测问题, 提出了一种基于结构健康监测 (Structural health monitoring, SHM) 和贝叶斯理论的结构分层损伤诊断及结构剩余使用寿命预测方法。在贝叶斯概率理论框架下, 采用指数模型描述复合材料结构疲劳分层损伤面积的先验演化规律, 融合在线 SHM 数据对结构分层损伤状态, 以及损伤面积演化模型的参数进行联合后验估计, 即为损伤诊断结果。进一步通过后验估计得到的损伤状态和模型参数预测未来时刻结构分层损伤面积的演化, 从而得到当前复合材料结构的剩余使用寿命预测结果。通过有限元仿真的加筋复合材料结构疲劳分层扩展对所提出的方法进行了验证。结果表明, 方法可以在线准确地诊断结构分层损伤状态以及预测结构的剩余使用寿命。

关键词: 结构健康监测; 复合材料; 分层; 粒子滤波; 疲劳寿命预测

中图分类号: TB332 **文献标志码:** A **文章编号:** 1000-3851(2021)11-3726-11

Bayesian diagnosis and prognosis of delamination
damage in the stiffened composite structure

CHEN Jian, YUAN Shenfang*

(Research Center of Structural Health Monitoring and Prognosis, State Key Laboratory of Mechanics and Control of Mechanical Structures, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: Aiming at the on-line diagnosis and prognosis of composite structures, a method for structural delamination diagnosis and remaining useful life (RUL) prediction was proposed based on structural health monitoring (SHM) and the Bayesian theory. Within the Bayesian probabilistic framework, an exponential model was adopted to describe the prior progression of the fatigue delamination in the composite structure. Then, on-line SHM data were incorporated for diagnosing the delamination state, as well as parameters of the damage area progression model. The posterior estimations denoted the diagnosis result, based on which the progression of the delamination area in the future was predicted, giving the RUL of the current composite structure. The proposed method was validated on the simulated fatigue delamination growth in a stiffened composite structure through the finite element method. The result shows the accuracy of this method for on-line diagnosing the delamination damage, as well as predicting the RUL of the structure.

Keywords: structural health monitoring; composite structure; delamination; particle filter; fatigue life prediction

先进复合材料, 尤其是高强度碳纤维复合材料, 在航空航天等领域得到广泛的应用, 对于保障国防安全和国民经济发展具有重要战略意义^[1]。但是目前我国先进复合材料的高比例应用还存在

收稿日期: 2020-11-20; 录用日期: 2021-01-18; 网络首发时间: 2021-02-02 11:30:23
网络首发地址: <https://doi.org/10.13801/j.cnki.fhclxb.20210202.003>
基金项目: 国家自然科学基金创新群体项目 (51921003); 国家自然科学基金重点项目 (51635008); 江苏省重点研发计划 (BE2018123); 江苏高校优势学科建设工程资助项目
通信作者: 袁慎芳, 博士, 教授, 博士生导师, 研究方向为飞行器结构健康监测和智能结构 E-mail: ysf@nuaa.edu.cn
引用格式: 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 Jian, YUAN Shenfang. Bayesian diagnosis and prognosis of delamination damage in the stiffened composite structure[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2021, 38(11): 3726-3736(in Chinese).

许多关键问题。比如, 复合材料相比于金属结构, 其力学性能和失效模式复杂得多; 并且随着现代装备的发展, 复合材料结构承受的载荷环境条件越来越严苛^[2]。这些问题对复合材料结构的安全性、可靠性、以及寿命都提出了更高的要求; 进而对复合材料结构的安全评定和维护保障提出了重大挑战。迫切需要发展先进复合材料结构的健康监测和预测技术, 在服役过程中对结构健康状态进行监测和预测, 从而保障复合材料结构的大量应用、指导结构设计、以及降低维护成本。

近年来, 国内外针对复合材料的结构健康监测 (Structural health monitoring, SHM) 技术开展了大量的研究^[3-4]。SHM 的基本思想是通过集成在结构上的传感器, 采集与结构状态相关的信号, 通过先进的算法实现在线结构健康诊断和预测^[5-6]。然而大多数研究主要关注的是复合材料结构当前的健康或者损伤状态诊断^[7-8]。对于如何在诊断结果的基础上预测结构剩余使用寿命 (Remaining useful life, RUL) 的研究还很少, 而这恰恰是实现视情维护、降低结构维护成本的关键。

针对该问题, 一些学者通过数据驱动方法对复合材料结构服役期间的 SHM 数据进行建模^[9-11], 以预测 SHM 特征的演化趋势。然后通过设定的 SHM 特征阈值确定结构 RUL。然而, 数据驱动方法通常需要充分的数据进行训练。尤其在定义 SHM 特征阈值时, 该阈值对于不同的复合材料结构具有很大的分散性。另一方面, 基于贝叶斯理论的预测方法得到越来越多的关注。这些方法在贝叶斯概率理论框架下, 将在线 SHM 数据与已有的先验模型进行融合, 在估计当前损伤状态的同时, 更新先验模型的参数, 从而可以得到更加准确的预测结果。但是已有的大部分研究主要针对金属结构的疲劳裂纹问题^[12-13], 针对复合材料结构的研究非常少。

Chiachio 等^[14]使用基于 Lamb 波的 SHM 方法监测预制切口的复合材料板的疲劳退化过程, 并构建 SHM 特征与基体微裂纹密度的映射模型。然后采用粒子滤波 (Particle filter, PF)^[15] 算法预测微裂纹密度的演化以及结构 RUL。其中 PF 算法是贝叶斯理论的一种具体算法实现, 其基于序贯重要性采样理论和蒙特卡洛方法, 非常适用于非线性非高斯问题, 被广泛用于结构退化预测问题。Corbetta 等^[16]在前述研究的基础上, 同时考虑基体微裂纹和分层损伤的预测问题。Datta 等^[17]通过复

合材料结构的自传感能力监测结构宏观裂纹的扩展, 然后通过贝叶斯方法实现裂纹扩展预测。Banerjee 等^[18]采用基于 Lamb 波的 SHM 方法获取双悬臂梁试件的疲劳分层长度, 然后结合 PF 算法预测结构的 RUL。Sbarufatti 等^[19]同样针对双悬臂梁试件的分层损伤问题, 通过结构表面的应变数据监测分层扩展, 进一步采用 PF 算法进行分层扩展预测。上述研究都表明了基于贝叶斯理论的在线监测和预测方法的有效性。但是这些研究针对的都是损伤位置已知的问题, 即在试件上确定位置预制损伤。在实际工程应用中, 由制造缺陷或者冲击损伤引发的复合材料结构疲劳损伤, 其位置是不确定的。对损伤的位置和尺寸同时进行诊断, 并进一步开展预测的研究非常少。同时上述研究大多数采用简单板结构或者双悬臂梁试件, 对于更加复杂的结构形式, 比如加筋结构, 有待进一步研究。而对复合材料加筋结构, 由于筋条和壁板较弱的层间连接性能, 分层损伤是其重要的损伤形式。

因此, 本文提出了一种基于 SHM 和贝叶斯理论的疲劳分层损伤诊断及结构剩余使用寿命预测方法。结合 SHM 数据, 通过基于贝叶斯理论的 PF 算法对复合材料结构疲劳分层损伤的位置和面积进行在线联合诊断。通过指数模型描述疲劳分层损伤面积的先验演化规律。在损伤诊断的同时, 也对该损伤演化模型的参数进行估计。然后结合上述估计结果预测分层损伤面积的演化, 进而得到结构 RUL 的预测结果。本文通过有限元仿真的复合材料加筋结构的分层损伤演化对所提出的方法进行了验证。

1 基于贝叶斯理论的分层损伤诊断和预测

采用贝叶斯理论中的 PF 算法实现分层损伤诊断和预测。PF 算法建立在目标系统的状态空间模型的基础上, 其由下式所述的状态方程和观测方程组成^[20]:

$$\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_{k-1}, \boldsymbol{\theta}_k, \boldsymbol{\omega}_k)$$
 (1)

$$\mathbf{y}_k = g(\mathbf{x}_k, \mathbf{v}_k)$$
 (2)

其中: k 是离散时间; \mathbf{x}_k 为 k 时刻系统的状态向量; $f(\cdot)$ 为表征状态演化的非线性模型; $\boldsymbol{\theta}_k$ 为 $f(\cdot)$ 的模型参数向量; $\boldsymbol{\omega}_k$ 为随机变量, 表示状态演化过程中不确定性; \mathbf{y}_k 表示对当前状态的观测值; $g(\cdot)$ 为表征状态向量和观测值之间映射的观测模型; \mathbf{v}_k 表示观测不确定性。

复杂复合材料结构中的疲劳分层损伤通常具有不规则形状,难以确定分层损伤的几何尺寸。因此本文采用分层损伤的面积 z_k 作为损伤变量。定义结构疲劳分层损伤扩展的状态向量为 $\mathbf{x}_k = [z_k, \mathbf{h}_k, \boldsymbol{\theta}_k]$,其中: z_k 表示分层损伤面积; \mathbf{h}_k 表示损伤位置(坐标); $\boldsymbol{\theta}_k$ 为分层损伤面积演化模型的参数。通常情况下,分层损伤面积的演化速率可以通过指数模型描述^[21],如下式所示:

$$z_k = z_{k-1} + \beta_k (z_{k-1})^{\eta_k} \cdot \Delta N \cdot \exp(\omega_k) \quad (3)$$

其中: z_k 为 k 时刻结构分层损伤面积; N 为施加的疲劳载荷循环数; ΔN 为离散时刻对应的载荷循环数步长; ω_k 为随机变量,表征结构疲劳分层损伤扩展的不确定性; β_k 和 η_k 为模型参数,即 $\boldsymbol{\theta}_k = [\beta_k, \eta_k]$ 。由于无法显式地确定模型参数 $\boldsymbol{\theta}_k$ 的演化规律,所以定义模型参数 $\boldsymbol{\theta}_k$ 的演化方程如下:

$$\boldsymbol{\theta}_k = \boldsymbol{\theta}_{k-1} \quad (4)$$

此外,考虑到结构疲劳分层损伤一旦出现,其位置将不会发生较大的变化,因此假设分层损伤位置 \mathbf{h}_k 的演化规律为伽马过程,如下式所示:

$$h_{a,k} = h_{a,k-1} + \varepsilon_k \cdot \sqrt{\Delta N} \quad (5)$$

其中: $h_{a,k}$ 表示损伤位置的各个坐标,下标 $a=1,2$ 分别表示正交的坐标方向, $\mathbf{h}_k = [h_{1,k}, h_{2,k}]$; ε_k 为服从高斯分布的随机变量。

对于复合材料结构的损伤诊断和预测问题,式(2)所示的观测方程表征的是在线获取的 SHM 观测值 \mathbf{y}_k 和结构分层损伤变量之间的映射关系,如下所示:

$$\mathbf{y}_k = g([\mathbf{h}_k, z_k]) + \mathbf{v}_k \quad (6)$$

其中: \mathbf{y}_k 为从 SHM 信号中提取的特征向量; \mathbf{v}_k 表征观测不确定性。

上述定义的状态空间模型中,式(1)所示的状态方程表示结构分层损伤演化的先验规律,其概率表征为先验转移概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})$;同时式(2)所示的观测方程表征的是当前的 SHM 观测过程,其概率表征为观测似然函数 $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k)$ 。

基于状态空间模型,贝叶斯方法旨在通过当前时刻 k 已知的观测值序列 $\mathbf{y}_{1:k}$,估计当前时刻的状态向量 \mathbf{x}_k ,即联合估计结构分层损伤位置 \mathbf{h}_k ,面积 z_k ,以及模型参数向量 $\boldsymbol{\theta}_k$ 。上述 $\mathbf{y}_{1:k}$ 表示集合 $\{\mathbf{y}_1, \mathbf{y}_2, \dots, \mathbf{y}_k\}$ 。该过程实质上是通过贝叶斯理论求解状态向量 \mathbf{x}_k 的后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k})$ 的过程。

理论上,每当获得一个新的观测值 \mathbf{y}_k ,其后

验概率密度函数可以通过下式计算得到:

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k-1}) = \int p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1})p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1})d\mathbf{x}_{k-1} \quad (7)$$

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k}) = \frac{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k)p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k-1})}{p(\mathbf{y}_k|\mathbf{y}_{1:k-1})} \quad (8)$$

其中: $p(\mathbf{x}_{k-1}|\mathbf{y}_{1:k-1})$ 为已知的上一时刻后验概率密度函数; $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{y}_{1:k-1})$ 为归一化常数^[15]。

然而式(7)和式(8)对于大多数工程问题无法解析得到。PF 算法基于蒙特卡洛思想,通过一系列带权值的样本近似连续的概率密度函数,使其具有很强的非线性非高斯问题处理能力,非常适用于结构损伤诊断和预测问题,如下式所示:

$$p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^{(i)} \delta(\mathbf{x}_k - \mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (9)$$

其中: $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 表示第 i 个粒子,即状态向量的一个样本 $\mathbf{x}_k^{(i)} = [z_k^{(i)}, \mathbf{h}_k^{(i)}, \boldsymbol{\theta}_k^{(i)}]$; N_s 为粒子个数; $\delta(\cdot)$ 为 Dirac 函数^[20]; $\tilde{w}_k^{(i)}$ 为归一化的粒子权值。

在粒子滤波算法中,由于后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k})$ 本身无法直接采样,因此这些粒子从一个与后验概率密度函数相近,且容易采样的“重要性密度函数”中采样得到。在粒子滤波算法领域,最常用的重要性密度函数为先验转移概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{x}_{k-1}^{(i)})$ ^[20]。从该重要性密度函数采样得到粒子的过程,即为将 $k-1$ 时刻的粒子 $\mathbf{x}_{k-1}^{(i)}$ 通过状态方程一步转移得到 k 时刻粒子的过程。同时,粒子权值通过下式计算得到:

$$w_k^{(i)} = \tilde{w}_{k-1}^{(i)} p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k^{(i)}) \quad (10)$$

$$\tilde{w}_k^{(i)} = \frac{w_k^{(i)}}{\sum_{i=1}^{N_s} w_k^{(i)}} \quad (11)$$

其中: $p(\mathbf{y}_k|\mathbf{x}_k^{(i)})$ 是第 i 个粒子 $\mathbf{x}_k^{(i)}$ 的观测似然值; $w_k^{(i)}$ 为未进行归一化处理的粒子权值; $\tilde{w}_k^{(i)}$ 为归一化权值。

通过上述方式,式(7)和式(8)的求解变成了粒子的采样和权值更新这两个迭代的步骤。此时,在 PF 运行过程中,粒子集和它对应的权值即表征了待求的后验概率密度函数 $p(\mathbf{x}_k|\mathbf{y}_{1:k})$ 。进一步,损伤状态的后验估计通过粒子加权求和得到,如下式所示:

$$\hat{\mathbf{x}}_k = \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^{(i)} \mathbf{x}_k^{(i)} \quad (12)$$

其中：分层损伤面积和分层损伤位置的后验估计由下式得到：

z_k= \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^{(i)} z_k^{(i)} \tag{13}

h_k= \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^{(i)} h_k^{(i)} \tag{14}

其中，x_k、z_k以及h_k都称为后验估计，即为损伤诊断结果。

值得注意的是，上述粒子迭代过程中，粒子权值会逐渐集中在少数粒子上，即粒子的退化问题^[15]。PF 算法通常采用重采样算法^[15]解决该问题，其基本思想是消除权重较小的粒子并复制权重较大的粒子，使得所有的权值粒子相同。

在前文中提到，模型参数向量假设在不同时刻保持不变，如式 (4) 所示。该假设与模型参数估计问题并不矛盾。其原因在于，初始时刻生成了一系列模型参数样本{θ_{k=0}⁽ⁱ⁾}_{i=1}^{N_s}，这些样本在粒子权值更新和重采样过程中会发生复制和消除，以近似模型参数的概率分布。此外，考虑到经过重采样后模型参数样本集{θ_k⁽ⁱ⁾}_{i=1}^{N_s}的多样性会减少，本文在重采样后对模型参数样本进一步进行正则化处理^[15]。

此外，由于状态向量的后验概率密度函数p(x_k|y_{1:k})包含了截止当前时刻的先验和观测信息，因此在其基础上进行预测可以得到更为准确的结果。该预测过程通过将粒子中的分层损伤面积分量向未来时刻进行投影实现^[20]，如下式所示：

z_{k+p}^{(i)} = f(z_{k+p-1}^{(i)}, \omega_{k+p}^{(i)}, \theta_k^{(i)}) \tag{15}

其中：k+p为未来的时刻；由于未来时刻没有 SHM 观测值，因此θ_k⁽ⁱ⁾保持 k 时刻的结果。值得注意的是模型参数分量θ_k⁽ⁱ⁾是经过实际的 SHM 观测值y_{1:k}更新选择后的结果，因此损伤演化模型 f(·)更加接近实际的损伤演化过程。

假设根据结构分析得到分层损伤面积的阈值为z_{th}，每个粒子的分层损伤面积z_{k+p}⁽ⁱ⁾超过z_{th}的时刻记为结构失效时刻T_k⁽ⁱ⁾，则每个粒子对应的结构 RUL 定义如下：

R_k^{(i)} = T_k^{(i)} - k \tag{16}

其中：k为当前时刻；R_k⁽ⁱ⁾为 k 时刻第 i 个粒子对应的结构 RUL。进一步，结构 RUL 的后验概率密度

函数由下式表征：

p(R_k|y_{1:k}) \approx \sum_{i=1}^{N_s} \tilde{w}_k^{(i)} \delta(R_k - R_k^{(i)}) \tag{17}

其中，R_k为在 k 时刻的结构 RUL。

总的来说，上述基于贝叶斯理论的疲劳分层损伤诊断和预测流程如图 1 所示。首先定义当前复合材料结构的状态空间模型，即构建该结构的状态方程和观测方程。然后在线应用过程中，通过 SHM 技术对结构进行损伤监测，在线获取结构的损伤观测值。通过观测值计算并更新粒子的权值，获取结构当前时刻状态向量的后验估计，得到当前结构疲劳分层损伤位置和面积的诊断结果。然后在此基础上预测分层损伤面积在未来时刻的演化过程，以获得结构的 RUL 预测结果。

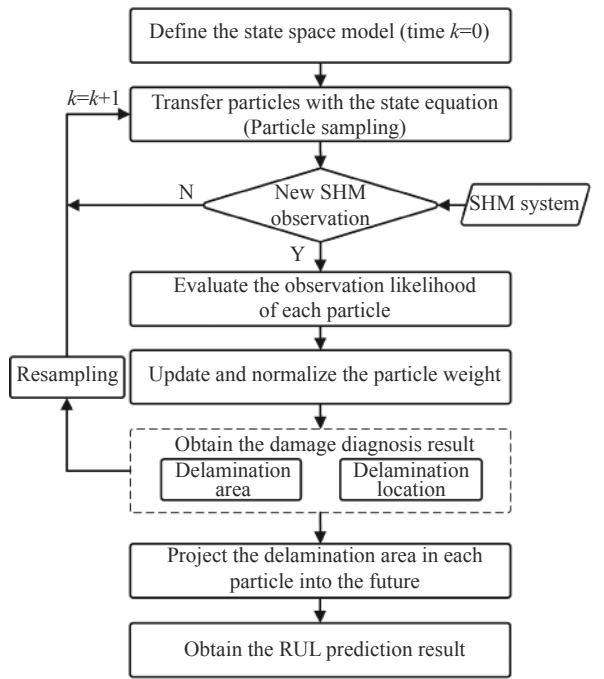


图 1 基于贝叶斯理论的分层损伤诊断和预测方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the Bayesian theory-based delamination diagnosis and prognosis method

2 方法验证

通过有限元软件 ABAQUS 仿真复合材料加筋板的疲劳分层损伤演化及其损伤监测过程，以验证所提出的方法。

如前文所述，本文方法需要预先定义当前结构的状态空间模型。因此，首先建立 35 个不同的有限元仿真算例，记为 T1~T35，用于获取数据以构建当前结构的状态方程和观测方程。这些算例

具有不同的初始分层损伤位置。此外，额外建立 1 个有限元仿真算例，记为 V1。假设 V1 的疲劳分层损伤位置和损伤演化过程未知，通过本文方法对其疲劳分层损伤进行诊断和预测。

2.1 加筋复合材料板疲劳分层扩展仿真

仿真对象为图 2 所示的碳纤维增强环氧树脂基复合材料加筋板，尺寸为 270 mm×320 mm，由碳纤维预浸料制作而成，其力学性能如表 1 所示。其中：蒙皮的铺层为 $[-45/0/45/-45/-45/45/90/0]_s$ ，每层的厚度为 0.2 mm；筋条的宽度为 45 mm，高度为 23 mm，铺层为 $[90/-45/45/90/0/-45/45]$ 。

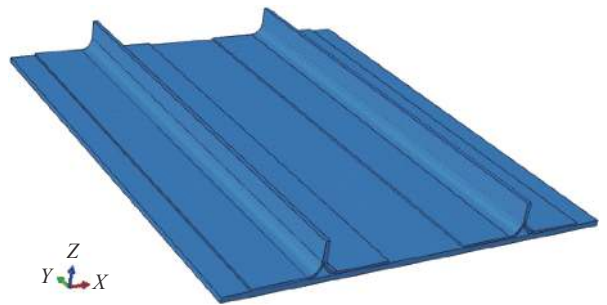


图 2 仿真的碳纤维增强环氧树脂基复合材料加筋板
Fig. 2 Simulated stiffened panel made of carbon fiber reinforced epoxy resin matrix composites

表 1 碳纤维增强环氧树脂基复合材料力学性能参数
Table 1 Mechanical properties of the carbon fiber reinforced epoxy resin matrix composites

Property	Value
E_1/MPa	157 486
E_2/MPa	9 946
ν	0.24
G_{12}/MPa	4 950
G_{13}/MPa	4 950
G_{23}/MPa	3 208

Notes: E_1 and E_2 are Young's moduli in 1 and 2 direction, respectively; ν is Poisson's ratio; G_{12} , G_{13} and G_{23} are shear moduli in 1-2 plane, 1-3 plane and 2-3 plane, respectively.

图 3 为该复合材料加筋板的有限元模型及其初始分层设置。该模型采用 shell-to-solid^[22] 方式建模，以减少模型的自由度数。如图 3(b) 所示，在 X 方向，结构的一半采用 SC8R 实体单元建模，另一半采用 S4R 壳单元建模。同时将结构划分为不同的区域，使其可以生成结构化网格，从而保证筋条和蒙皮在接触面的节点对应。本文采用 ABAQUS 中的虚拟裂纹闭合技术 (Virtual crack closure technique, VCCT) 仿真筋条和蒙皮之间的疲劳分层扩展。在初始状态下，给定一个初始的分

层损伤，如图 3(a) 所示。该损伤通过分离筋条和蒙皮相应位置的节点得到。

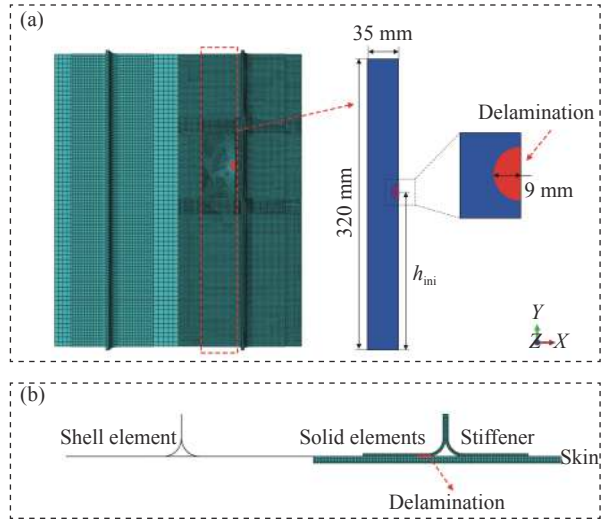


图 3 复合材料加筋板的有限元模型及其初始分层设置
Fig. 3 Finite element model of the stiffened composite panel and its initial delamination setting

同时，该有限元模型的底端固支，顶端约束除 Y 方向平移的其他自由度。然后在结构顶端施加 Y 方向的压缩位移疲劳载荷，疲劳载荷的峰值为 2 mm，谷值为 0.2 mm。相比于施加力载荷，施加位移载荷可以避免由于结构大变形造成的求解器不收敛。疲劳载荷加载采用 ABAQUS 中的直接循环分析步。加载过程中，ABAQUS 自动检测分层前沿，计算分层前沿节点的应变能释放率 (Strain energy release rate, SERR)，并通过表 2 所示的参数确定疲劳载荷下分层的扩展。其中：参数 C_1 和 C_2 为控制分层损伤开始扩展的材料常数；参

表 2 仿真疲劳分层损伤扩展的虚拟裂纹闭合技术 (VCCT) 参数
Table 2 Virtual crack closure technique (VCCT) parameters for simulating fatigue delamination growth

Parameter	Value
$G_{IC}/(\text{MPa}\cdot\text{mm}^{-1/2})$	0.45
$G_{IIC}/(\text{MPa}\cdot\text{mm}^{-1/2})$	1.38
$G_{IIIC}/(\text{MPa}\cdot\text{mm}^{-1/2})$	1.38
C_1	1×10^{-5}
C_2	1
C_3	1×10^4
C_4	5

Notes: G_{IC} is the critical mode I energy release rate; G_{IIC} is the critical mode II energy release rate; G_{IIIC} is the critical mode III energy release rate; C_1 and C_2 are the material constants determining the onset of delamination growth; C_3 and C_4 are the material constants determining the fatigue delamination growth rate.

数 C_3 和 C_4 为控制疲劳分层损伤扩展速率的材料常数。此外, SERR 的模式混合准则为 BK 准则, 其指数选取为 1。

共计算了 36 个仿真算例, 包括用于构建状态空间模型的算例 T1~T35, 以及用于验证的算例 V1。这些算例具有相同的初始分层形状, 即直径 9 mm 的半圆, 以及相同的 X 坐标, 如图 3(a) 所示。但是这些算例的初始分层损伤位置的 Y 坐标不同。记初始分层的 Y 坐标为 h_{ini} 。算例 T1~T35 的 h_{ini} 为

75 mm (T1) 开始, 直至 245 mm (T35), 间隔 5 mm。算例 V1 的 h_{ini} 为 132.5 mm, 与 T1~T35 均不相同。

2.2 加筋复合材料板疲劳分层损伤扩展仿真结果

算例 T1~T35 以及算例 V1 的初始分层损伤会随着疲劳载荷循环数的增加逐渐扩展。以算例 T25 为示例, 图 4 给了其分层损伤的扩展过程。可以看到, 初始损伤经过疲劳加载后逐渐扩展, 分层损伤面积逐渐增大。同时分层损伤的形状逐渐变得不规则。

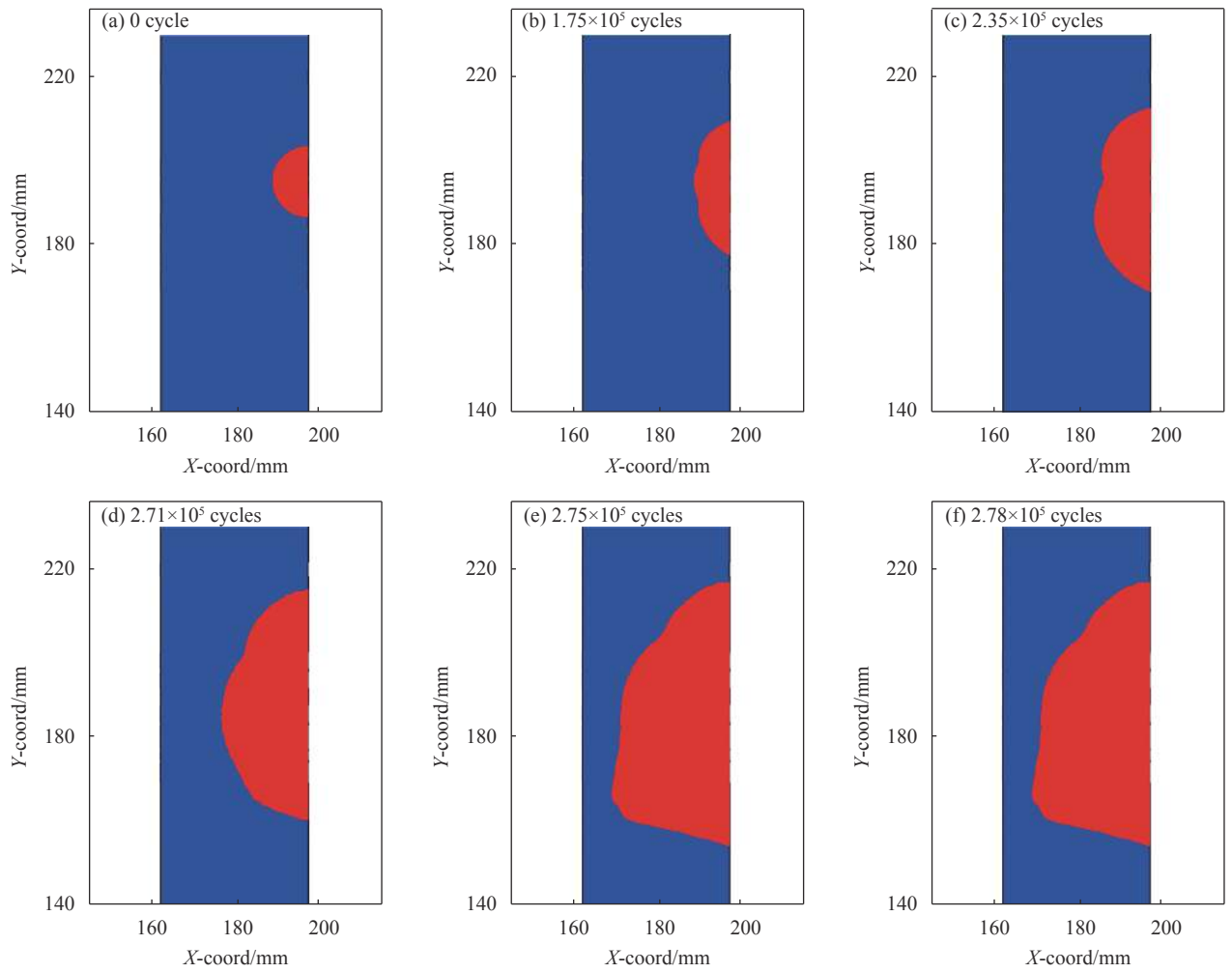


图 4 复合材料加筋板算例 T25 的仿真分层损伤扩展情况
Fig. 4 Simulated delamination growth in the case T25 of the stiffened composite panel

由于本文篇幅限制, 图 5 给出了 5 个典型算例 (T6、T11、T18、T22、T31) 的分层损伤面积、损伤位置、以及结构支反力随载荷循环数的变化。由图 5(a) 可以看到, 分层损伤面积表现出明显的指数增长趋势。并且越靠近结构 Y 方向的中心, 分层损伤扩展越快。并且当分层损伤扩展到筋条

边界时, 进入快速扩展阶段, 分层损伤扩展不再稳定。因此本文只考虑分层损伤扩展到筋条边界之前的情况。
同时图 5(b) 中的分层损伤位置表征分层损伤形心在 Y 方向的坐标, 记为变量 h 。可以看到, 由于分层损伤的形状变得不规则, 同时分层损伤

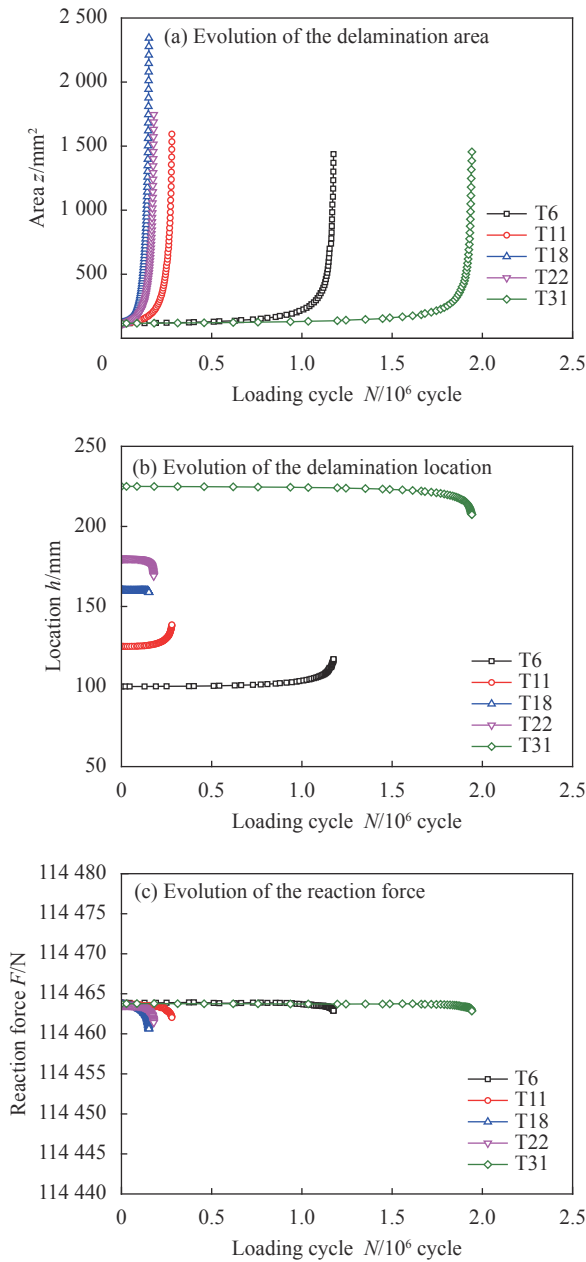


图5 典型复合材料加筋板仿真算例中损伤变量随循环载荷数的变化
Fig. 5 Damage variables during the fatigue delamination growth in typical simulation cases of the stiffened composite panel

的面积逐渐变大, 分层损伤形心在 Y 方向的坐标有细微的变化。此外, 这几个算例的结构底端支反力变化如图 5(c) 所示。其最大的支反力变化为 11.8 N, 相对变化为 0.01%, 表明位移载荷对应的力载荷变化很小, 可以通过相同位移载荷下的应变数据进行分层损伤监测。

为实现疲劳分层损伤的在线监测, 在筋条的上表面模拟布置光纤光栅 (Fiber Bragg grating, FBG) 应变传感器, 如图 6 所示。通过 FBG 传感器采集

筋条上表面的应变数据。沿着光纤, 模拟布置 $n=22$ 个应变监测点, 各个监测点的间距为 12 mm。

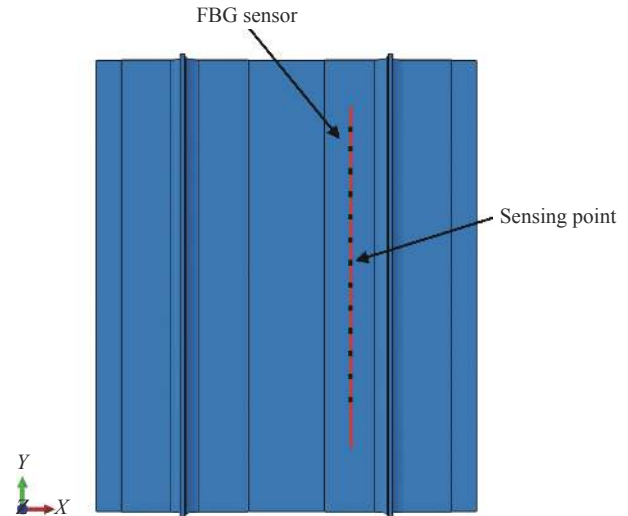


图6 模拟光纤光栅 (FBG) 应变传感器布置
Fig. 6 Layout of the simulated fiber Bragg grating (FBG) sensor

通过模拟 FBG 传感器获得的典型应变数据如图 7(a) 所示, 记为 $\mathbf{E} = [E_1, E_2, \dots, E_n]$ 。可以看到, 在没有损伤时, 筋条表面的应变分布关于结构对称。当结构中出现分层损伤, 应变在分层损伤的位置发生变化。为更好地体现分层损伤对应变的影响, 采用结构在没有分层损伤时的应变分布作为基准, 记为 $\mathbf{E}^H = [E_1^H, E_2^H, \dots, E_n^H]$ 。计算传感器的应变相对变化量作为 SHM 观测值, 如图 7(b) 所示, 记为 $\mathbf{y} = [y_1, y_2, \dots, y_n]$ 。其中 $y_j = E_j - E_j^H$, $j = 1, 2, \dots, n$ 。

2.3 加筋复合材料板状态空间模型构建

首先通过算例 T1~T35 的数据构建加筋板结构的状态空间模型。

对于状态方程, 分别通过算例 T1~T35 的损伤面积随循环载荷数的演化数据, 拟合模型参数 $[\beta, \eta]$ 得到结果如图 8(a) 所示。可以看到模型参数 $\ln \beta$ 和 η 具有明显的线性关系。同时, 由图 5(a) 可以看到, 分层损伤的位置与其扩展速率相关。因此, 将 $\ln \beta$ 和初始损伤位置 h_{ini} 对应, 可以得到图 8(b) 所示的二次关系。上述参数的线性 and 二次关系拟合如下式所示:

$$\eta = -0.14 \ln \beta - 0.32 \quad (18)$$

$$\ln \beta = -2.53 \times 10^{-3} h_{ini}^2 + 0.814 h_{ini} - 81.6 \quad (19)$$

对于一个新的目标结构, 损伤位置未知。在定义其初始损伤位置的概率分布后, 从中随机采

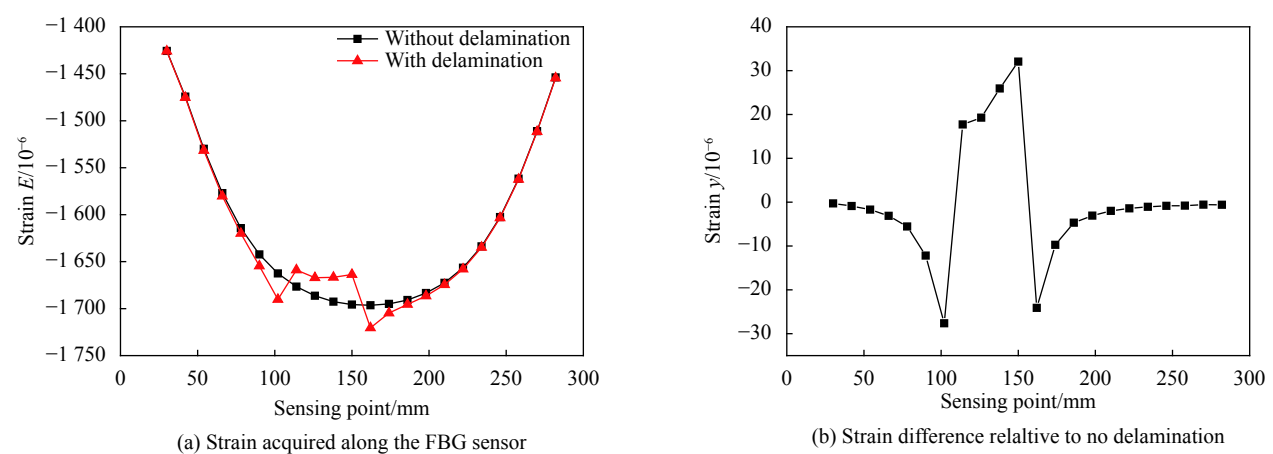


图 7 通过模拟 FBG 传感器获得的复合材料加筋板应变数据示例

Fig. 7 Example of the strain data of the stiffened composite panel collected from the simulated FBG sensor

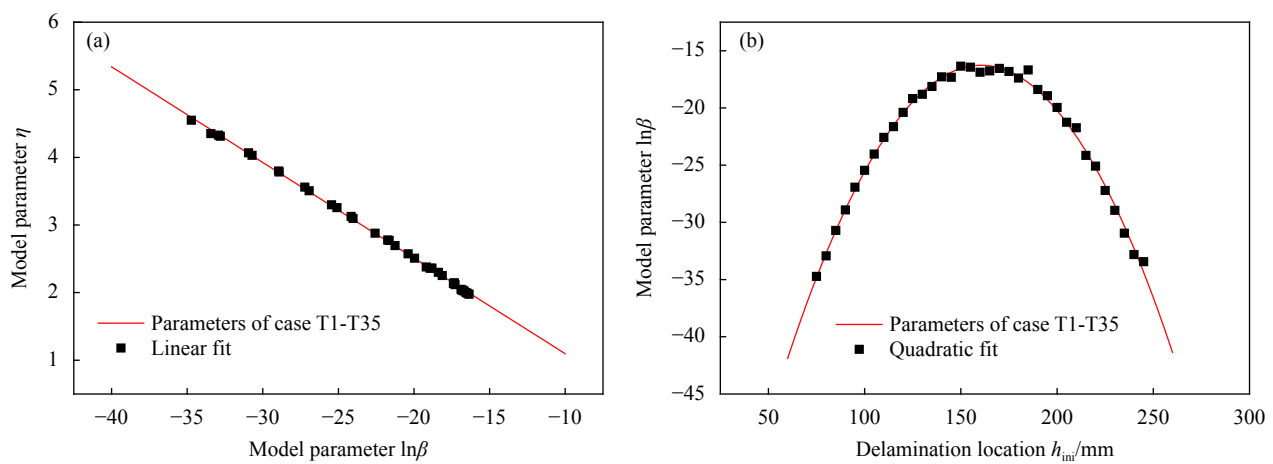


图 8 通过复合材料加筋板算例 T1-T35 仿真数据得到的分层损伤面积演化模型参数

Fig. 8 Delamination area progression model parameters evaluated with the simulation data from the cases T1-T35 of the stiffened composite panel

样可以获得一系列初始样本。通过式 (18)~(19) 即可得到模型参数 $[\beta, \eta]$ 的先验样本集。

对于观测方程，从算例 T1~T35 的仿真结果中，提取不同损伤状态 $[z, h]$ 下的应变观测向量 \mathbf{y} ，共 4 407 组数据。本文通过这些数据训练人工神经网络 (Artificial neural network, ANN) 作为观测模型。一般来说，该观测模型的输入为 $[z, h]$ ，维数为 2；输出为应变变化值 \mathbf{y} ，维数为 $n=22$ ；其输入维数远远小于输出维数。因此本文采用 n 个 ANN 组成 ANN 集合，其中第 j 个 ANN 的输入为 $[z, h]$ ，输出为 y_j ($j=1, 2, \dots, n$)。然后将这 n 个 ANN 的输出组合得到应变观测向量 \mathbf{y} 。该 ANN 集合中的每个 ANN 为多层感知机，其隐含层数为 2，每个隐含层神经元个数为 10。通过 T1~T35 提取的数据对这 n 个 ANN 分别进行训练得到 ANN 观测模型。图 9 为 ANN 观测模型的典型应变输出结果。

在线诊断和预测过程中，每当获得新的 SHM 观测值 \mathbf{y}_k ，式 (10) 所示的粒子权值通过下式计算得到：

$$w_k^{(i)} = \tilde{w}_{k-1}^{(i)} \prod_{j=1}^{n=22} L_{j,k}^{(i)} \tag{20}$$

$$L_{j,k}^{(i)} = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{v,k}} \exp\left(-\frac{(y_{j,k}^{(i)} - y_{j,k})^2}{2\sigma_{v,k}^2}\right) \tag{21}$$

其中： $L_{j,k}^{(i)}$ 为第 i 个粒子在第 j 个应变监测点的观测似然值； $y_{j,k}^{(i)}$ 为将第 i 个粒子中的 $[z_k^{(i)}, h_k^{(i)}]$ 分量输入观测模型中第 j 个 ANN 得到的输出； $y_{j,k}$ 为实际 SHM 观测值 \mathbf{y}_k 中的第 j 个应变监测点的应变相对变化量；式中观测不确定性假设为零均值高斯噪声，其标准差为 $\sigma_{v,k}$ 。本文根据 ANN 观测模型训练过程中的均方根误差输出，定义观测不确定

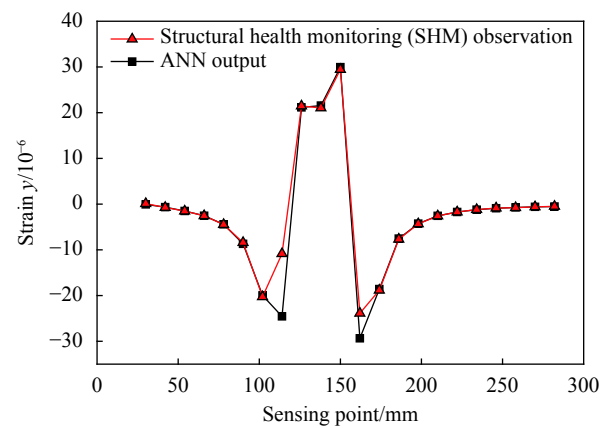


图9 复合材料加筋板人工神经网络(ANN)观测模型典型应变输出结果

Fig. 9 Typical strain output of the artificial neural network (ANN) measurement model for the stiffened composite panel

性标准差如下式所示：

$$\sigma_{v,k}=6\exp\left(\frac{u}{-10}\right)+4 \tag{22}$$

其中， u 为PF算法中权值更新的次数。式(22)表示初始时刻观测不确定性标准差为应变值 10×10^{-6} ，然后指数衰减为应变值 4×10^{-6} 。

2.4 算例V1的疲劳分层损伤诊断和预测

在本节中，假设算例V1的分层损伤演化过程未知，用于验证本文提出的在线诊断和预测方法。

首先对PF算法进行初始化。因为初始分层损伤位置的已知信息很少，所以假设初始分层损伤位置服从均匀分布 $h_{k=0}\sim U(70,250)$ ，此处 h_k 表示分层损伤形心的Y坐标。初始分层损伤面积同样服从均匀分布 $z_{k=0}\sim U(0,400)$ 。为保证粒子多样性，粒子数选取为足够大的数目 $N_s=5\,000$ 。此外，表征疲劳分层损伤演化不确定性的随机变量 ω_k 选为 $\omega_k\sim N(-\sigma_\omega^2/2,\sigma_\omega^2)$ ，其标准差为 $\sigma_\omega=0.5$ 。同时，表征分层损伤位置演化的随机变量 ε_k 的标准差设置为 $\sigma_\varepsilon=0.05$ 。

在 $k=0$ 时刻，从先验分布 $h_{k=0}\sim U(70,250)$ 和 $z_{k=0}\sim U(0,400)$ 中随机采样得到 N_s 个随机样本，即 $\{h_{k=0}^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ ，以及 $\{z_{k=0}^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ 。将 $\{h_{k=0}^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ 代入式(18)和式(19)，得到模型参数的初始样本 $\{\{\beta_{k=0}^{(i)},\eta_{k=0}^{(i)}\}\}_{i=1}^{N_s}$ 。然后将这些样本组合得到初始粒子集 $\{x_{k=0}^{(i)}=[z_{k=0}^{(i)},h_{k=0}^{(i)},\beta_{k=0}^{(i)},\eta_{k=0}^{(i)}]\}_{i=1}^{N_s}$ 。

在 $k>0$ 时刻，假设算例V1中的结构在服役过程中，通过基于应变的SHM技术获取其结构表面的应变数据。每当获得SHM观测值 y_k ，更新粒子权值，得到状态向量 x_k 的后验概率密度函数。计

算状态向量 x_k 中损伤位置和损伤面积的后验估计 \hat{h}_k 和 \hat{z}_k 作为损伤诊断结果，如图10和图11所示。可以看到，所提出的方法可以准确地估计当前时刻疲劳分层损伤的面积。并且随着损伤扩展，获得更多的SHM观测值后，可以准确地定位损伤的位置。图10和图11中的标准差区间分别通过 $\{z_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ 和 $\{h_k^{(i)}\}_{i=1}^{N_s}$ 的标准差计算得到。

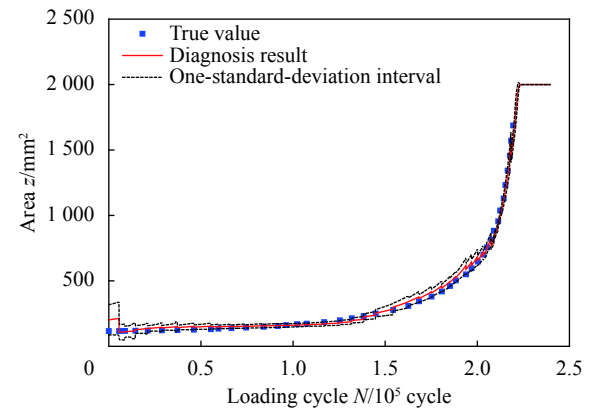


图10 复合材料加筋板算例V1的疲劳分层损伤面积诊断结果

Fig. 10 Diagnosis results of the fatigue delamination area in the case V1 of the stiffened composite panel

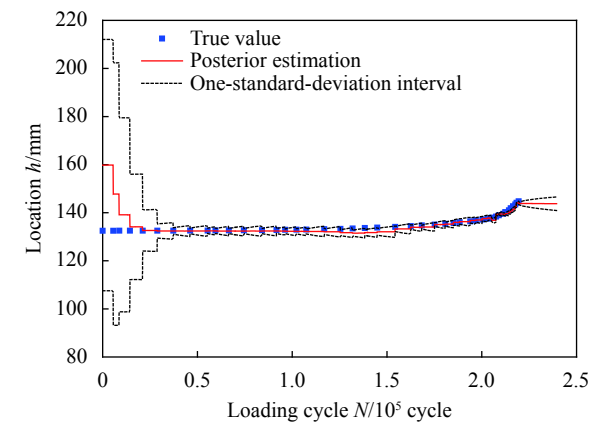


图11 复合材料加筋板算例V1的疲劳分层损伤位置的诊断结果

Fig. 11 Diagnosis results of the fatigue delamination location in the case V1 of the stiffened composite panel

此外，算例V1的分层损伤面积演化模型参数后验估结果如图12所示。可以看到，在约2.5万个载荷循环，表征分层损伤面积演化的指数模型参数 β 和 η 逐渐收敛。同时随着损伤扩展速率加快，分层损伤面积变大，在约15万个载荷循环，PF算法根据SHM观测值对模型参数 β 进行了修正，使其更加符合实际的损伤面积演化过程。

在分层损伤诊断结果的基础上，将粒子向未来时刻投影得到分层损伤面积演化的预测结果。

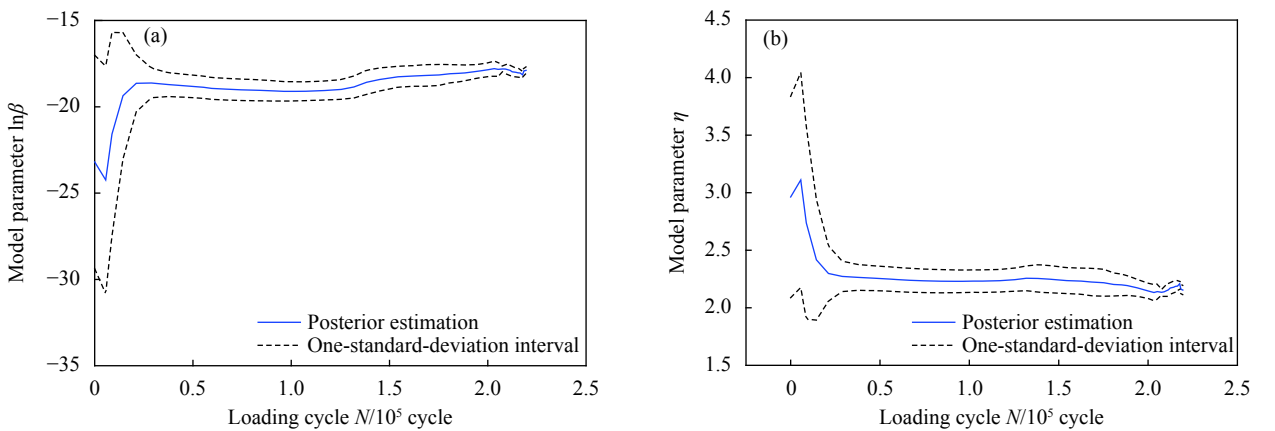


图 12 复合材料加筋板算例 V1 的分层损伤面积演化模型参数后验估计

Fig. 12 Posterior estimations of the delamination area progression model parameters for the case V1 of the stiffened composite panel

图 13 为在线诊断和预测过程中的一次预测示例。定义分层损伤面积的阈值为 $z_{th}=2\,000\text{ mm}^2$ ，则基于式 (16) 和式 (17) 可以得到结构的 RUL 预测结果，如图 14 所示。可以看到，在 15 万个载荷循环前，RUL 的预测结果存在较大的误差，其原因在于该阶段的分层损伤扩展速率较慢，分层损伤面积较小，SHM 观测值变化较小，无法准确地估计损伤面积演化模型的参数。在 15 万个载荷循环后，由于损伤扩展速率变化加快，可以通过 SHM 观测值反映出结构分层损伤演化的趋势信息，因此得到了较为准确的 RUL 预测结果。

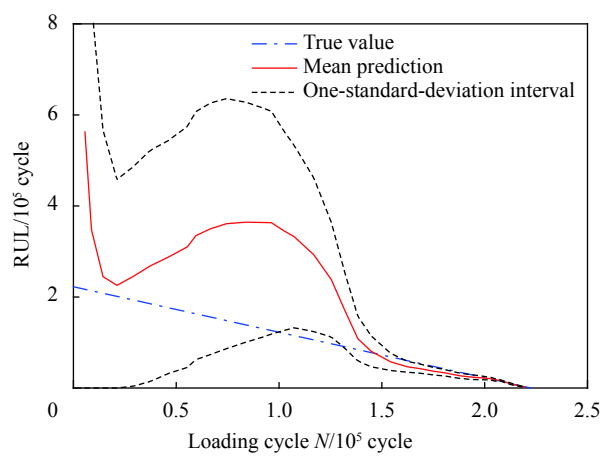


图 14 复合材料加筋板算例 V1 的剩余使用寿命 (RUL) 预测结果

Fig. 14 Remaining useful life (RUL) prediction result for the case V1 of the stiffened composite panel

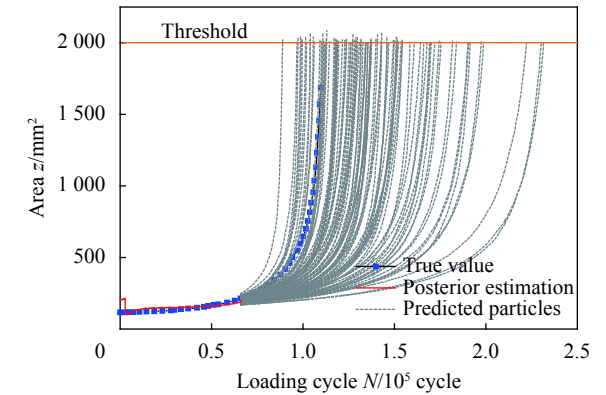


图 13 复合材料加筋板算例 V1 的分层损伤面积演化预测示意

Fig. 13 Illustration of the delamination area progression prediction for the case V1 of the stiffened composite panel

3 结论

(1) 提出了一种基于结构健康监测 (Structural health monitoring, SHM) 和贝叶斯理论的复合材料结构疲劳分层损伤诊断及结构剩余使用寿命预测方法。实现了疲劳分层损伤位置和面积的联合诊

断，以及结构的剩余寿命预测。
(2) 开展了复杂复合材料加筋板的疲劳分层损伤扩展仿真验证。通过基于应变的 SHM 方法，实现对结构损伤的在线监测，并将该 SHM 监测结果作为本文方法输入。验证结果表明，所提出的方法可以准确地评估结构分层损伤位置和损伤面积，以及预测结构的剩余使用寿命。

参考文献:

[1] 邢丽英, 冯志海, 包建文, 等. 碳纤维及树脂基复合材料产业发展面临的机遇与挑战[J]. 复合材料学报, 2020, 37(11): 2700-2706.
XING Liying, FENG Zhihai, BAO Jianwen, et al. Facing opportunity and challenge of carbon fiber and polymer matrix composites industry development[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2020, 37(11): 2700-2706(in Chinese).

- [2] 朱元林, 温卫东, 刘礼华, 等. 碳/碳复合材料疲劳损伤失效试验研究[J]. 复合材料学报, 2016, 33(2): 386-393.
ZHU Yuanlin, WEN Weidong, LIU Lihua, et al. Test research on fatigue damage failure of C/C composites[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2016, 33(2): 386-393(in Chinese).
- [3] SENTHILKUMAR M, SREEKANTH T G, MANIKANTA R S. Nondestructive health monitoring techniques for composite materials: A review[J]. Polymers and Polymer Composites, 2021, 29(5): 528-540.
- [4] GÜEMES A, FERNANDEZ-LOPEZ A, POZO A R, et al. Structural health monitoring for advanced composite structures: A review[J]. Journal of Composites Science, 2020, 4(1): 13.
- [5] YUAN S F, LAI X S, ZHAO X, et al. Distributed structural health monitoring system based on smart wireless sensor and multi-agent technology[J]. Smart Materials and Structures, 2006, 15(1): 1-8.
- [6] 袁慎芳. 结构健康监测[M]. 北京: 国防工业出版社, 2007.
YUAN S F. Structural health monitoring and damage control[M]. Beijing: National Defense Industry Press, 2007 (in Chinese).
- [7] 袁慎芳, 刘凌峰, 邱雷, 等. C/C热防护结构弹性波仿真分析方法及损伤影响[J]. 复合材料学报, 2019, 35(10): 2448-2457.
YUAN Shenfang, LIU lingfeng, QIU Lei, et al. Elastic wave simulation analysis method and damage effect on elastic wave in C/C thermal protection structures[J]. Acta Materialae Compositeae Sinica, 2019, 35(10): 2448-2457(in Chinese).
- [8] 鲍娇, 袁慎芳, 邱雷, 等. 基于阵列传感器的复合材料结构损伤 MUSIC成像方法[J]. 复合材料学报, 2017, 34(2): 456-462.
BAO Qiao, YUAN Shenfang, QIU Lei, et al. A damage imaging method based on MUSIC algorithm of linear sensor array for composite structure[J]. Acta Materialae Compositeae Sinica, 2017, 34(2): 456-462(in Chinese).
- [9] LIU Y, MOHANTY S, CHATTOPADHYAY A. Condition based structural health monitoring and prognosis of composite structures under uniaxial and biaxial loading[J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2010, 29(3): 181-188.
- [10] ELEFTHEROGLOU N, LOUTAS T. Fatigue damage diagnostics and prognostics of composites utilizing structural health monitoring data and stochastic processes[J]. Structural Health Monitoring, 2016, 15(4): 473-488.
- [11] TODD M, GREGORY W, KEY C, et al. Composite laminate fatigue damage detection and prognosis using embedded fiber Bragg Gratings[C]//Smart Materials, Adaptive Structures and Intelligent Systems. American Society of Mechanical Engineers, 2018, 51951: V002T05A011.
- [12] 陈健, 袁慎芳, 王卉, 等. 基于高斯权值-混合建议分布粒子滤波的疲劳裂纹扩展预测[J]. 航空学报, 2017, 38(11): 168-176.
CHEN Jian, YUAN Shenfang, WANG Hui, et al. Using Gaussian weighting-mixture proposal distribution particle filter for fatigue crack growth prediction[J]. Acta Aeronautica et Astronautica Sinica, 2017, 38(11): 168-176(in Chinese).
- [13] CHEN J, YUAN S F, JIN X. On-line prognosis of fatigue cracking via a regularized particle filter and guided wave monitoring[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2019, 131: 1-17.
- [14] CHIACHIO J, CHIACHIO M, SAXENA A, et al. An energy-based prognostics framework to predict fatigue damage evolution in composites[C]//Proceedings of the Annual Conference of the Prognostics and Health Management Society. 2013, 1: 363-371.
- [15] ARULAMPALAM M S, MASKELL S, GORDON N, et al. A tutorial on particle filters for online nonlinear/non-Gaussian Bayesian tracking[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2002, 50(2): 174-188.
- [16] 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.
- [17] DATTA S, NEERUKATTI R K, CHATTOPADHYAY A. Buckypaper embedded self-sensing composite for real-time fatigue damage diagnosis and prognosis[J]. Carbon, 2018, 139: 353-360.
- [18] BANERJEE P, PALANISAMY R P, HAQ M, et al. Data-driven prognosis of fatigue-induced delamination in composites using optical and acoustic NDE methods [C]//2019 IEEE International Conference on Prognostics and Health Management, 2019: 1-10.
- [19] CRISTIANI D, SBARUFATTI C, GIGLIO M. Damage diagnosis and prognosis in a composite structure by surrogate modelling and particle filtering[C]//12th International Workshop on Structural Health Monitoring: Enabling Intelligent Life-Cycle Health Management for Industry Internet of Things (IIOT), IWSHM 2019. DEStech Publications Inc., 2019, 1: 1565-1572.
- [20] DOUCET A, GODSILL S, ANDRIEU C. On sequential Monte Carlo sampling methods for Bayesian filtering[J]. Statistics and Computing, 2000, 10(3): 197-208.
- [21] FENG X, GILCHRIST M D, KINLOCH A J, et al. Development of a method for predicting the fatigue life of CFRP components[J]. International Conference on Fatigue of Composites, 1997: 407-414.
- [22] KRUEGER R, O'BRIEN T K. A shell/3D modeling technique for the analysis of delaminated composite laminates[J]. Composites Part A: Applied Science and Manufacturing, 2001, 32(1): 25-44.