

基于 ToF 损伤因子的碳纤维复合材料 疲劳损伤概率成像方法

孔琼英^{1,2}, 叶波^{1,2*}, 邓为权³, 陈宸^{1,2}, 王丹宏^{1,2}

¹昆明理工大学信息工程与自动化学院, 云南 昆明 650500;

²云南省人工智能重点实验室, 云南 昆明 650500;

³昆明理工大学机电工程学院, 云南 昆明 650500

摘要 碳纤维复合材料(CFRP)疲劳损伤的形成是一个复杂的过程,且疲劳损伤会随载荷和时间的增加不断扩展。针对现有损伤概率成像方法对损伤位置误判率高、损伤成像清晰度低、可视化效果差的问题,提出了一种基于飞行时间(ToF)损伤因子的 CFRP 疲劳损伤概率成像方法。该方法用一种新的损伤因子改进现有的损伤概率成像方法,并研究了不同疲劳载荷循环次数下的 CFRP 板疲劳损伤。实验结果表明,相比现有方法,本方法的损伤定位误差至少降低了 49.85%,为 CFRP 疲劳损伤的准确量化分析提供了新方法。

关键词 图像处理;损伤因子;损伤概率成像;碳纤维复合材料;结构健康监测

中图分类号 TP391.5

文献标志码 A

doi: 10.3788/LOP202158.1610002

Probability-Based Diagnostic Imaging Method of Fatigue Damage for Carbon Fiber Reinforced Plastic Based on ToF Damage Factor

Kong Qiongying^{1,2}, Ye Bo^{1,2*}, Deng Wei-quan³, Chen Chen^{1,2}, Wang Danhong^{1,2}

¹Faculty of Information Engineering and Automation, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China;

²Yunnan Key Laboratory of Artificial Intelligence, Kunming, Yunnan 650500, China;

³Faculty of Mechanical and Electrical Engineering, Kunming University of Science and Technology, Kunming, Yunnan 650500, China

Abstract The formation of carbon fiber reinforced plastic (CFRP) fatigue damage is complicated, and fatigue damage continues to expand over time and as the load increases. Focusing on the problems associated with existing probability-based diagnostic imaging methods, i. e., high misjudgment rate of damage location, low damage imaging clarity, and poor visualization effect, this paper proposes a CFRP fatigue damage-probability diagnostic imaging method based on a time-of-flight (ToF) damage factor. The method uses a new damage factor to improve existing probability-based diagnostic imaging methods, and studies the fatigue damage of CFRP plates under different fatigue loading cycles. Experimental results demonstrate that, compared with existing methods, the damage location error of the method is reduced by at least 49.85%, which provides a new method for the accurate quantitative analysis of CFRP fatigue damage.

Key words image processing; damage factor; probability-based diagnostic imaging; carbon fiber reinforced plastic; structural health monitoring

OCIS codes 100.2960; 110.2990; 290.5870

收稿日期: 2020-10-19; 修回日期: 2020-11-13; 录用日期: 2020-12-03

基金项目: 国家自然科学基金(62063012)

通信作者: *310345884@qq.com

1 引言

相比金属材料,碳纤维复合材料(CFRP)具有比强度高、比刚度高、耐腐蚀性好、可设计性强、质量轻及抗疲劳等优良性能,被广泛应用于航空航天、能源建筑、国防军工等领域^[1-3]。但 CFRP 在材料加工、部件制造以及服役过程中会不断产生各类缺陷和损伤,如材料加工过程中的纤维偏移,部件制造过程中的分层、脱粘,服役过程中的拉长、侵蚀、分层、断裂^[4]。服役过程中,CFRP 的各类微小损伤受使用时间、环境、冲击、载荷等因素的影响不断发展、扩大,使材料结构的稳定性和强度急剧下降。CFRP 的疲劳损伤指的是材料内部在初始阶段形成的微小损伤随着载荷的反复作用逐渐扩大,直至断裂,但内部损伤的形成过程难以察觉,一旦疲劳损伤扩展到一定程度,将会造成严重的经济损失并威胁到人身安全^[5-6]。因此,及时发现损伤及其位置、发展情况等具有重要意义。

结构健康监测(SHM)技术能实时、在线监测结构的健康状况,被广泛应用于航空航天领域中。其中,基于超声导波的 SHM 是目前的研究热点^[7]。超声导波也被称为 Lamb 波,其在结构中传播距离长、衰减小,对微小损伤敏感,在传播过程中遇到裂纹、分层、腐蚀、脱粘等损伤时会发生反射、折射等现象。结合相应的信号处理方法,利用在结构中传播的 Lamb 波损伤信号能有效获取结构的损伤信息。损伤成像方法可直观、清晰地反映出结构中损伤的位置、大小、发展情况等信息,得到了人们的广泛研究。目前主要的损伤成像方法包括基于稀疏阵列的时间反转聚焦成像方法^[8]、延时累加成像方法^[9]、层析成像方法^[10],基于密集阵列的超声相控阵成像方法、多重信号分类方法、波数滤波方法^[11]以及无基准方法、环境参数补偿等方法与各类成像方法的结合^[12]。这些方法均需要精确的传播速度才能实现准确的损伤监测,而实际应用中的 CFRP 结构复杂,材料的各向异性、厚度等导致难以获取精确的波速信息。损伤概率成像方法操作简单、需要的传感器数据量少,且利用各传感通道的损伤因子和权重分布函数进行成像,不需要获取导波的传播速度,可适用于复杂结构中。严宏等^[13]以信号的能量特征差异系数作为损伤指标,提出了一种基于小波分析和概率统计的损伤存在概率成像方法。Wu 等^[14]提出了一种基于相关性分析的损伤概率成像方法,

利用信号差分系数构造损伤概率分布图。Sharif-Khodaei 等^[15]通过构建传感网络的三维有限元模型,利用损伤概率成像方法对加筋板的损伤进行了成像定位研究。刘彬等^[16]研究了基于互相关损伤因子和频谱幅度差损伤因子的损伤概率成像方法,并将其用于复合材料 T 型接头的损伤监测中。Tanaka 等^[17]提出了一种基于离群点分析和损伤概率成像的损伤检测方法。Liu 等^[18]提出了一种基于椭圆分布概率的损伤成像方法,并利用估计的波速和损伤指数降低结构复杂性对成像效果的影响。刘国强等^[19]利用损伤因子和损伤到激励-传感通道直达路径相对距离的关系改进了原始损伤概率成像方法的损伤概率权重分布函数,并对复合材料加筋壁上不同的损伤进行了识别。

上述损伤概率成像方法主要基于能量损伤因子和互相关损伤因子,虽然能有效识别损伤,但其可视化效果差、损伤定位精度低,且对于没有损伤的位置损伤存在概率也较高。针对上述问题,本文设计了一种新的损伤因子,提出了一种基于飞行时间(ToF)损伤因子的 CFRP 疲劳损伤概率成像方法。利用每条传感通道损伤存在情况下的 Lamb 波 ToF 与结构健康状态下 ToF 的关系对损伤概率成像方法进行改进,从而提高损伤定位精度以及损伤成像的可视化效果,并获得损伤的大致形状和大小。此外,还通过实验研究了 CFRP 的内部疲劳损伤,并对本方法的有效性进行了验证。

2 损伤概率成像方法

2.1 损伤概率成像方法的原理

损伤概率成像方法的原理:首先,将压电传感网络中被监测区域均匀划分为 N 个小网格,并将每个小网格看作一个像素点;然后,利用椭圆轨迹法确定传感网络中每条激励-传感通道损伤因子的有效影响区域,并将所有椭圆影响区域叠加,以获得每个像素点的损伤存在概率;最后,将各像素点的损伤存在概率映射为像素值并进行成像,成像图中损伤概率较大的位置即为损伤可能存在的位置。假设传感网络中共有 M 条激励-传感通道,则任意像素点 (x, y) 的损伤存在概率可表示为

$$P(x, y) = \sum_{i=1}^M F_i W_i [R_i(x, y)], \quad (1)$$

式中, F_i 为第 i 条激励-传感通道的损伤因子,可表征监测信号与健康基准信号之间的差异程度; $W_i [R_i(x, y)]$ 为第 i 条激励-传感通道的权重分布

函数,与任意像素点 (x, y) 到第 i 条激励-传感通道直达路径的相对距离 $R_i(x, y)$ 有关,可表示为一个线性衰减的椭圆分布,即

$$W_i[R_i(x, y)] = \begin{cases} 1 - \frac{R_i(x, y)}{\beta}, & R_i(x, y) < \beta \\ 0, & R_i(x, y) \geq \beta \end{cases}, \quad (2)$$

$$R_i(x, y) = \frac{D_{a,i}(x, y) + D_{s,i}(x, y)}{D_i} - 1 = \frac{\sqrt{(x_{a,i} - x)^2 + (y_{a,i} - y)^2} + \sqrt{(x_{s,i} - x)^2 + (y_{s,i} - y)^2}}{\sqrt{(x_{a,i} - x_{s,i})^2 + (y_{a,i} - y_{s,i})^2}} - 1, \quad (3)$$

式中, β 为控制椭圆分布影响区域的尺寸参数, $(x_{a,i}, y_{a,i})$ 为激励传感器 a 的坐标, $(x_{s,i}, y_{s,i})$ 为接收传感器 s 的坐标, $D_{a,i}(x, y)$ 为激励传感器到任意像素点 (x, y) 的距离, $D_{s,i}(x, y)$ 为接收传感器到任意像素点 (x, y) 的距离, D_i 为激励传感器到接收传感器的距离,即椭圆的焦距, $R_i(x, y)$ 的示意图如图 1 所示。

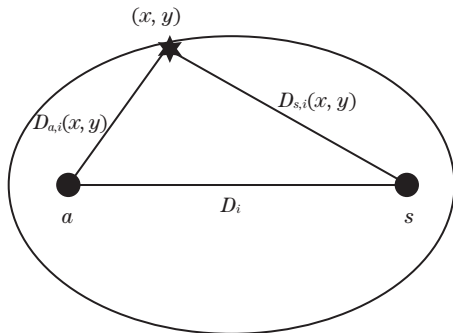


图 1 相对距离的示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the relative distance

2.2 损伤因子

从(1)式可以发现,每条激励-传感路径的损伤因子计算是整个损伤概率成像方法的重要步骤,损伤因子的正确与否直接影响了成像结果。目前,在损伤概率成像方法的研究中,常见的损伤因子有互相关损伤因子和能量损伤因子。

互相关损伤因子与信号的相位有关,可表示为

$$D_{Ci} = 1 - \rho_{b_i, c_i} = 1 - \frac{C_{b_i, c_i}}{\sigma_{b_i} \sigma_{c_i}} = 1 - \frac{\left[\int_{t_1}^{t_2} b_i(t) c_i(t) dt \right]^2}{\int_{t_1}^{t_2} b_i^2(t) dt \int_{t_1}^{t_2} c_i^2(t) dt}, \quad (4)$$

式中, ρ_{b_i, c_i} 为第 i 条激励-传感路径中当前在线监测信号 $c_i(t)$ 与健康基准信号 $b_i(t)$ 的互相关系数, C_{b_i, c_i} 为在线监测信号 $c_i(t)$ 与健康基准信号 $b_i(t)$ 的协方差, σ_{b_i} 和 σ_{c_i} 分别为对应信号的标准偏差, t_1 为直达波的开始时刻, t_2 为直达波的截止时刻。若

将当前在线监测信号和健康基准信号当作两个空间向量,则(4)式可转化成

$$D_{Ci} = 1 - \frac{|b_i(t)| |c_i(t)| \cos \theta}{|b_i(t)| |c_i(t)|} = 1 - \cos \theta, \quad (5)$$

式中, θ 为空间中两个向量的夹角,下标 C 表示互相关。可以发现,互相关损伤因子与信号幅值(能量)无关,而是反映了两个信号的相位差。

能量损伤因子与信号的幅值(能量)有关,可表示为

$$D_{Ei} = \left\{ \frac{\int_{t_1}^{t_2} [d_i^2(t) + \hat{d}_i^2(t)]}{\int_{t_1}^{t_2} [b_i^2(t) + \hat{b}_i^2(t)]} \right\}^{1/2}, \quad (6)$$

$$d_i(t) = c_i(t) - b_i(t), \quad (7)$$

式中, $d_i(t)$ 为第 i 条激励-传感路径的损伤散射信号, $\hat{b}_i(t)$ 为 $b_i(t)$ 的希尔伯特变换, $\hat{d}_i(t)$ 为 $d_i(t)$ 的希尔伯特变换,下标 E 表示能量。

2.3 ToF 损伤因子

基于能量损伤因子和互相关损伤因子的传统损伤概率成像方法虽然能有效识别和定位损伤,但定位准确性较差、损伤成像清晰度不高、可视化效果不好,且存在损伤位置误判的情况。针对上述的问题,提出了一种基于 ToF 损伤因子的 CFRP 疲劳损伤概率成像方法。ToF 损伤因子可表示为

$$D_{Ti} = \frac{T_{d_i(t)} - T_{b_i(t)}}{T_{b_i(t)}}, \quad (8)$$

式中, $T_{b_i(t)}$ 、 $T_{d_i(t)}$ 分别为第 i 条激励-传感路径健康基准信号和损伤散射信号的 ToF。

基于 ToF 损伤因子的损伤概率成像方法具体流程如图 2 所示,首先,将被监测区域划分为大小均匀的像素点;然后,计算出每条激励-传感路径的 ToF 损伤因子;其次,根据损伤概率成像方法计算出每个像素点的损伤概率;最后,根据每个像素点的损伤概率对被监测区域进行成像。

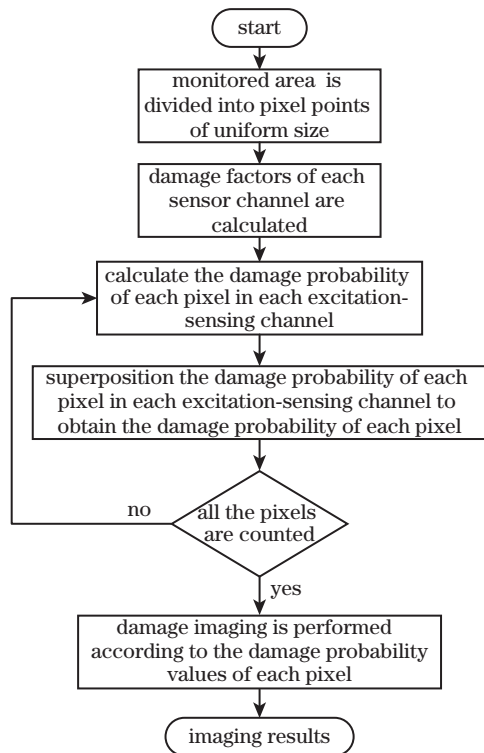


图 2 损伤概率成像方法的流程图

Fig. 2 Flow chart of the probability-based diagnostic imaging method

3 实验方案设计

3.1 实验平台及实验过程

实验使用的数据来源于美国斯坦福大学结构与

复合材料实验室(SACL)和美国航空航天局艾姆斯研究中心(NASA Ames Research Center)合作的CFRP疲劳老化实验数据集^[20]。实验数据以频率为 5.0 Hz, 应力比 $R=0.14$ 的循环载荷对 3 种不同铺层的 CFRP 进行拉-拉疲劳实验。使用的 CFRP 为 Torayca T700G 单向碳预浸料材料, 轮廓为骨头的几何形状, 其示意图和实物图如图 3 所示。CFRP 的尺寸为 15.24 cm × 25.40 cm, 试件左侧中间部分设计了诱导应力集中、尺寸为 5.08 mm × 19.30 mm 的小缺口。疲劳损伤由美国 Acellent 技术公司提供的两组 SMART Layer[®] PZT 传感器监测, 每组传感器由 6 个压电传感器(PZT)组成。其中, 1~6 号传感器为激励传感器, 7~12 号传感器为接收传感器。将 PZT 传感器粘贴到被测板的表面, 共形成 36 条激励-传感通道, 且每条通道均在 150~450 kHz 的中心频率范围内, 从 150 kHz 开始以 50 kHz 的步长增加, 得到 7 种不同中心频率的激励信号。采样频率为 1.2 MHz, 激励信号的平均输入电压为 50 V, 增益为 20 dB, 采样点数为 2000。所有疲劳测试均在 MTS 机器上按照美国材料实验协会 (ASTM) 标准 D3039 和 D3479 进行, 对于每条传感路径, 先采集结构健康状态下的数据, 再进行疲劳测试实验。同时, 将被测试件用染料渗透剂处理, 以增强 X 射线的吸收, 从而进行 X 射线照相。

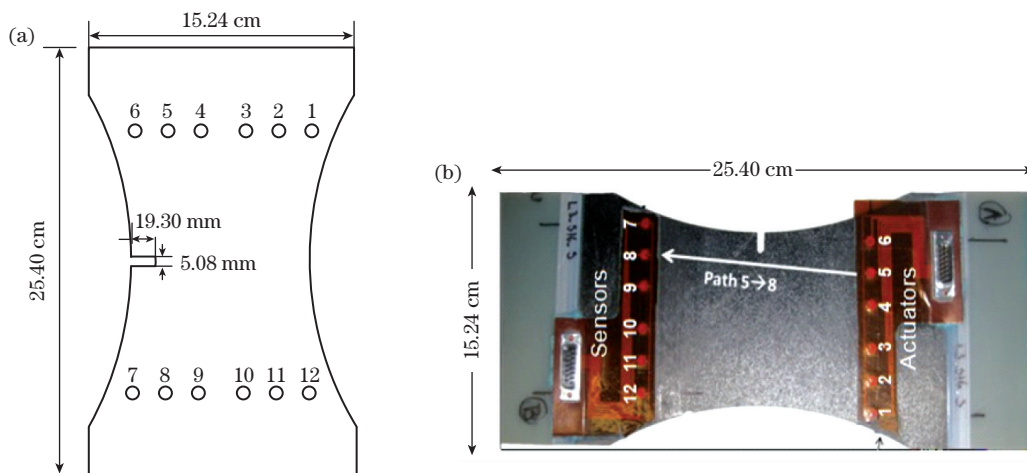


图 3 试件示意图和实物图。(a)示意图;(b)实物图

Fig. 3 Schematic diagram and physical diagram of the specimen. (a) Schematic diagram; (b) physical diagram

3.2 实验方案

基于 CFRP 疲劳老化实验数据集, 以图 3 中试件的左下角为坐标原点, 用底边作为 x 轴, 左侧边作为 y 轴建立直角坐标系, 各传感器的位置坐标如表 1 所示。选取激励信号的中心频率为 300 kHz,

试件铺层为 $[0_2/90_4]_s$, 即 0° 和 90° 交替铺层, 下标 2 和 4 表示层数, s 表示对称。在绝对 0 载荷情况下对试件进行测量, 激励信号的时域和频域波形如图 4 所示。此外, 分别选取疲劳循环次数为 10000、70000、90000 次的数据进行损伤概率成像实验。

表 1 不同 PZT 的位置坐标

Table 1 Position coordinates of different PZT

PZT number	Coordinates / mm	PZT number	Coordinates / mm
1	(128, 202.5)	7	(25, 51)
2	(109, 202.5)	8	(44, 51)
3	(90, 202.5)	9	(63, 51)
4	(64, 202.5)	10	(89, 51)
5	(45, 202.5)	11	(108, 51)
6	(26, 202.5)	12	(127, 51)

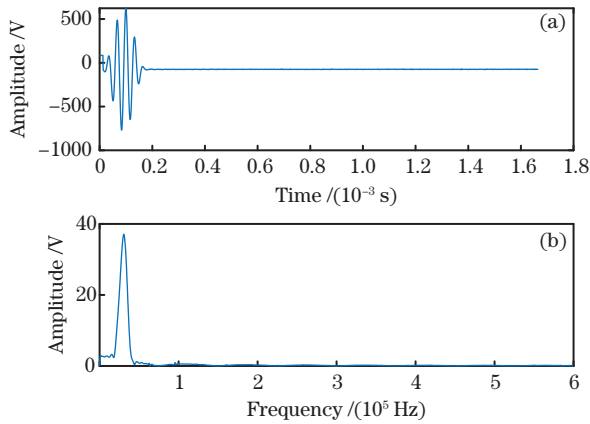


图 4 激励信号的时域和频域图。(a)时域图;(b)频域图
Fig. 4 Time domain and frequency domain diagrams of the excitation signal. (a) Time domain diagram; (b) frequency domain diagram

4 实验结果与分析

将被监测区域划分为大小均匀的 600×360 个像素点,以路径 1→8(1 号传感器作为激励器激发出 Lamb 波信号,8 号传感器作为接收器接收信号)对疲劳循环次数为 90000 次时的信号进行分析。图 5 为该路径在结构损伤状态下的激励信号和损伤散射信号波形图,图 6 为图 5 对应的希尔伯特变换模值图。其中,最大幅值对应的时间为波包的 ToF 值, T_1 点为激励信号的发出时刻, T_2 点为响应信号的

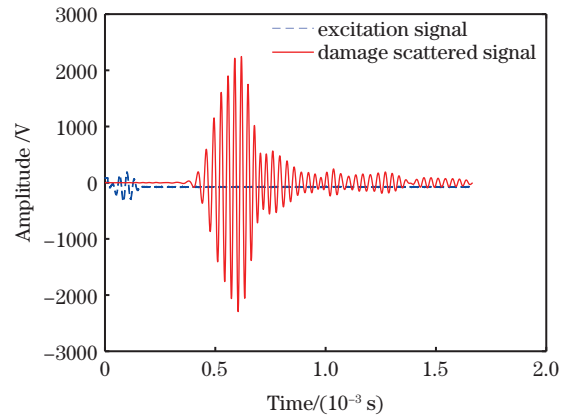


图 5 损伤散射信号图

Fig. 5 Diagram of the damage scattered signal

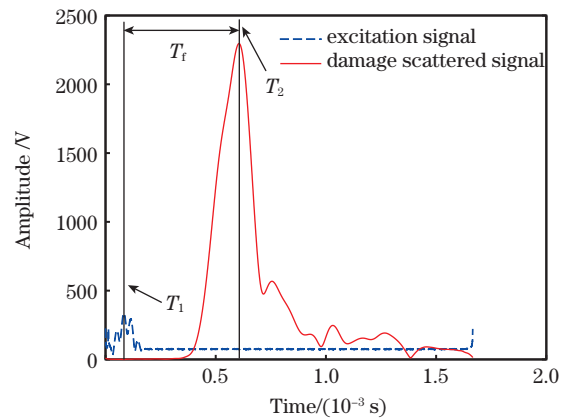


图 6 损伤散射信号的希尔伯特变换模值图

Fig. 6 Hilbert transform modulus graph of the damage scattered signal

到达时刻,均为希尔伯特变换后系数模值绝对值最大时幅值对应的时间,即损伤散射信号的 ToF 可表示为 $T_f = T_2 - T_1$ 。以此类推,可计算出每条激励-传感路径的健康基准信号 ToF 和损伤散射信号 ToF,再代入(8)式就能得到每条路径的 ToF 损伤因子。疲劳循环次数为 90000 次时所有路径的互相关损伤因子、能量损伤因子、ToF 损伤因子如图 7 所示。

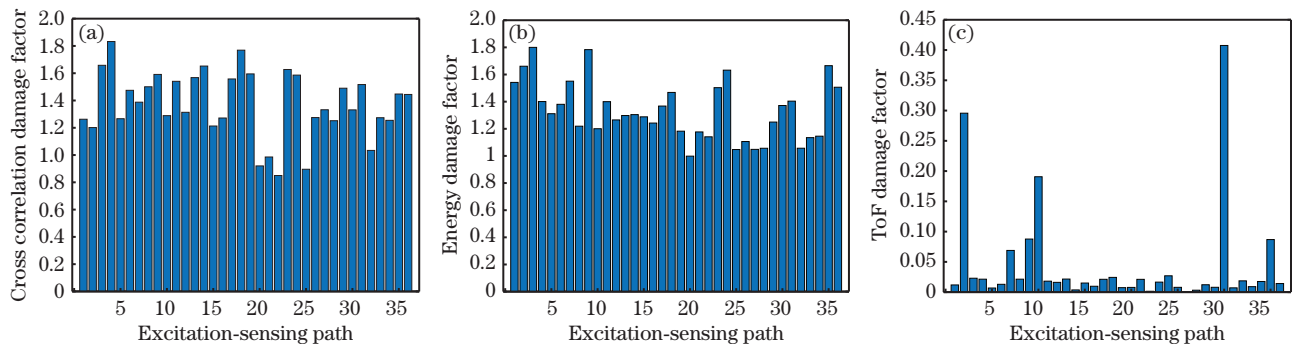


图 7 不同损伤因子的参数。(a)互相关损伤因子;(b)能量损伤因子;(c) ToF 损伤因子

Fig. 7 Parameters of different damage factors. (a) Cross correlation damage factor; (b) energy damage factor; (c) ToF damage factor

从图 7 可以发现,ToF 损伤因子对于占据一定物理空间的疲劳损伤识别度较高,能更好地区分损伤与非损伤区域;而互相关损伤因子、能量损伤因子对于占据一定物理空间的损伤识别效果较差,每条传感路径对应的损伤因子值都较大,区分度不高,导致最终的成像结果中损伤区域占据面积较大,且损伤与未损伤区域混叠,未损伤区域的损伤存在概率较高。

分别利用互相关损伤因子 D_{Ci} 、能量损伤因子 D_{Ei} 、ToF 损伤因子 D_{Ti} 对疲劳循环次数分别为 10000、70000、90000 次的疲劳损伤进行损伤概率成

像,结果如图 8 所示,各疲劳循环次数下的 X 射线图如图 9 所示。可以发现,基于 ToF 损伤因子的损伤概率成像方法可视化效果和损伤定位效果最好,且未损伤区域的损伤存在概率低。为了更直观地定量化评估和对比基于三种损伤因子的损伤概率成像效果,取成像图中损伤概率为 0.75 的部分对成像结果进行阈值滤波处理,即将所有像素点损伤概率小于 0.75 的像素值设置为零,大于 0.75 的像素值保持不变。阈值化处理后的成像结果如图 10 所示,其中,黑色曲线轮廓为实际损伤所占物理空间的部分。

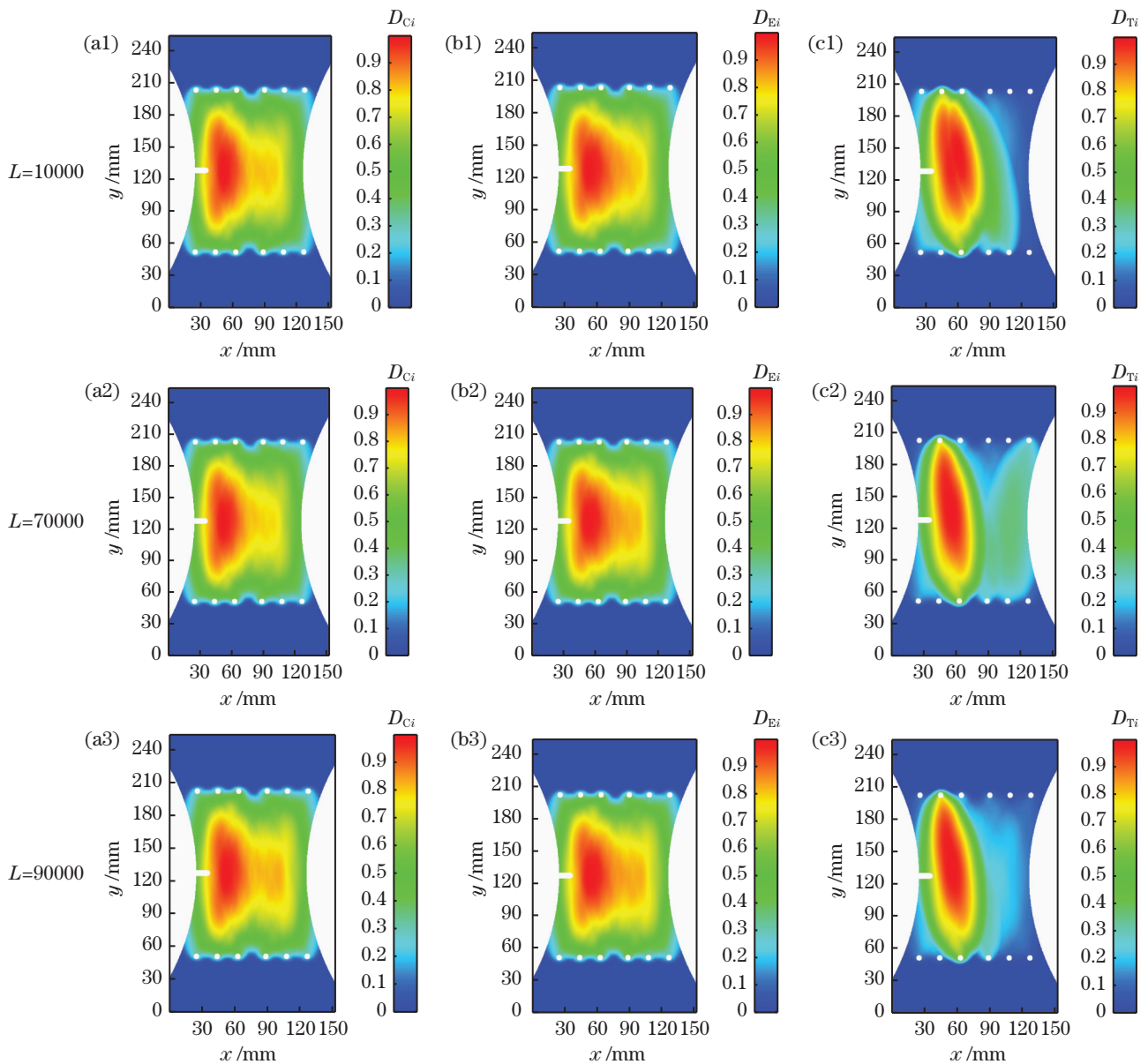


图 8 不同循环次数下的损伤概率成像结果。(a)互相关损伤因子;(b)能量损伤因子;(c) ToF 损伤因子
 Fig. 8 Probability-based diagnostic imaging results under different cycles. (a) Cross correlation damage factor;
 (b) energy damage factor; (c) ToF damage factor

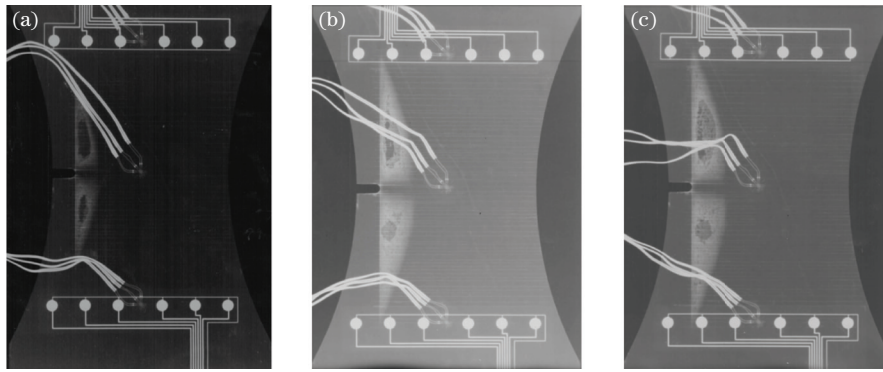


图 9 不同疲劳循环次数时 CFRP 疲劳损伤的 X 射线图。(a) $L=10000$; (b) $L=70000$; (c) $L=90000$

Fig. 9 X-ray images of CFRP fatigue damage at different fatigue cycles. (a) $L=10000$; (b) $L=70000$; (c) $L=90000$

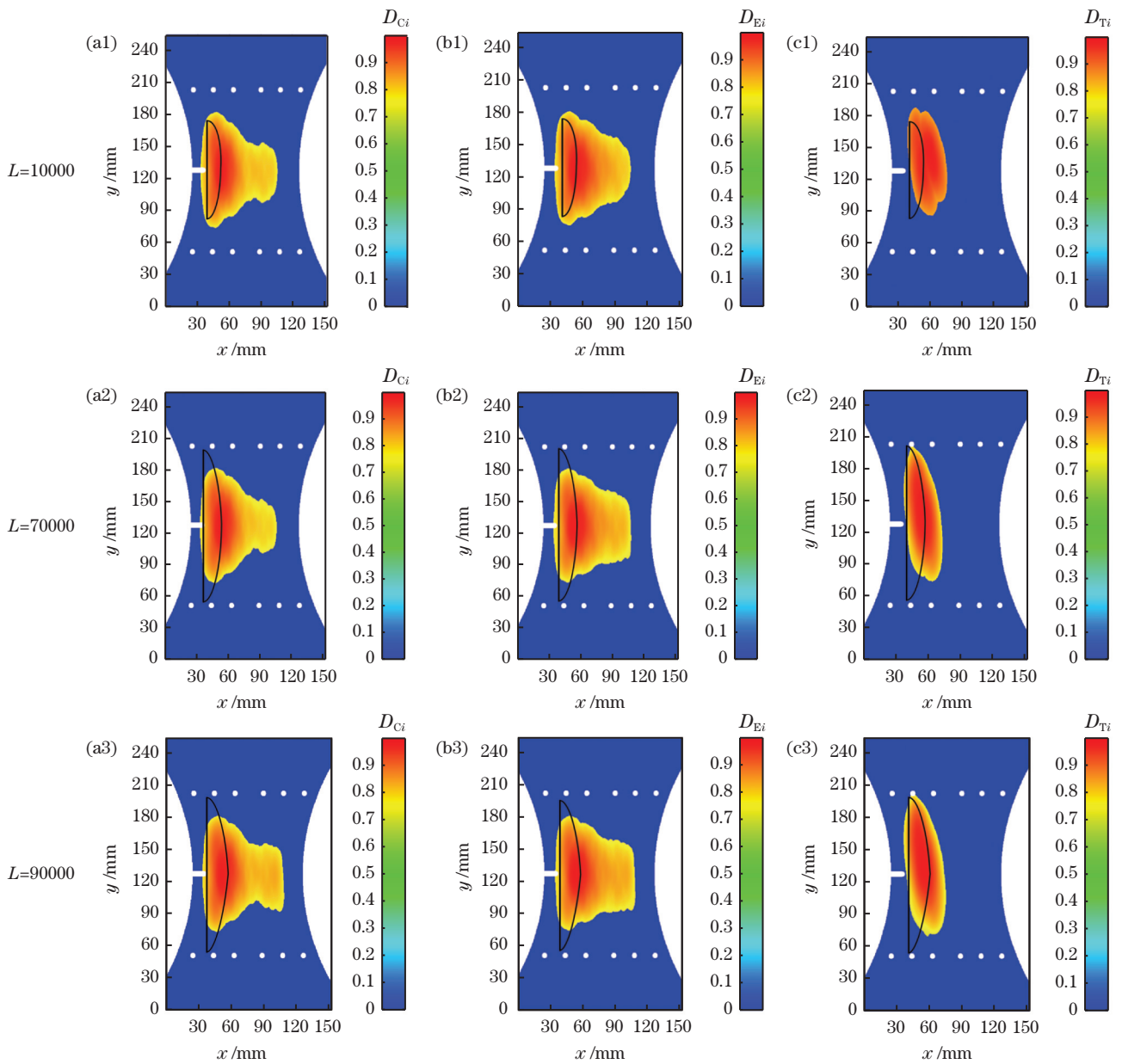


图 10 不同循环次数下的损伤概率成像结果(阈值为 0.75)。(a)互相关损伤因子;(b)能量损伤因子;(c) ToF 损伤因子

Fig. 10 Probability-based diagnostic imaging results under different cycles (threshold is 0.75).

(a) Cross correlation damage factor; (b) energy damage factor; (c) ToF damage factor

表 2 为基于三种损伤因子且损伤概率阈值取 0.75 时的损伤概率成像结果(损伤概率阈值可对三种损伤因子成像方法取相同值)。成像结果和实际损伤之间的误差可表示为

$$E = \frac{S_{\text{imaging}} - S_{\text{actual}}}{S_{\text{actual}}}, \quad (9)$$

式中, S_{imaging} 为成像损伤面积, S_{actual} 为实际损伤面积。误差 E 越小, 表明损伤成像结果越接近实际损伤; 反之, 则表明损伤成像结果和实际损伤偏差越大。误差百分比可表示为

$$E_p = \left(1 - \frac{E_{T_i}}{E_{C_i/E_i}}\right) \times 100\%, \quad (10)$$

式中, E_{T_i} 为基于 ToF 损伤因子的成像误差, E_{C_i/E_i} 为基于能量损伤因子或互相关损伤因子的成像误差, 误差百分比可表示基于 ToF 损伤因子的损伤概率成像方法比现有损伤概率成像方法误差降低的百分比。

表 2 不同损伤因子的损伤概率成像结果

Table 2 Probability-based diagnostic imaging results of different damage factors

Fatigue cycle number	Quantitative indicators	D_{C_i}	D_{E_i}	D_{T_i}
10000	actual damage area/cm ²	8.24	8.24	8.24
	imaging damage area/cm ²	52.49	53.03	27.87
	error	5.370	5.436	2.382
	error percentage/%	55.64	56.18	—
70000	actual damage area/cm ²	15.82	15.82	15.82
	imaging damage area/cm ²	51.95	59.00	33.21
	error	2.284	2.729	1.100
	error percentage/%	51.84	59.69	—
90000	actual damage area/cm ²	18.63	18.63	18.63
	imaging damage area/cm ²	55.78	58.45	37.24
	error	1.994	2.137	1.000
	error percentage/%	49.85	53.21	—

综上所述, 基于 ToF 损伤因子的损伤概率成像方法定位效果和可视化效果最好, 成像图中损伤区域和实际损伤区域基本吻合, 且能初步获得损伤的形状信息。此外, 该方法对于没有损伤的位置损伤概率值较低, 甚至为 0, 即误判率较低。而基于能量损伤因子和互相关损伤因子的损伤概率成像图中没有损伤的位置损伤概率也较高, 如损伤存在概率大于 0.6 的部分几乎占据了整个监测区域, 损伤位置误判率较高。基于能量损伤因子和互相关损伤因子的损伤概率成像结果中损伤成像面积和实际损伤面积的误差比基于 ToF 损伤因子的损伤概率成像方法大得多。基于 ToF 损伤因子的损伤概率成像方

法误差比现有损伤概率成像方法的误差至少降低了 49.85%, 且成像区域比较规则, 能直观通过成像结果初步获得损伤形状信息和损伤的具体位置信息。

5 结 论

针对现有损伤概率成像方法对大面积疲劳损伤定位准确性差、损伤成像清晰度不高、可视化效果不好等问题, 提出了一种基于 ToF 损伤因子的损伤概率成像方法, 并利用 NASA 的 CFRP 疲劳老化实验数据集验证了本方法的有效性。通过实验对比了三种不同损伤程度下基于互相关损伤因子、能量损伤因子和 ToF 损伤因子的损伤概率成像方法的效果。实验结果表明, 在不同损伤程度下基于 ToF 损伤因子的损伤概率成像方法的定位误差比现有方法的定位误差至少降低了 49.85%, 且成像清晰度和可视化效果更好, 能准确得出损伤的形状和大小, 为 CFRP 疲劳损伤的准确量化分析和预测等研究提供了新思路。接下来的工作中还将进一步研究损伤大小和形状的量化分析问题。

参 考 文 献

- [1] Gibson R F. A review of recent research on mechanics of multifunctional composite materials and structures[J]. *Composite Structures*, 2010, 92(12): 2793-2810.
- [2] Zhan X L, Zhao W T. Classification of carbon fiber reinforced polymer defects based on one-dimensional CNN[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2020, 57(10): 101013.
詹湘琳, 赵婉婷. 基于一维 CNN 的碳纤维复合材料缺陷类型判别[J]. *激光与光电子学进展*, 2020, 57(10): 101013.
- [3] Gomes G F, Mendéz Y A D, da Silva Lopes Alexandrino P, et al. The use of intelligent computational tools for damage detection and identification with an emphasis on composites: a review[J]. *Composite Structures*, 2018, 196: 44-54.
- [4] Heslehurst R B. Defects and damage in composite materials and structures[M]. Zhang X J, Zhang W, Zhang Y H, Transl. Beijing: National Defense Industry Press, 2017.
拉卡德·本顿·贺斯勒赫斯特. 复合材料与结构的缺陷和损伤[M]. 张晓军, 张玮, 张有宏, 译. 北京: 国防工业出版社, 2017.
- [5] Yang W B, Yuan S 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.

- 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.
- [6] Zhu L, Chen M, Jia M P. Approach for structural health assessment based on the Bayesian theory[J]. Journal of Vibration and Shock, 2020, 39(6): 59-63, 88.
- 朱林, 陈敏, 贾民平. 基于贝叶斯理论的结构件健康状况评估方法研究[J]. 振动与冲击, 2020, 39(6): 59-63, 88.
- [7] Chen X F, Yang Z B, Tian S H, et al. A review of the damage detection and health monitoring for composite structures [J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(1): 1-10, 202.
- 陈雪峰, 杨志勃, 田绍华, 等. 复合材料结构损伤识别与健康监测展望[J]. 振动·测试与诊断, 2018, 38(1): 1-10, 202.
- [8] Qiu L, Yuan S F, Zhang X Y, et al. Shannon complex wavelet and time reversal focusing based multi-damage imaging method on composite structures [J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2010, 27(2): 101-107.
- 邱雷, 袁慎芳, 张逍越, 等. 基于 Shannon 复数小波的复合材料结构时间反转聚焦多损伤成像方法[J]. 复合材料学报, 2010, 27(2): 101-107.
- [9] Sharif-Khodaei Z, Aliabadi M H. Assessment of delay-and-sum algorithms for damage detection in aluminium and composite plates[J]. Smart Materials and Structures, 2014, 23(7): 075007.
- [10] Xu X J, Ji H L, Qiu J H, et al. Interlaminar contact resistivity and its influence on eddy currents in carbon fiber reinforced polymer laminates [J]. NDT & E International, 2018, 94: 79-91.
- [11] Zhu Q, Qiu J H, Zhang C, et al. Application of laser ultrasonic detection method for double-layer laminated material [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(3): 031402.
- 朱倩, 裘进浩, 张超, 等. 双层层压材料中激光超声检测方法的应用[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(3): 031402.
- [12] Bao Q, Qiu L, Yuan S F. Development and challenges of PZT-guided wave based imaging technique in aircraft structural health monitoring[J]. Aeronautical Science & Technology, 2020, 31(3): 15-33.
- 鲍峤, 邱雷, 袁慎芳. 飞行器结构健康监测中压电-导波成像技术的发展与挑战[J]. 航空科学技术, 2020, 31(3): 15-33.
- [13] Yan H, Zhou L. Damage identification of composite structures based on reconstruction algorithm for probabilistic inspection of damage [J]. Journal of Vibration and Shock, 2012, 31(13): 76-80.
- 严宏, 周丽. 基于损伤存在概率成像方法的复合材料结构损伤识别[J]. 振动与冲击, 2012, 31(13): 76-80.
- [14] Wu Z J, Liu K H, Wang Y S, et al. Validation and evaluation of damage identification using probability-based diagnostic imaging on a stiffened composite panel[J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures, 2015, 26(16): 2181-2195.
- [15] Sharif-Khodaei Z, Rojas-Diaz R, Aliabadi M H. Lamb-wave based technique for impact damage detection in composite stiffened panels [J]. Key Engineering Materials, 2011, 488/489: 5-8.
- [16] Liu B, Qiu L, Yuan S F, et al. The probability imaging algorithm of composite T-joint damage monitoring[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(3): 519-524, 593-594.
- 刘彬, 邱雷, 袁慎芳, 等. 复合材料 T 型接头损伤监测的概率成像方法[J]. 振动·测试与诊断, 2015, 35(3): 519-524, 593-594.
- [17] Tanaka H, Sharif Khodaei Z. Reliability assessment of SHM methodologies for damage detection[J]. Key Engineering Materials, 2016, 713: 244-247.
- [18] Liu G Q, Xiao Y C, Zhang H, et al. Elliptical ring distribution probability-based damage imaging method for complex aircraft structures[J]. Journal of Vibroengineering, 2017, 19(7): 4936-4952.
- [19] Liu G Q, Xiao Y C, Zhang H, et al. Probability-based diagnostic imaging for damage identification of stiffened composite panel[J]. Acta Materiae Compositae Sinica, 2018, 35(2): 311-319.
- 刘国强, 肖迎春, 张华, 等. 复合材料加筋壁板损伤识别的概率成像方法[J]. 复合材料学报, 2018, 35(2): 311-319.
- [20] Saxena A, Goebel K, Larrosa C, Chang F. CFRP composites dataset[R]. Moffett Field: NASA Ames Research Center, 2008.