

DOI: 10.13382/j.jemi.B2205280

基于异常指数的铝板损伤量化表征^{*}

刘小峰 张天瑀 柏 林
(重庆大学机械与运载工程学院 重庆 400044)

摘 要:针对铝板早期疲劳损伤检测和损伤程度评估问题,本文提出了基于异常指数(AI)的铝板疲劳损伤量化评估方法。鉴于铝板疲劳损伤引起的结构系统响应的非线性非平稳和混沌动态特性,引入了Lamb波时/频变换与相空间重构理论对铝板损伤特征进行了多维度提取,并根据特征与损伤状态相关性及单调性进行了敏感特征筛选。将铝板损伤检测问题转换为在一组损伤敏感特征在状态描述空间中的二分类问题,采用自组织特征映射网络(SOM)对金属板正常状态和损伤异常状态进行辨识。为了进一步量化表征铝板损伤程度,采用SOM对损伤敏感特征进行了融合,采用AI值对铝板损伤状态进行了定量评估。仿真和实验的结果表明,本文提出的基于SOM的异常指数对铝板疲劳损伤演化具有较高的敏感性与较好的动态追踪能力,在铝板结构的健康监测与管理中既有较好的应用前景。

关键词: 超声导波;异常指数;损伤敏感特征;自组织特征映射网络
中图分类号: TB534⁺.3 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.40

Quantitative characterization of aluminum plate damage based on anomaly index

Liu Xiaofeng Zhang Tianyu Bo Lin
(School of Mechanical and Transportation Engineering, Chongqing University, Chongqing 400044, China)

Abstract: For the problem of early fatigue damage detection and damage degree assessment in aluminum plates, this paper proposes a damage quantitative assessment method based on anomaly index (AI). In view of the nonlinear nonstationary and chaotic dynamic characteristics of the structural system response caused by fatigue damage of aluminum plate, the signal time-frequency transformation and phase space reconstruction method are introduced to extract multidimensional damage features of aluminum plate, and the damage sensitive features are selected according to the monotonicity and the correlation between the features and damage degree. The aluminum plate damage detection problem is converted into a binary classification problem with a set of damage-sensitive features in the state description space, and a self-organizing feature mapping (SOM) network is used to identify the health status of aluminum plate. In order to further quantitatively characterize the damage degree of the aluminum plate, the SOM is used to fuse the damage sensitive features, and the AI values are used to quantitatively evaluate the damage state of the aluminum plate. The results of simulations and experiments showed that the SOM-based anomaly index proposed in this paper has high sensitivity and good dynamic tracking capability for fatigue damage evolution of aluminum plates, and has both good application prospects in the health monitoring and management of aluminum plate structures.

Keywords: ultrasonic guided wave; anomaly index; damage sensitive features; self-organizing feature mapping network

0 引 言

结构损伤检测与量化评估对于保障航空、航天、船舶、石油化工及兵器工业等领域的基础设施结构安全性

具有重要意义,受到了广泛的关注^[1]。在现有的结构监测技术中,超声导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,且成本低廉,在薄板构件的无损检测和健康监测中具有良好的应用潜力^[2]。目前,基于超声导波的结构损伤分析方法,主要是采用接收

信号波形变化参数对结构损伤状态进行表征,主要包括导波透射系数法^[3]、损伤反射系数法^[4]、波数变化法^[5]等。Peng 等^[6]选择超声导波归一化振幅、相关系数来表征了复材板的疲劳损伤,并建立了与刚度退化相关的特征回归模型。Wilson 等^[7]使用 Lamb 波的飞行时间来表征复材板的基体裂缝和分层。尹昱等^[8]采用相对非线性系数对不锈钢板的疲劳微损伤进行了检测。Su 等^[9]建立了基于 Lamb 波的 CF/EP 复合材料分层定量识别技术,利用小波变换和人工神经网络,提取 Lamb 信号的时域频谱特征,以构建损伤参数数据库。Pillariseti 等^[10]分析了受损层压板的功率谱密度分布,并将应力波因子与裂纹密度相关联,以量化层压板的损伤严重程度。要指出的是,这些方法通常需要根据损伤散射信号的波形特征对损伤进行估计,其精度很大程度上取决于损伤波包的辨识与提取。但 Lamb 波传播机理复杂,具有频散性与多模态性,且在环境噪声的干扰下早期损伤波包十分微弱,这就增加了损伤波包识别与其波形特征提取的难度,且随着检测距离的增大,损伤信息的提取也会越来越困难。

超声导波信号具有短程非平稳性,且易收到外界干扰因素的影响,为了实现微弱缺陷信号的增强,许多研究者采用了时间反转聚焦方法^[11]、相控聚焦方法^[12]、虚拟反转聚焦法^[13]等来提高 Lamb 波信噪比、增强缺陷损伤信号,但这些技术不仅实际操作步骤复杂,而且在聚焦过程中容易出现其他的杂波,影响损伤检测结果。文献[14-15]采用混沌振子对金属铝板早期裂纹产生的微弱非线性波包进行了检测,采用 Lyapunov 指数、相轨迹面积指数对损伤程度进行了量化分析。这种混沌系统检测方法往往对系统参数设置非常敏感,且不适用于强噪干扰下的结构损伤检测。一般来说,原始损伤特征对初始损伤和细微退化趋势的敏感度不高。单个损伤特征只能反映结构系统的部分或特定方面的状态,无法对结构损伤进行全面准确的评估,而多域高维特征往往包含大量“冗余”信息不仅带来“维数灾难”问题,而且损伤状态评估的准确性,因此,有必要在损伤敏感特征筛选的基础上,通过特征融合以建立一个综合损伤评估指数,实现对结构损伤状态进行统一描述与准确评估。因此,本文引入了基于自组织特征映射(self-organizing feature mapping, SOM)的敏感损伤特征融合方法,以构建能够全面评估铝板损伤的统一指数。

1 损伤特征提取

当材料板出现损伤时,材料板的硬度和阻尼会发生显著变化,使得导波在板材中的传播波速,接收到的信号幅值、频谱及能量等对比无损情况都会有产生不同程度

的变化。设被检测铝板在中心频率为 f_0 的激发信号作用下,传感器接收的信号 $s(t)$ 可表示为点数为 N 的离散序列 $\{s_i\}_{i=1}^N$,其功率谱为 $P_s(f)$ 。如图 1 所示, Lamb 波与缺陷交互作用过程中会出现波包伸缩变形、幅值变化、频谱相移,以传感信号接收的第 1 个波包为分析对象,以激发信号为基准(baseline),按照表 1 中给出的计算公式,即可得到 Lamb 波信号的时域/频域特征 $F_1 \sim F_8$,包括接收波包的飞行时间(time of flight, TOF)、幅值(amplitude, A)、能量指标(energy)、PSD、PSDchange 及疲劳微裂纹产生的超声非线性系数 β 。

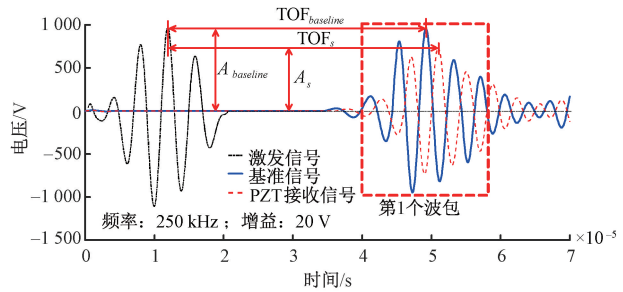


图 1 传感信号时域损伤特征提取

Fig. 1 Time domain feature extraction of sensed signal

结构板的疲劳损伤演化往往是一个非线性过程, Lamb 波在结构板中传播可看作是一个复杂动力系统。当结构板损伤状态产生变化时,其不同程度的内部损伤将导致结构板展现出不同的动力学特性,其响应的 Lamb 波信号的表现较强的非线性、非平稳性与不确定的混沌特性。传统的基于信号的线性变换与平稳特性的时域/频域的波形特征,不能很好地反映结构板的非线性振动特性。非线性特征指标是对 Lamb 波信号的混沌特性、分叉特征、子相似性及不确定性等动力学特性的描述,能更全面准确地描述结构板内部损伤状态。目前对于时间序列非线性特征的分析一般采用相空间重构法,选择延迟时间 τ 将检测信号 $\{s_i\}_{i=1}^N$ 嵌入到 m 维相空间,形成一组矢量序列, $\vec{s}_i = [s_i, s_{i+\tau}, \dots, s_{i+(m-1)\tau}]^T$, 两重构向量之间的距离为 $\|\vec{s}_i - \vec{s}_j\|$ 。设 $N_m = N - (m-1)\tau$, $u = \varepsilon - \|\vec{s}_i - \vec{s}_j\|$ (ε 为阈值), 则递归图(RP)^[16]的表达式为:

$$R_{i,j} = \Theta(u) \quad (1)$$

其中, $\|\cdot\|$ 是范数, $\Theta(\cdot)$ 是 Heaviside 阶跃函数,

$\Theta(x < 0) = 0, \Theta(x \geq 0) = 1$ 。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, 递推图中的 (i, j) 处绘制一个点。当相空间中任意两点间的距离小于 ε 时, 在递归图上显示为一白点, 因此递归图表现为黑白图形来刻画 Lamb 波信号中所隐含的结构板损伤状态下的动力学特性。

关联函数 $C(r)$ 描述了相空间中距离小于超球体半径 r 的点所占的比值,可以展现相空间中点的分散程度^[17],其计算公式为:

$$C(r) = \lim_{N \rightarrow \infty} \frac{1}{N_m(N_m - 1)} \sum_{i \neq j} \Theta(r - \|x_i - x_j\|) \quad (2)$$

在 $R_{i,j}$ 与 $C(r)$ 的基础上,可计算如表 1 所示的非线性特征 $F_9 \sim F_{19}$ 对 Lamb 波信号中的损伤信息进行量化表征。Lamb 波的线性时域/频域变换特征与非线性特征参数通常是非完全独立的,相辅相成的,具有较好的互补性。本文将 8 个时域/频域特征 $F_1 \sim F_8$ 及 11 个非线性特征 $F_9 \sim F_{19}$ 进行归一化处理后,即可得到铝板健康状态的特征向量 $\mathbf{F} = [F_1, \dots, F_{19}]$ 。

表 1 损伤特征参数

Table 1 Damage features

名称	计算公式
Time of flight (TOF)	$F_1 = TOF_s / TOF_b$
Amplitude (A)	$F_2 = \max(A_s) / \max(A_b)$
PSDpeak	$F_3 = (\text{Max}(P_s) / \text{Max}(P_b))$
PSD change	$F_4 = (\text{Max}(P_s) - \text{Max}(P_b)) / \text{Max}(P_b)$
Energy (E)	$F_5 = \text{Energy}_s / \text{Energy}_b$
PC/TOF	$F_6 = F_4 / F_1$
A/TOF	$F_7 = F_2 / F_1$
β	$F_8 = P_s(2f_0) / (P_s(f_0))^2$
RR	$F_9 = \frac{1}{N^2} \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}(i,j = 1,2,\dots,n)$
DET	$F_{10} = \sum_{l=l_{\min}}^N lp^e(l) / \sum_{i,j=1}^N R_{i,j}(i,j = 1,2,\dots,n)$
L	$F_{11} = \sum_{l=l_{\min}}^N lp(l) / \sum_{l=l_{\min}}^N p(l)$
$L_{\max}$	$F_{12} = \max(l_i, i = 1,2,\dots,N_l)$
ENTR	$F_{13} = - \sum_{l=l_{\min}}^N p(l) \ln p(l) \text{ with } p(l) = P^e(l) / \sum_{l=l_{\min}}^N P^e(l)$
LAM	$F_{14} = \sum_{v=v_{\min}}^N vP^e(v) / \sum_{v=1}^N vP^e(v)$
TT	$F_{15} = \sum_{v=v_{\min}}^N vP^e(v) / \sum_{v=v_{\min}}^N P^e(v)$
$V_{\max}$	$F_{16} = \max(v_i, i = 1,2,\dots,N_v)$
T_1	$F_{17} = \{i,j: \vec{s}_i, \vec{s}_j \in R_i\} $
T_2	$F_{18} = \{i,j: \vec{s}_i, \vec{s}_j \in R_i; \vec{s}_{j-1} \notin R_i\} $
D_c	$F_{19} = \lim_{r \rightarrow 0} \ln C(r) / \ln r$

注: A_s 与 A_b 分别表示 $s(t)$ 的幅值与和无损板中获得的基准信号 baseline 的幅值; P_s 为 $s(t)$ 的功率谱; $\text{Max}(P_s)$ 与 $\text{Max}(P_b)$ 分别表示 $s(t)$ 与基准信号的功率谱峰值; $\text{Energy}_s, \text{Energy}_b$ 分别表示 $s(t)$ 与基准信号的能量; $P^e(l) = \{l_i, i = 1,2,\dots,N_l\}$ 表示 RP 中对角结构的长度 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; $p(l) = P^e(l) / \sum_{l=l_{\min}}^N P^e(l)$; R_i 表示属于轨迹 $\vec{s}_i$ 的递归点。

2 损伤量化评估

2.1 损伤敏感特征筛选

超声导波的单值信号特征无法全面准确地反映结构板的损伤状态,而冗余特征信息势必降低状态评估方法的泛化性、准确性与计算效率。因此,本文采用了特征的状态相关性与单调性指标对损伤敏感特征进行评价,并对这两个指标按照式(4)进行加权以实现损伤敏感特征的筛选。

$$EI(F_i) = wPer(F_i, S) + (1 - w)Mon(F_i) \quad (3)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, 18$, w 为权重系数,这里取 0.6。 $Per(f_i, S)$, $Mon(f_i)$ 分别表示第 i 个损伤特征与损伤程度 S 的 Pearson 相关系数与单调性指标,其计算方法如下:

$$Per(F_i, S) = \frac{Cov(F_i, S)}{\sigma_{f_i} \cdot \sigma_S} \quad (4)$$

$$Mon(F_i) = \frac{|\sum_i \Theta(F_i - F_{i-1}) - \sum_i \Theta(F_{i-1} - F_i)|}{N - 1} \quad (5)$$

式中: Cov 为特征 F_i 与损伤程度 S 的协方差, σ_{f_i} 和 σ_S 分别表示 f_i 和 S 的标准差。 $Per(F_i, S)$ 越大,说明特征与损伤程度相关性越强,越能更好描述损伤程度。单调性 $Mon(F_i)$ 用于描述损伤演化的一致性,其值越接近 1 说明该特征在结构损伤演化过程中越能保持良好的单调趋势。根据式(4)~(5)对特征 $F_1 \sim F_{19}$ 进行状态相关性和单调性评估,利用式(3)的综合评价指数 EI 对 19 个特征的损伤状态跟踪能力进行的评定,设定阈值 EI 阈值,筛选超过阈值的所有特征组成最优特征向量 $\mathbf{F}^{opt}$ 。

2.2 基于 SOM 的异常指数构建

SOM 学习算法是一种无监督竞争学习算法,可将任意维度的输入数据以拓扑有序的方式变换到低维空间^[18]。基于 SOM 的铝板异常指数建立,是通过 SOM 网络对无损状态下的损伤特征的训练,将无损数据特征以有序方式映射到 voronoi 空间^[19]上,形成只包含有无损状态信息的 SOM 模型。设输入损伤特征 $\mathbf{F} = (F_1, F_2, \dots, F_k)^T$, $\mathbf{W} = (W_1, W_2, \dots, W_N)^T$ 为网络输出节点。从无损特征样本集中随机选择一个作为第 t 次的学习样本 $F(t)$,从输出节点中找到最接近当前学习样本的输出节点 W_j 。其中 j 的计算公式为:

$$j = i[F(t)] = \text{argmind}[F(t), W_i(t)] \quad (6)$$

式中: $i[F(t)]$ 表示样本 $F(t)$ 距离最近的神经元的序列号, d 表示欧氏距离。据 Winner-Take-All(胜者为王)学习规则^[20]对获胜节点进行权值调节。

$$\begin{cases} W_i(t+1) = W_i(t) + \alpha(t)[F(t) - W_i(t)] & i = N_j(t) \\ W_i(t+1) = W_i(t) & i \neq N_j(t) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $\alpha(t)$ 为学习率。 $N_j(t)$ 是 W_j 领域内的节点。代结束设定当学习率衰减到 0 或一个很小的设定值时迭代终止。将 N 个训练样本点依次按照相同的步骤输入 SOM, 所有的训练样本都参与完成 SOM 的训练时, 得到无损数据的最佳匹配单元, 即可得到无损特征样本建立的 SOM 模型。

将待评估状态下的特征向量 F_{test} 输入到训练好的 SOM 模型, 计算其最匹配单元, 输出权值和该特征向量的欧氏距离, 并将该欧氏距离作待评估状态的异常指数 AI_{test} , 即:

$$i[F_{test}] = \operatorname{argmin}_j F_{test} - W_j, j = 1, 2, \dots, m \quad (8)$$

$$AI_{test} = F_{test} - W_{i[F_{test}]} \quad (9)$$

式中: $i[F_{test}]$ 为与 F_{test} 最匹配的 SOM 输出单元的位置。设定阈值 θ , 当 $AI_{test} > \theta$, 则 F_{test} 被检测为离群值, 对应评估状态被确定为损坏。如果 $AI_{test} \leq \theta$, 则 F_{test} 被接受为与无损特征样本同一簇内的目标对象, 表明待评估状态是无损的。

3 仿真实验验证

3.1 仿真模型建立

基于商用有限元软件 ABAQUS 及其 Python 二次开发语言, 建立了二维随机裂纹的有限元模型, 铝板模型尺寸为 $400 \text{ mm} \times 2 \text{ mm}$ 。模型采用细观力学中代表性体积单元法 (RVE) 的思想建立有限元模型。有限元模型采用线弹性材料, 材料参数如下: $\rho = 2704 \text{ kg/m}^3$, $E = 6.89 \times 10^{10} \text{ Pa}$, $\nu = 0.33$; 模型还采用了 4 节点平面应变单元 (CPE4R) 进行划分如图 2 所示。面积 $A = 2 \text{ mm} \times 2 \text{ mm}$ 的损伤区域处于模型中心位置, 含有若干条随机分布的微裂纹, 裂纹长度 a 均为 0.025 mm , 每条裂纹的中心位置与角度均采用均匀随机概率密度函数, 采用了过渡性网格划分的方法对裂纹周围网格进行了细化。激发信号是中心频率为 500 kHz 的 10 周期的汉宁窗调制波, 信号接收点离端面激发点 250 mm 处, 采样频率为 10 MHz , 每组信号采集 2000 个点。在信号特征提取过程中只截取接收信号的第 1 个波包作为分析对象。信号激发与接收环境不变, 取裂纹数 N 分别为 $0, 1, 2, 5, 10, 30, 50, 80$ 和 100 共 9 个有限元模型所接收信号作为不同损伤程度的铝板检测信号进行分析。图 3 给出不同 FEM 接受的损伤散射信号的时域波形与频谱, 为了能更加清晰地显示各个波包形状, 对各个波包进行了向上平移处理, 如图 3(a) 所示, 其对应频谱如图 3(b) 所示。从图 3 可知, 各个波包波形形状与频谱都几乎相同, 说明基于时域/频域线性变换的特征参数对铝板损伤演变的敏感性欠佳。

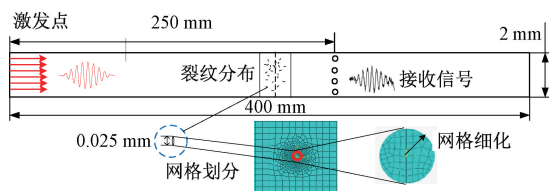


图 2 铝板中的损伤仿真示意图

Fig. 2 Schematics of damage simulation in aluminum plate

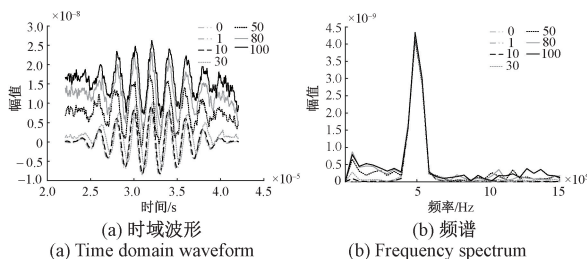


图 3 含不同裂纹个数的 FEM 的接收信号

Fig. 3 Received signals of FEM with different number of cracks

3.2 特征筛选

图 4 给出了 $N=0, N=1, N=50$ 以及 $N=100$ 时有限元仿真信号对应的 RP 图。从图 4(a) 可以看出, 无损情况下的 RP 具有较大的递归域, 即黑色区域。当出现一个裂纹时, 图 4(b) 中 RP 图右上角出现零星白色点线。随着裂纹个数的增加, RP 中的递归点密度下降, 递归区域越来越小, 可见, 表明不同损伤状态下的 RP 图存在明显差异, 这种差异性为铝板损伤的量化评估提供了理论基础。

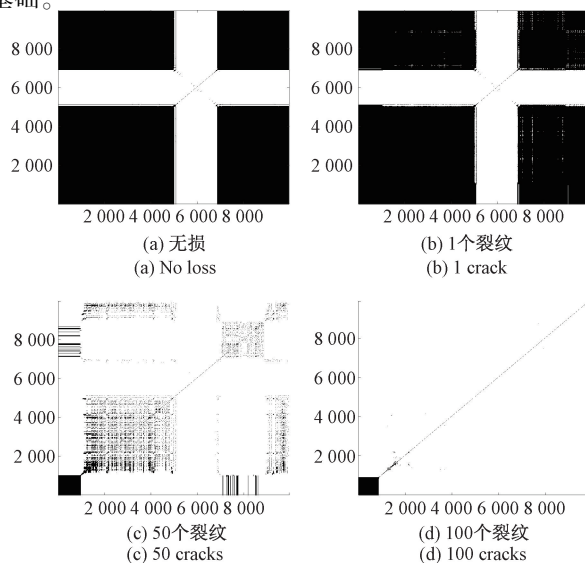


图 4 包含不同裂纹个数的 FEM 接收信号的递归图

Fig. 4 Recurrence plots of FEM received signals containing different numbers of cracks

从建立的 10 个有限模型的 Lamb 采集信号中提取表 1 中的信号特征 $F_1 \sim F_{18}$, 继而根据式 (3) ~ (5) 计算各个特征的综合评价指数, 结果如图 5 所示。

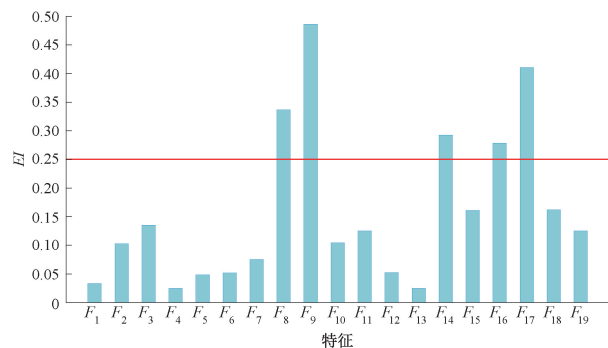


图 5 特征综合评价指数

Fig. 5 Evaluation index of the features

从图 5 中可知特征 F_8 、 F_9 、 F_{14} 、 F_{16} 、 F_{17} 的综合评价指数明显高于其他特征, 这 5 个特征分别对应着非线性指数 β 与 RQA 特征 RR 、 LAM 、 $V_{\max}$ 、 T_1 。因此选择这 5 个特征作为损伤敏感特征对金属板损伤状态进行评估, 敏感特征向量 $F^{opt} = [\beta, RR, LAM, V_{\max}, T_1]$ 。图 6 给出了优选出的特征与裂纹个数的关系图。图 6 中, RR 、 $L_{\max}$ 和 LAM 通常随裂纹数目而降低, T_1 和 β 指数随着裂纹数目的增加而增加。 RR 和 T_1 对初始裂纹表现出良好的敏感性。 LAM 和 $V_{\max}$ 随裂纹数目下降平稳。尽管在裂纹数目范围 (1, 30) 中的 $L_{\max}$ 和 β 指数变化不明显, 但在范围 (30, 100) 中可以观察到急剧的下降或增长趋势。每个特征对损坏程度具有不同的敏感性和趋势。特征之间以及特征与裂纹数目之间的呈非线性相关性。

3.3 基于异常指数的损伤量化评估

由图 6 可知, 优选出的特征对损伤程度有不同的敏感性和倾向性。这些特征之间以及这些特征与铝板损伤程度之间具有非线性关联性, 因此, 有必要对这些特征进行融合, 采用统一评估指数对损伤程度进行量化表征。建立无损状态下的 SOM 模型, 需要多个无损样本数据, 为了保证无损 SOM 模型对工况环境的鲁棒性, 在无损 FEM 基础上, 离激发点相同横向距离处, 任意改变信号接收点在铝板上的纵向位置, 同时对采集信号加入不同强度的噪声信号来模拟不同环境工况下采集的无损信号, 一共得到 30 个无损信号样本集合。在无损样本信号集合的基础上, 提取敏感特征向量集合 $S_{intact} = \{F_i^{opt}\}_{i=1}^{30}$ 。以 S_{intact} 为输入, 建立无损 SOM 模型, 结合 FEM2-FEM9 中提取的敏感特征向量, 按照式 (9) 构建铝板的异常指数。为了更加准确地描述铝板损伤程度, 定义裂纹密度 $\rho_{crack} = Na/A$, 将裂纹个数转化为裂纹密度, 则得到的各模型异常指数与裂纹密度的关系结果如图 7

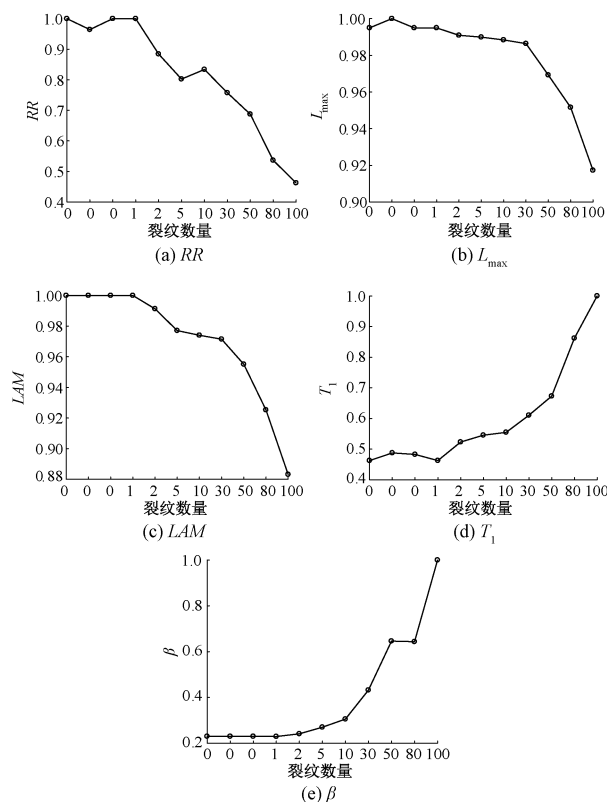


图 6 仿真信号的优选特征

Fig. 6 Optimal features of simulation signals

所示。可见, 融合后的 AI 曲线随着裂纹密度单调递增, 呈现了较好的趋势性和平滑性, 对铝板损伤的具有更好的量化表征能力。

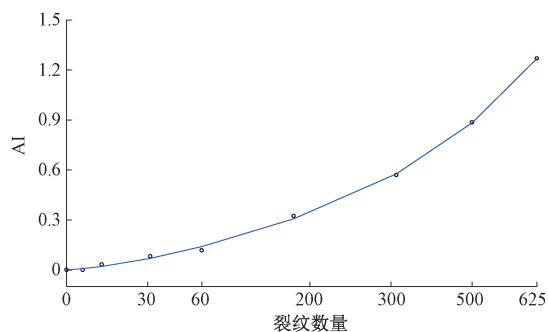


图 7 AI 随裂纹密度的变化曲线

Fig. 7 AI vs crack density

4 实验研究

4.1 实验描述

为了更好的验证 AI 对铝板损伤评估的优越性, 本节将通过铝板弯曲疲劳循环实验来证明, 如图 8 所示。由激发装置产生的 Lamb 波在铝板中传播一定距离后被传感器接收, 其中实验材料为 400 mm×40 mm×1.5 mm 的

铝板,无约束地平行放置在海绵块上。由函数信号发生器 (Tektronix AFG3102C)生成中心频率 500 KHz 的 10 周期 Lamb 激励信号,脉冲群被 AG1020 射频功率发射器后传递至铝板中,为避免混叠,使用 50 MHz 的高采样频率来收集响应信号,由全场扫描式激光测振仪 (Polytec-PSV-500)接收。在弯曲疲劳次数为 0、1、2、3、4、5、6、7、8、9 时,分别记录导波信号的激发-接收实验数据,提取的 18 组特征参数。

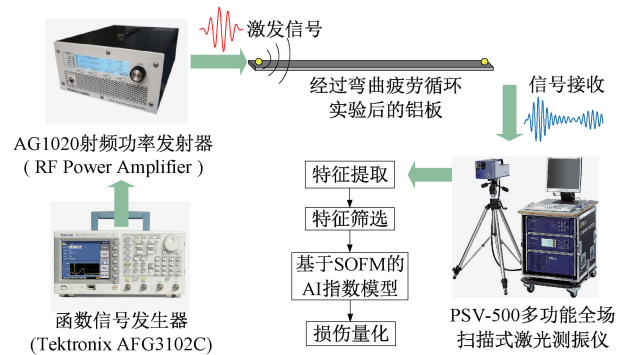


Fig. 8 Schematics of aluminum plate bending fatigue cycle test

4.2 特征提取与优化选择

由于铝板弯折过程中,产生的损伤类型、长度、深度、个数、位置、方向、都无法用一个具体的参数进行描述,考虑这些因素的损伤程度参数难以建立,因此本文采用了疲劳弯曲次数来近似铝板实际损伤程度。对不同疲劳循环次数下获得 Lamb 波信号进行数值分析,提取表 1 中的 5 个敏感损伤特征 RR 、 LAM 、 V_{max} 、 T_1 与 β ,结果如图 9 所示。由于试验板的损伤程度不仅与弯曲疲劳循环次数有关,而且还与损伤分布方向与位置有关系,因此,图 9 中各特征值与损伤程度并不成完全的线性关系,尤其是 V_{max} 特征对铝板早期弯曲疲劳损伤较为敏感,但后期却变化平缓,而 β 指数在铝板早期损伤没有明显变化,而在后期损伤时产生明显上升趋势。这说明了每个特征对铝板损伤表征的局限性与互补性,有必要建立统一评价指数对试验板的损伤程度进行。

4.3 损伤量化评估

为了对铝板弯折损伤进行一致性表征,采用 30 次同等测试条件下获得的无损信号的敏感特征向量作为训练样本,建立 SOM 模型,继而根据式 (8) ~ (9) 计算各个弯折损伤板的异常指数,结果如图 10(a) 所示。可见,本文提出的异常指数与铝板弯折次数间具有更好的线性相关性。为了验证基于 SOM 的 AI 对损伤状态评估的优越性,以无损状态下的 30 次测量得到的敏感特征的平均值组成的特征向量为无损基准,采用损伤状态下的 F^{opt} 到基准的欧氏距离作为损伤评价指标,结果如图 10(b) 所

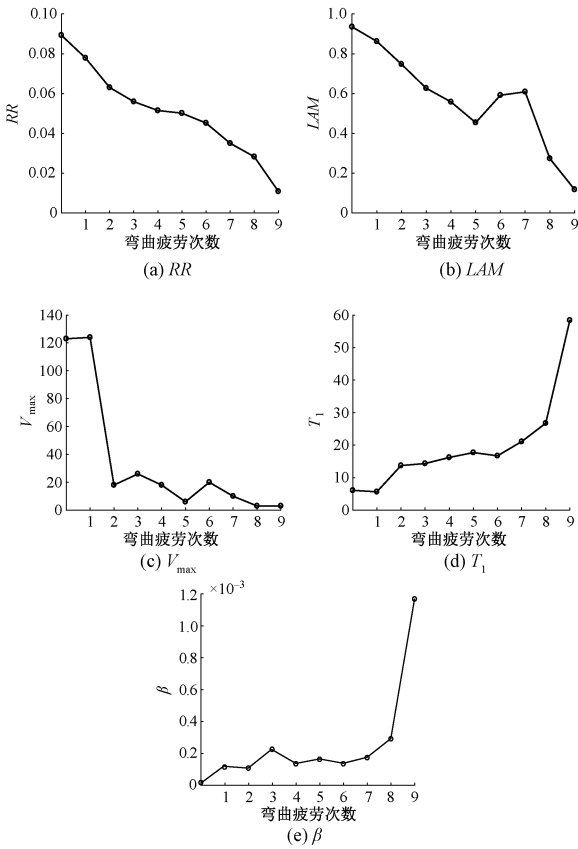


Fig. 9 Features varying with the number of bending

示。从图 10(a) 可以看出, AI 值随弯曲疲劳次数线性增加,且 AI 值分散在拟合曲线的两侧,与疲劳弯曲次数间的线性相关性较高。图 10(b) 中,尽管基于欧氏距离的损伤值具有随弯曲次数增加而增加的趋势,但损伤值大多分散在拟合曲线的下方,与弯曲次数的线性相关度较差,对损伤演化的敏感性较差。图 10(a) 中 AI 指数与弯曲次数间较好的线性相关性验证了 AI 指数对铝板弯折损伤程度具有较好的量化表征能力。证实了其表征铝板疲劳损伤的有效性与敏感性。

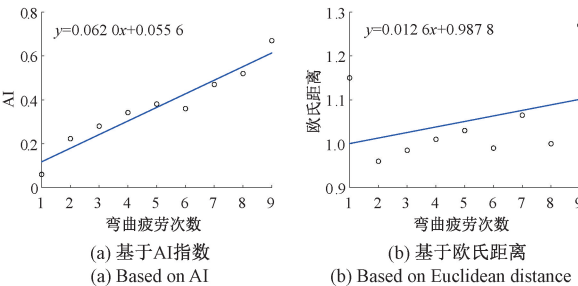


Fig. 10 Quantitative evaluation results

5 结 论

本文结合 Lamb 波信号的线性与非线性特征参数的提取与优化选择方法,采用基于 SOFM 的特征融合方法,研究并构建了评估铝板损伤状态的异常指数,实现了对损伤程度的统一量化评价,得出的结论主要包括:1)采用了线性与非线性特征对金属板裂纹损伤进行了表征,并结合特征的状态相关性与单调性进行了敏感特征筛选;2)提出了一种基于 SOM 的损伤异常检测方法,以区分金属板的正常与和损伤异常状态;3)通过对损伤敏感特征的融合,构建了损伤异常指数,进而实现了对金属板的疲劳损伤量化评估。仿真与实验表明,本文提出的损伤状态异常指数对铝板疲劳损伤演化具有较好的敏感性与追踪性能,在结构板状态监测与健康评估中具有较好的应用前景。

参考文献

- [1] 王强. 方向性损伤的 Lamb 波压电线阵扫描成像与评估 [J]. 振动. 测试与诊断, 2017, 37 (3): 507-511, 628.
WANG Q. Lamb wave compression wire array scanning imaging and evaluation of directional damage [J]. Vibration. Testing and Diagnosis, 2017, 37 (3): 507-511, 628.
- [2] 王好贞, 杨媛, 魏小源, 等. Barker 编码激励超声导波在断轨检测中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34 (8): 101-108.
WANG H ZH, YANG Y, WEI X Y, et al. Application of Barker code excited ultrasonic guided wave in track breaking detection [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (8): 101-108.
- [3] ZHAO N, WU B, LIU X. Quantitative evaluation of through-thickness rectangular notch in metal plates based on Lamb waves [J]. Structural Engineering and Mechanics, 2019, 71 (6): 751-761.
- [4] LU Y, YE L, SU Z, et al. Quantitative assessment of through-thickness crack size based on Lamb wave scattering in aluminum plates [J]. Ndt & E International, 2008, 41 (1): 59-68.
- [5] GAO F, HUA J, WANG L, et al. Local wavenumber method for delamination characterization in composites with sparse representation of Lamb waves [J]. IEEE Transactions on Ultrasonic, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2021, 68 (4): 1305-1313.
- [6] PENG T, LIU Y, SAXENA A. In-situ fatigue life prognosis for composite laminates based on stiffness degradation [J]. Composite Structures, 2015, 132: 155-165.
- [7] WILSON C L, CHANG F. Monitoring fatigue-induced transverse matrix cracks in laminated composites using built-in acousto-ultrasonic techniques [J]. Structural Health Monitoring, 2016, 15 (3): 335-350.
- [8] 尹昱, 陈振华, 肖峰, 等. 不锈钢疲劳微损伤的非线性超声检测方法 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34 (1): 68-73.
YIN Y, CHEN ZH H, XIAO F, et al. Nonlinear ultrasonic testing method for fatigue micro damage of stainless steel [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (1): 68-73.
- [9] SU Z, YE L. Lamb wave-based quantitative identification of delamination in CF/EP composite structures using artificial neural algorithm [J]. Composite Structures, 2004, 66 (1-4): 627-637.
- [10] PILLARISETTI L, TALREJA R. On quantifying damage severity in composite materials by an ultrasonic method [J]. Composite Structures, 2019, 216: 213-221.
- [11] ZHANG H, CAO S, MA S, et al. Multi-sensor network for industrial metal plate structure monitoring via time reversal ultrasonic guided wave [J]. Measurement, 2020, 152, 107345.
- [12] 黄海鸿, 刘文杰, 钱正春, 等. 零件表面损伤对再制造修复件承载能力影响的超声相控阵检测研究 [J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34 (7): 21-41.
HUANG H H, LIU W J, QIAN ZH CH, et al. Influence of surface damage on load carrying capacity of remanufactured repair parts based on ultrasonic phased array [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34 (7): 21-41.
- [13] 邓菲, 吴斌, 何存富. 基于时间反转的管道导波缺陷参数辨识方法 [J], 机械工程学报, 2010, 46 (8): 18-24.
DENG F, WU B, HE C F. Parameter identification method of pipeline guided wave defects based on time reversal [J], Journal of Mechanical Engineering, 2010, 46 (8): 18-24.
- [14] LIU X, BO L, LIU Y, et al. Detection of micro-cracks using nonlinear lamb waves based on the Duffing-Holmes system [J]. Journal of Sound and Vibration, 2017, 405: 175-186.
- [15] LIU X, PU K, BO L, et al. Quantitative estimation of nonlinearity parameter of noised Lamb waves using a chaotic oscillator [J]. Journal of Sound and Vibration, 2018, 438: 476-489.
- [16] NICHOLS J, TRICKEY S, SEAVER M. Damage detection using multivariate recurrence quantification analysis [J]. Mechanical Systems and Signal Processing,

- 2006, 20: 421-437.
- [17] 叶柯华, 李春, 胡璇. 基于经验小波变换和关联维数的风力机齿轮箱故障诊断[J]. 动力工程学报, 2021, 41(2): 113-120.
- YE K H, LI CH, HU X. Fault diagnosis of wind turbine gearbox based on empirical wavelet transform and correlation dimension [J]. Journal of Power Engineering, 2021, 41 (2): 113-120.
- [18] JIANG W, FU X, CHANG J, et al. An improved de-interleaving algorithm of radar pulses based on SOFM with self-adaptive network topology [J]. Journal of Systems Engineering and Electronics, 2020, 31 (4): 712-721.
- [19] 吴正苗. 基于信息融合和极限学习机的模拟电路故障诊断[D]. 长沙: 湖南大学, 2011.
- WU ZH M. Analog circuit fault diagnosis based on information fusion and limit learning machine [D]. Changsha: Hunan University, 2011.
- [20] 唐智. 基于 VPSO-SVDD 与 WSOM 的航空齿轮异常检测与状态辨识[D]. 重庆: 重庆大学, 2018.
- TANG ZH. Anomaly detection and state identification of aviation gear based on vpso-svdd and WSOM [D]. Chongqing: Chongqing University, 2018.

作者简介



刘小峰(通信作者), 于 2007 年获得重庆大学博士学位, 现为重庆大学教授, 博士生导师, 主要研究方向为设备健康监测与无损检测。

E-mail: liuxfeng0080@126.com

Liu Xiaofeng (Corresponding author)

received her Ph. D. degree from Chongqing University in 2007. She is now a professor and a Ph. D. advisor at Chongqing University. Her main research interests include equipment fault diagnosis and structural health monitoring.