

Lamb 波波包混叠分离方法的结构损伤定位*

郭禹¹, 张超¹, 季宏丽¹, 吴义鹏¹, 裘进浩¹, 王勇²

(1. 南京航空航天大学机械结构力学及控制国家重点实验室 南京, 210016)

(2. 上海宇航系统工程研究所结构系统研究室 上海, 201109)

摘要 基于 Lamb 波信号延时累加的结构损伤成像方法具有结果准确、计算量小等优点,然而在复杂的航空结构中,Lamb 波非常容易产生反射,由于 Lamb 波频散效应,导致多个波包混叠,从而影响定位的准确性。针对这些问题,提出了一种频散波包的分离补偿方法。首先,理论分析并得到了带有频散效应的波包混叠和函数模型,提出了和函数的隐变量参数求解方法;其次,采用数值仿真验证了算法对于波包分离和重构的有效性;最后,通过飞机复合材料加筋壁板的损伤定位实验验证了波包分离法在复杂边界条件下去除反射波伪损伤投影和频散补偿的能力,提升了损伤定位的准确度和成像的分辨率。

关键词 损伤定位;Lamb 波;波包分离;频散补偿;隐变量模型

中图分类号 TH114;TB553

引言

结构健康监测(structural health monitoring,简称 SHM)是一种实时、在线的监测技术,通过获取与结构损伤相关的多种参数,识别结构中存在的损伤,进而预测结构的使用寿命,防止损伤的扩展,减小安全事故发生的概率^[1-3]。在众多 SHM 技术中,Lamb 波能够在在大尺度板状结构中远距离传输,信号的衰减量小,并且对于结构中的损伤具有很高的灵敏度,因此被广泛用于损伤监测^[4-6]。

在基于 Lamb 波的损伤监测技术中,主要有损伤因子监测技术和利用损伤因子进行损伤成像的监测技术。损伤因子旨在提取结构在时域、频域、时频域及波数域的特征变化来衡量结构的健康状态^[7-9]。而损伤成像技术通过成像的方法表征结构中的损伤,快速地确定损伤在结构中的位置。因为损伤成像直观、损伤信息多等优点,成为了许多学者研究的热点。Wang 等^[10]提出了时间反转成像法(time-reversal method,简称 TR),通过时间反转并重新激发传感器阵列采集到的信号完成损伤的聚焦成像。这种方法不需要提前知道结构的基线信号就可以完成损伤定位。Zhao 等^[11-12]研究了损伤概率重构(reconstruction algorithm for probabilistic inspection of de-

fects,简称 RAPID)的方法,计算不同信号对于损伤位置的贡献度,重构出损伤的位置。Michaels 等^[13]使用时间延时-累加定位法精准地定位了铝板上的缺口和腐蚀损伤,延时-累加(delay-and-sum,简称 DAS)定位法基于残余信号的理论波达时间完成对损伤的定位成像。

对于复杂结构和传感器距离边界较近的情况,损伤散射的 Lamb 波遇到边界会产生反射,实际得到的残余信号会出现多个波包叠加的情况。当损伤靠近边界时甚至会发生损伤信号和边界反射波包混叠的情况,从而导致 DAS 定位法出现偏离和伪损伤。Shan 等^[14]针对复杂结构的 DAS 定位提出了一种自适应有效数据提取的方法,自适应地截取信号的波包来提高 DAS 定位的精度。然而当损伤散射波包和反射波在时域上重叠时,直接截掉反射波的同时也会截断大部分的损伤波包时域信号,导致定位结果变形。在成像损伤误判的问题上,Sharifkhodaei 等^[15]提出了一种改进的延时-累加方法(windowed energy arrival method,简称 WEAM),对残余信号能量的包络加上对数正态分布窗函数来捕捉首个波峰作为损伤的实际散射信号,从而提升 DAS 成像的精度。James 等^[16]提出了最小方差无失真响应的方法,通过给传统的 DAS 定位增加加权系数来减

* 国家自然科学基金资助项目(51875277,51805261,51921003);江苏省自然科学基金资助项目(BK20180430);航空科学基金资助项目(20170252005);上海航天科技创新基金资助项目(SAST2018-015);机械结构力学及控制国家重点实验室基金资助项目(MCMS-I-0519G02)

收稿日期:2019-03-29;修回日期:2019-07-26

少噪声的投影。Lu等^[17]使用边界反射系数来减少边界反射信号造成的伪损伤投影,反射系数由换能器的分布和反射信号的强度来决定。但是这些方法都没能完全提取信号中的反射波波包。另一方面,Lamb波由于频散效应会使得波包变宽,时域信号会产生变形,如果直接使用残余信号进行延时-累加定位,将使得损伤区域面积变大,降低定位的精度。传统的信号处理方法,如希尔伯特变换、黄氏变换、短时傅里叶变换和小波变换都不能对Lamb波进行频散补偿。

针对以上反射波混叠和Lamb波频散补偿的问题,笔者研究了Lamb波波包混叠分离的结构损伤定位方法,提升DAS定位算法的成像精度。首先,对复杂边界条件下反射波和损伤散射波混叠的问题,建立了含频散效应的Lamb波波包混叠和函数模型;其次,提出了基于隐变量参数求解的波包分离方法,重构了每个波包的分布情况,消除了反射波投影引起的传统DAS定位中的伪损伤;然后,对重构出的每个波包进行了频散补偿,抑制了波包随传播距离产生的变形,提高了定位成像的分辨率;最后,在飞机复合材料加筋壁板上实验验证了改进DAS方法的可靠性。从结果来看,波包分离法能够解决反射波混叠和频散补偿的问题,提升损伤定位的精度。

1 含频散效应的Lamb波波包混叠模型

Lamb波信号 $v_{ac}(t)$ 会因为传播时间变化发生频散,导致波包参数发生改变。激励信号 $v_{ac}(t)$ 为高斯窗调制的窄带信号, $v_{ac}(t)$ 的频域表示为 $V_{ac}(f)$

$$V_{ac}(f) = F\{v_{ac}(t)\} \quad (1)$$

其中: F 为傅里叶变换。

不同波达时间 τ_k 的Lamb波波包信号的频域和时域表达式为

$$V_k(f) = V_{ac}(f)e^{-j2\pi f \frac{r_k}{C_p(f)}} \quad (2)$$

$$v_k(t) = \text{IF}\{V_k(f)\} \quad (3)$$

其中:IF为逆傅里叶变换; r_k 为波达时间 τ_k 下Lamb波的传播距离; $C_p(f)$ 为 A_0 模式的相速度。

通过复Morlet小波 $\psi(t)$ 提取频散后信号 $v_k(t)$ 的包络 $\Phi_k(t)$ 为

$$\Phi_k(t) = \text{abs}(\text{CWT}_{v_k}(a, t)) \quad (4)$$

$$\psi(t) = (1/\sqrt{\pi\gamma})e^{j\omega_0 t}e^{-t^2/\gamma} \quad (5)$$

其中: ω_0 为小波的中心角频率; γ 为高斯宽度;abs为取模; a 为尺度因子;CWT为小波变换。

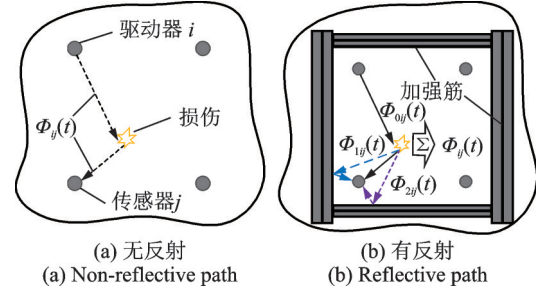


图1 残余信号在无反射、有反射下的传播路径

Fig.1 The residual signal in the non-reflective and reflective path

在不考虑边界的板结构中(如图1(a)所示),驱动器 i 到传感器 j 之间的损伤散射信号包络为 $\Phi_{ij}(t)$ 。然而,在典型的航空加筋结构中(如图1(b)所示),加筋引起残余信号的反射,导致获取的残余信号 $\Phi_{ij}(t)$ 中包含多个不同时延的损伤反射波包。实际的损伤散射信号 $\Phi_{ij}(t)$ 是由直达波 $\Phi_{0ij}(t)$ 和后续的反射波 $A_k\Phi_{kij}(t)$ 混叠而成,如式(6)所示

$$\Phi_{ij}(t) = \Phi_{0ij}(t) + \sum_{k=1}^K A_k \Phi_{kij}(t) \quad (6)$$

其中: A_k 为第 k 个反射波信号幅值系数; $\Phi_{kij}(t)$ 为波达时间 τ_k 的反射波信号;实际的包络信号 $\Phi_{ij}(t)$ 为含频散效应的Lamb波波包和函数。

在延时累加算法中,每个点 (x, y) 的像素值 $I(x, y)$ 由散射信号包络 $\Phi_{ij}(t)$ 在延时 $t_{ij}(x, y)$ 之后得到, $t_{ij}(x, y)$ 是任意位置散射点 (x, y) 在驱动器 (x_i, y_i) 到传感器 (x_j, y_j) 路径上的理论传播时间,表达式为

$$I(x, y) = \sum_{i=1}^{N-1} \sum_{j=i+1}^N \Phi_{ij}(t_{ij}(x, y)) \quad (7)$$

$$t_{ij}(x, y) = t_{\text{off}} + \left[\sqrt{(x-x_i)^2 + (y-y_i)^2} + \sqrt{(x-x_j)^2 + (y-y_j)^2} \right] / c_g \quad (8)$$

其中: N 为监测区域内的传感器数量; t_{off} 为激励偏置时间; c_g 为群速度。

混叠的时域信号投影到定位图上会对定位结果产生影响。针对该问题,文献[14]中采用了如下的自适应提取的方法对信号 Φ 进行截取,信号长度表达式 t_{op} 为

$$t_{\text{op}} = \begin{cases} t_{\text{in}} + t_{\text{off}} & (t_{\text{in}} < t_{\text{th}} - t_{\text{off}}) \\ t_{\text{th}} & \end{cases} \quad (9)$$

其中: t_{in} 为首波峰的时间; t_{th} 为信号截取阈值。

但是直接截取不能有效地分离混叠的波包,需要对混叠波包函数 $\Phi_{ij}(t)$ 进行解耦分离。

2 波包分离方法及数值验证

2.1 含频散效应波包的高斯拟合

以厚度为 1 mm 的碳纤维复合材料板为例,考虑 A_0 模式的相速度曲线(如图 2 所示),根据式(2)和(3)可以计算得到不同波达时间 τ_k 的 Lamb 波波包信号,如图 3 所示。其中:图 3(a)为 50 kHz 的窄带激励下的响应信号,波达时间最大为 850 μs ;图 3(b)为对应信号的包络 $\Phi_k(t)$, τ_k 越大,信号包络越宽。激励的窄带信号 $v_{ac}(t)$ 的表达式为

$$v_{ac}(t) = e^{\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{t-0.5*5/f_c}{5/(6*f_c)}\right)^2\right]} \sin(2\pi f_c t) \quad (10)$$

其中: f_c 为激励信号的中心频率。

由式(10)可知,窄带信号 $v_{ac}(t)$ 是由高斯窗调制的,采用式(4)中的小波变换,可以推得激励信号的包络 $\Phi_{ac}(t)$ 是一个严格的高斯函数

$$\Phi_{ac}(t) = e^{\left[-\frac{1}{2} \left(\frac{t-0.5*5/f_c}{5/(6*f_c)}\right)^2\right]} \quad (11)$$

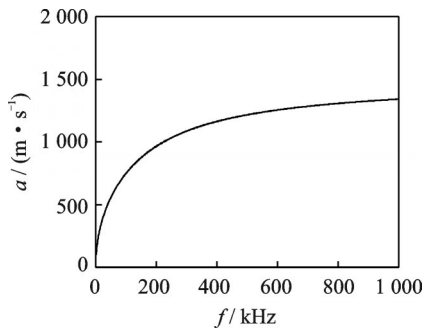


图 2 碳纤维复合材料板 A_0 模式相速度曲线

Fig.2 A_0 mode phase velocity curve of CFRP panel

因此采用高斯函数对频散后的波包信号进行拟合重构。单个波包的波达时间 τ_k 已知,用方差 σ_k^2 来表示 Φ_k 的宽度,拟合的表达式为

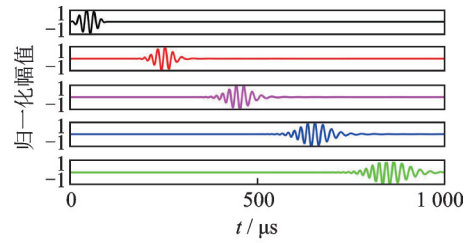
$$\Phi_k(t|\tau_k, \sigma_k^2) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_k} e^{-\frac{(t-\tau_k)^2}{2\sigma_k^2}} \quad (12)$$

$$\sigma_k^2 = \frac{\sum_{r=1}^R (t_r - \tau_k)^2}{R} \quad (13)$$

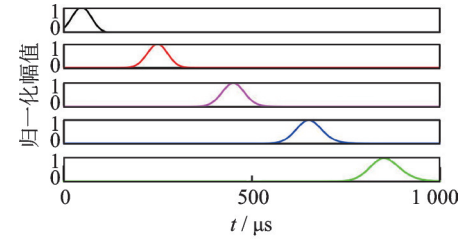
其中: t_r 为信号 $\Phi_k(t)$ 的样本; R 为样本数; τ_k 为高斯函数的均值。

重构得到的频散波包的包络(如图 3(c)所示)和原始信号的包络一致,并且前后包络信号的相对平均误差不超过 0.1%,完成对单个频散波包参数的估计。

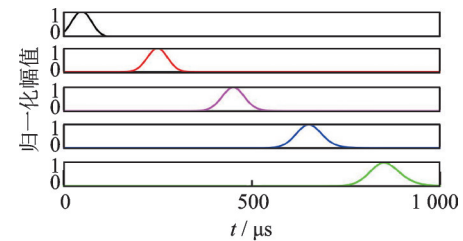
波包的宽度随波达时间的增大而增大,对波达时间 $\tau_k = [50:1:1000] \mu\text{s}$ 的序列进行方差 σ_k^2 的拟合,得到如图 4 所示的差值函数 $\sigma_k^2 = \sigma(\tau_k)^2$ 。代入式(12),单个频散波包的函数式 $\Phi_k = \Phi_k(t|\tau_k)$ 只由参



(a) 频散信号
(a) Dispersion signal



(b) 信号包络
(b) Signal envelope



(c) 重构出的信号包络
(c) Reconstructed signal envelope

图 3 不同波达时间 Lamb 波

Fig.3 Lamb wave at different arrival times

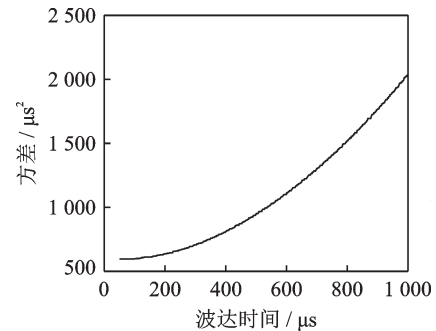


图 4 方差关于波达时间的插值函数 $\sigma_k^2 = \sigma(\tau_k)^2$

Fig.4 Interpolation function $\sigma_k^2 = \sigma(\tau_k)^2$ of variance on arrival time

数波达时间 τ_k 决定。混叠波包模型 Φ 的表达式为

$$\Phi(t|\theta) = \sum_{k=0}^K A_k \Phi_k(t|\tau_k) \quad (14)$$

其中: $\theta = (A, \tau)$; $A = (A_0, \dots, A_k, \dots, A_K)$; $\tau = (\tau_0, \dots, \tau_k, \dots, \tau_K)$ 。

2.2 波包函数的分离补偿方法

为了识别出波包混叠函数 Φ 对应最优的参数项 $\theta = (A, \tau)$,将模型的对数似然函数 $L(T|\theta)$ 作为

优化的性能参数目标。对数似然函数 $L(T|\theta)$ 的计算公式为

$$L(T|\theta) = \log(\prod_{r=1}^R \Phi(t_r|\theta)) \quad (15)$$

其中: $T = \{t_1, \dots, t_r, \dots, t_R\}$ 为信号 $\Phi(t)$ 对应的样本集。

采用隐变量迭代估计的方法求解极大似然估计 L , 输入参数 $\theta^{(0)} = (A^{(0)}, \tau^{(0)})$ 通过 K-mean 算法对样本集 T 初始化得到, $\theta^{(0)}$ 作为第 0 次迭代的参数^[18-19]。其中波包信号样本 T 表示给定观测变量的数据, 此时反映观测数据 t_r 来自分波包函数 Φ_k 的数据是未知的, 用隐变量 z_{rk} 表示, 其定义为

$$z_{rk} = \begin{cases} 1 & (t_r \in \Phi_k) \\ 0 & (t_r \notin \Phi_k) \end{cases} \quad (16)$$

其中: z_{rk} 组成隐随机变量的数据 $Z = \{z_{10}, \dots, z_{rk}, \dots, z_{RR}\}$ 。

T 和 Z 连在一起称为完全数据, 得到完全数据下的对数似然函数 L^* 为

$$L^*(T, Z|\theta) = \log \{ \prod_{r=1}^R \prod_{k=0}^K [A_k \Phi_k(t_r|\tau_k)]^{z_{rk}} \} \quad (17)$$

已知初始参数 $\theta^{(0)}$ 后, 每一次迭代的求解都分为 E 步和 M 步^[20]。 E 步需要确定 Q 函数 $Q(\theta, \theta^{(l)})$, 即完全数据下的对数似然函数 L^* 关于观测变量 T 和第 l 次迭代的参数 $\theta^{(l)}$ 下对未观测数据 Z 的期望, 由式(17)得到

$$Q(\theta, \theta^{(l)}) = E[L^*(T, Z|\theta)|T, \theta^{(l)}] \quad (18)$$

其中: E 为对 Z 的数学期望。

迭代的 M 步是求解在 $\theta^{(l)}$ 下 $Q(\theta, \theta^{(l)})$ 对 θ 的极大值, 得到新一轮的迭代的模型参数为

$$\theta^{(l+1)} = \arg \max_{\theta} Q(\theta, \theta^{(l)}) \quad (19)$$

重复以上迭代, 直到式(19)中对数似然函数 L 的相对变化量小于一个极小值 β 。 $L^{(l)}$ 为第 l 次迭代的对数似然函数的值, $L^{(l+1)}$ 为第 $l+1$ 次迭代的值。收敛条件为

$$\left| \frac{L^{(l+1)}}{L^{(l)}} - 1 \right| < \beta \quad (\beta = 10^{-10}) \quad (20)$$

通过最终收敛的参数 θ 重构出的每个波包函数 Φ_k , 随着 τ_k 的增加, 波包的宽度也在增加。此时根据图 4 中得到的方差的插值函数 $\sigma_k^2 = \sigma(\tau_k)^2$, 定义频散补偿系数为

$$P_k(\tau_k) = p_0 \frac{\sigma(t_{\text{off}})}{\sigma(\tau_k)} \quad (21)$$

其中: $\sigma(\tau_k)$ 为 τ_k 对应的标准差; $\sigma(t_{\text{off}})$ 为激励信号的标准差; p_0 为固定频散补偿系数。

补偿后的波包函数 Φ_k 的表达式为

$$A_k \Phi_k(t|\tau_k) = \frac{(A_{k\text{od}} P_k)}{\sqrt{2\pi} (\sigma_{k\text{od}} P_k)} e^{-\frac{(t-\tau_k)^2}{2(\sigma_{k\text{od}} P_k)^2}} \quad (22)$$

其中: $A_{k\text{od}}$ 和 $\sigma_{k\text{od}}$ 为补偿前的参数。

从 Φ_k 中筛选重组出原本信号 Φ 的直达波包 Φ^* , 计算公式为

$$\Phi^* = \sum_k A_k \Phi_k(t|\tau_k) \quad (k | (A_k/\sigma_k) \geq A_{\text{th}}, \tau_k \leq t_{\text{op}}) \quad (23)$$

其中: A_{th} 用来控制幅值的阈值, 为信号包络最大值 A_{max} 的 0.5, 筛选出能量较大的波包; t_{op} 为控制波达时间的阈值, 通过文献[14]中自适应截取信号长度的方法计算得到(如式(9))。

筛选出波达时间较早的波包, 得到分离反射波后的直达波波包 Φ^* 。而式(9)中的阈值 t_{th} 的计算公式为

$$t_{\text{th}} = \frac{r_{\text{mr}}}{c_g} + 2t_{\text{off}} \quad (24)$$

其中: r_{mr} 为以阵列对角线为长轴且经过长边中点椭圆的监测距离; c_g 为波的群速度。

2.3 Lamb 波波包分离方法的数值验证

为了验证波包分离法对于混叠波包信号的重构效果, 对数值模拟的混叠 Lamb 波信号进行波包分离重构。激励的信号选取 50 kHz 的窄带信号。随机生成图 5(a) 中 6 个不同波达时间 τ_k 和幅值系数 A_k 的 Lamb 波信号。由式(4)小波变换求解得到各个波包的原始信号包络分布如图 5(b) 所示。将图 5(c) 中信号包络对应的观测样本 T 作为算法的输入, 计算样本的初始最大似然估计 $L^{(0)}$ 和新一轮的模型参数 $\theta^{(1)}$, 然后计算参数 $\theta^{(1)}$ 对应的最大似然估计 $L^{(1)}$, 直到重构参数 $\theta^{(l)}$ 对应的 $L^{(l)}$ 收敛。

由最终重构得到的参数 θ , 得到分离后的波包分布 Φ_k 如图 5(d) 所示。重构后的波包分布收敛于正确的波包初始参数, 成功对混叠波包信号 Φ 实现了分离。

对比多组不同情况下的随机仿真信号, 对比输入的混叠波包参数 θ 和分离重构得到的波包参数 θ 。重构前后参数 $\theta = (\tau, A)$ 的多组误差的平均值如表 1 所示。算法前后重构得到参数的误差都在 5% 以内, 波包分离法的参数估计的可靠性较好。

表 1 重构前后参数 θ 的误差

Tab.1 Error of parameter θ after reconstruction %

波包数	$\Delta\tau$	ΔA
3	0.69	1.57
6	1.87	3.63
9	1.58	2.73

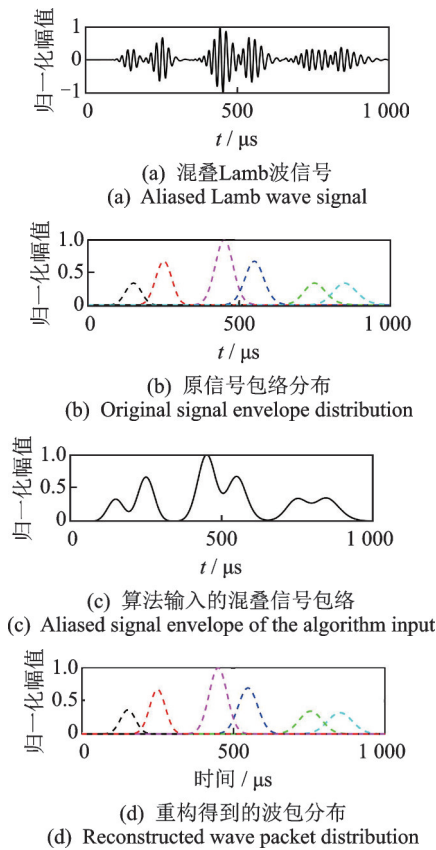


图5 波包分离的数值验证

Fig.5 Numerical validation of wave packet separation

3 实验验证

3.1 实验建立

实验的对象是飞机复合材料加筋壁板(如图6所示)。结构尺寸为 $950\text{ mm} \times 1\ 000\text{ mm} \times 1\text{ mm}$, 8层纤维的铺层方向是按照 $[0^\circ/90^\circ/45^\circ/-45^\circ]_s$ 的顺序排布的。图6展示了实验的监测系统。其中NI-PXI-5412发波卡用于产生激励信号,通过Trek-2100HF功率放大器给到通道切换电路,NI-PXI-5105采集传感器的信号。

实验中选择的监测区域为图6中 $ABCD$ 四传感器阵列围成的虚线区域。监测区域的尺寸为 $220\text{ mm} \times 130\text{ mm}$,传感器距离加强筋边界的距离小于 40 mm ,响应信号包含验证的Lamb波反射。激励信号选用的是窄带5波峰信号。激励中心频率 f_c 为 50 kHz 。在该频率下,Lamb波的 A_0 模式在信号中占据主导地位,其他模式的信号可以忽略不计。激励信号通过功率放大器放大到 50 V 作用在复材加筋板上,每个通道的采样频率为 1 ms/s 。单损伤和双损伤的半径为 10 mm ,采用吸波介质来模拟孔状损伤。

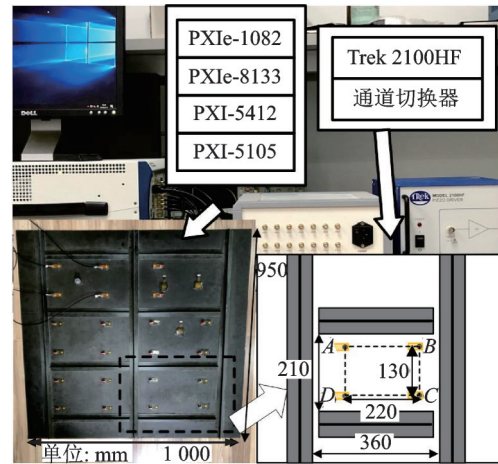


图6 实验系统和结构

Fig.6 Experimental system and structure

3.2 单损伤实验结果

在单个损伤的情况下,对监测区域 $ABCD$ 进行扫描监测。传感器B和C之间残余信号的串扰部分已经置零(如图7(a)所示)。利用传统DAS定位方法(将波包信号带入式(7)),残余信号的包络 $\Phi(t)$ (如图7(b)所示)投影得到的损伤定位结果如图8(a)所示。其中:白色符号“ \times ”表示损伤实际的位置;黑色符号“ $+$ ”表示伪损伤的位置。损伤的实际位置是坐标 $(75, 45)$,对应时域信号中 $330\ \mu\text{s}$ 处的直达波。伪损伤的位置发生在左下角 $(40, 0)$ 上,伪损伤对应图7(b)时域信号中 $400\ \mu\text{s}$ 左右的强反射波。反射波的幅值甚至超过了直达波的幅值,导致定位结果在 $(40, 0)$ 处出现了伪损伤。

采用文献[14]中自适应提取信号的方法,计算得到信号长度为 $380\ \mu\text{s}$,截取时域信号波包(如图7(b))。由于直达波($330\ \mu\text{s}$)和反射波混叠($400\ \mu\text{s}$)的原因,截取的残余信号中仍包含一部分反射波($400\ \mu\text{s}$),并且截取了混叠信号中的直达波信号,在带入DAS算法(式(7))投影后,破坏原有的定位结果(如图8(b))。

将图7(b)中的残余信号波包 $\Phi(t)$ 的样本 T 作为算法的输入,对波包进行隐变量概率模型重构,得到波包函数 Φ 的分布,并对分离后波包进行频散补偿,得到分离补偿之后的各个波包分布(如图7(c))。根据边界距离设置反射波达到的时间阈值,最终分离反射波后得到直达波波包 Φ^* (图7(d))。在对时域信号波包进行波包分离和频散补偿之后,得到定位结果如图8(c)所示。定位结果在 $(75, 45)$ 左右与实际损伤位置符合,像素图只有直达波包

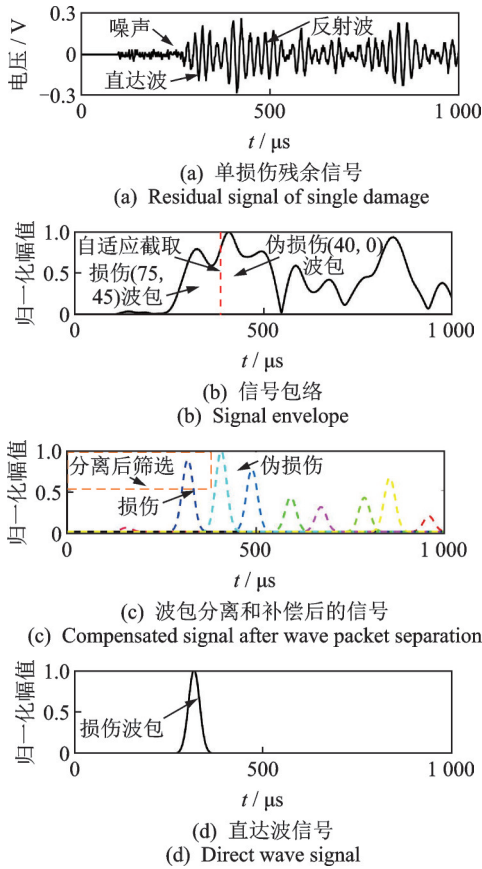


图 7 单损伤传感器路径 B-C 间波包分离

Fig.7 Wave packet separation of single damage on sensor B-C path

(330 μs) 对应的投影,这是因为分离了反射波包(400 μs),所以消除了波包在定位图上(40,0)处的投影。另一方面,由于频散效应得到了一定的补偿,损伤定位图的分辨率得到了提高。

Lamb波波包混叠分离方法的目的是为了消除反射波的成像投影和频散补偿,提升定位成像的信噪比和空间分辨率。为了定量评估损伤定位成像的效果,定义了损伤图像的信噪比 SNR(dBs)为

$$SNR = 10\log_{10} [\text{mean}(I_d)/\text{mean}(I_a)] \quad (25)$$

其中:变量 $\text{mean}(I_d)$ 和 $\text{mean}(I_a)$ 分别为损伤定位图在实际损伤区域和健康区域内的图像强度均值。

SNR 的效果和信号处理、图像处理中的一样,SNR 的值越高代表损伤图像的分辨率越高,定位噪声越小。

在单损伤的情况下,原始图像对应的 $\text{mean}(I_d)$ 为 0.953, $\text{mean}(I_h)$ 为 0.586,得到波包分离前的信噪比 SNR 为 2.11。改进的 DAS 方法中, $\text{mean}(I_d)$ 为 0.920, $\text{mean}(I_h)$ 为 0.413,得到 SNR 值为 3.48。选取不同位置的 5 组损伤进行成像,得到的损伤图像信噪比如表 2 所示,损伤定位成像的结果得到了提升。

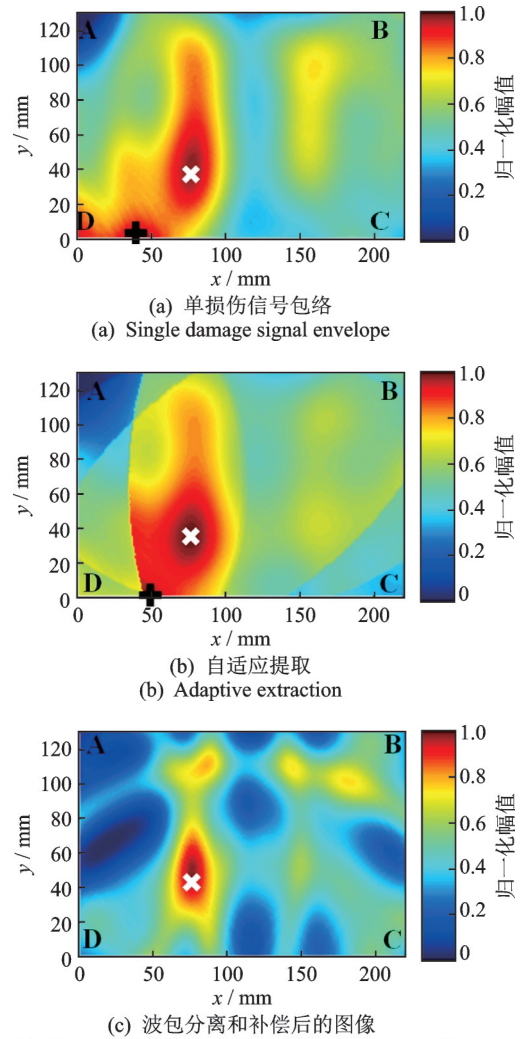


图 8 单损伤信号定位结果

Fig.8 Localization result of single damage signal

表 2 损伤成像评估

损伤坐标/mm	SNR	
	分离前	分离后
(75, 45)	2.11	3.48
(160, 70)	2.58	3.44
(165, 90)	1.84	3.38
(140, 50)	2.35	3.54
(110, 65)	2.61	3.11

3.3 双损伤实验结果

对监测区域 ABCD 进行双损伤定位实验,损伤的实际位置在(150, 90)和(140, 30)。图 9(a)中的残余信号在传感器 B 和 C 之间,两个损伤的散射波包的波达时间分别在 200 和 220 μs 左右,由于波达时间距离太近,在时域上出现了大面积重叠。对双

损伤包络信号 $\Phi(t)$ 定位的结果如图 10(a) 所示, 损伤的实际位置在 (150, 90) 和 (140, 30) (对应 200 和 220 μs)。然而, 相比于损伤 1, 损伤 2 的幅值由于分辨率太低, 难以从健康区域的幅值中突显出来。从时域信号上看, 图 9(b) 中 2 个损伤在时域上的波包距离非常近, 受到频散影响, 残余信号的波包变宽, 时域中波包重叠量大, 时域信号投影到像素图中只有 1 个峰, 导致了损伤的丢失。

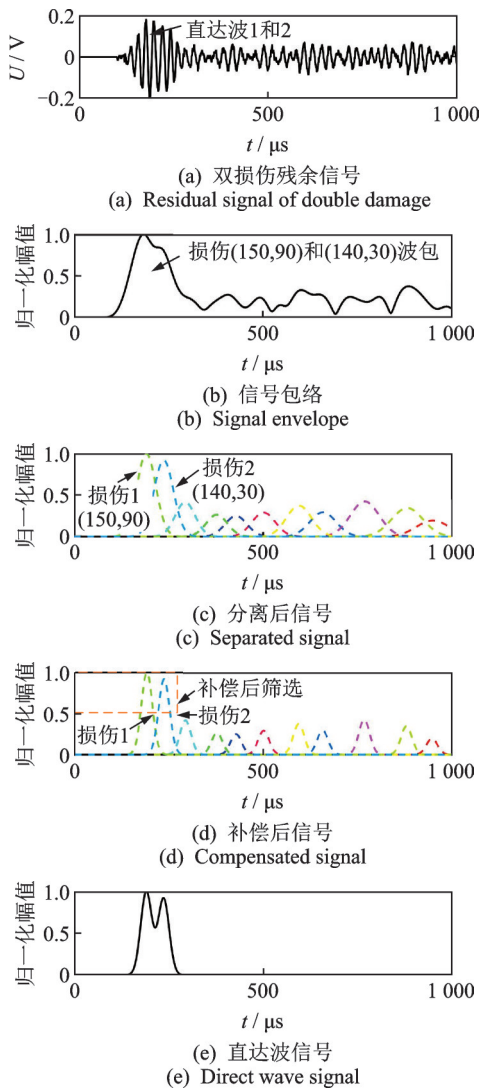


图9 双损伤传感器路径 B-C 间波包分离

Fig.9 Wave packet separation of double damage on sensor B-C path

对信号的包络 $\Phi(t)$ 进行波包分离 (如图 9(c) 所示), 时域上 200 和 220 μs 的波包被分离出来, 筛选直达波后映射到图 10(b) 中的定位图上识别出了 2 个损伤。在此基础上, 对分离后的波包信号 Φ_k 进行频散补偿 (如图 9(d) 所示), 得到图 9(e) 中的直达波。因为波包分离和频散补偿的原因, 使得时域上的 200 和

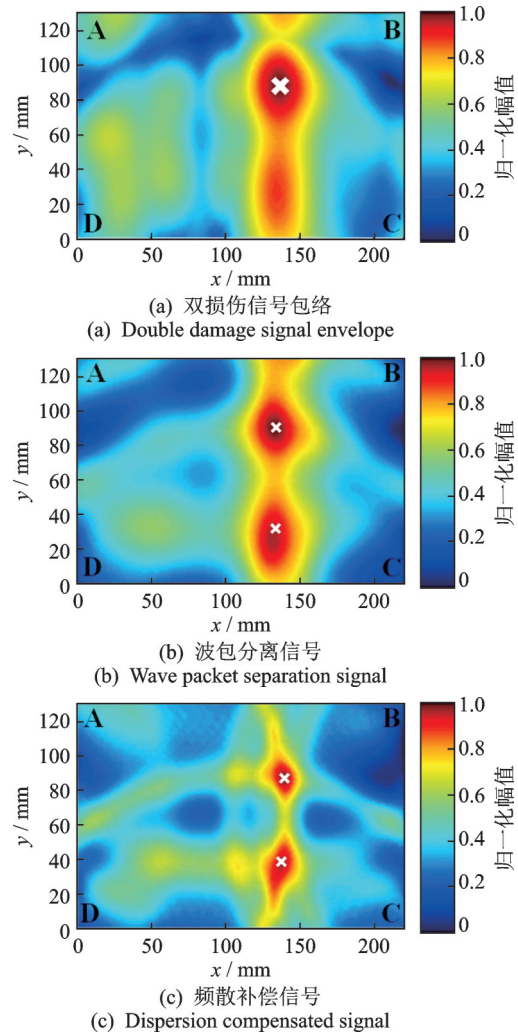


图 10 双损伤信号定位结果

Fig.10 Localization result of double damage signal

220 μs 的波包重叠度变小, 2 个损伤对应的峰明显分离, 映射到图 10(c) 的定位图上, 计算得到改进后的 DAS 成像的 SNR 为 3.16。而原始图像的 SNR 为 2.68, 双损伤定位的分辨率和精度得到了提高。

4 结束语

为了解决飞机结构中复杂边界条件对 Lamb 波产生反射而引起的损伤定位偏差, 笔者提出了基于 Lamb 波波包混叠分离的损伤定位识别方法。根据 Lamb 波频散特性, 建立了含有频散效应的 Lamb 波波包混叠模型, 采用隐变量的概率估计方法实现了波包和函数的分离, 并对重构出的波包和函数进行频散补偿和重组。以碳纤维复合材料板为例, 通过数值仿真验证了波包分离方法的有效性。在飞机复合材料加筋壁板中进行了单损伤和多损伤的定位实验。结果表明, 该方法可以分离直达波和反射波波包, 并对各个直达波包进行频散补偿, 结合自适应波

包截取算法,实现了单损伤分辨率2.11~3.48,双损伤2.68~3.16的提升,相比于传统的延时累加定位方法具有更好的定位精度和抗混叠干扰的能力。

参 考 文 献

- [1] 孙汝杰,陈国平,孙东阳,等.核密度估计法在板件概率损伤识别中的应用[J].振动、测试与诊断,2015,35(6):1055-1062.
SUN Rujie, CHEN Guoping, SUN Dongyang, et al. Probabilistic damage detection based on the kernel density estimation method in aluminum plates[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(6): 1055-1062. (in Chinese)
- [2] 张伟伟,武静,马宏伟.基于Lyapunov指数的超声导波检测技术[J].振动、测试与诊断,2015,35(2):250-257.
ZHANG Weiwei, WU Jing, MA Hongwei. Ultrasonic guided wave inspection method based on Lyapunov exponents[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2015, 35(2): 250-257. (in Chinese)
- [3] 袁慎芳.结构健康监测[M].北京:国防工业出版社,2007:1-22.
- [4] SU Z, YE L, LU Y. Guided Lamb waves for identification of damage in composite structures: a review[J]. Journal of Sound & Vibration, 2006, 295(3): 753-780.
- [5] ZHANG C, QIU J, JI H, et al. Damage localization using warped frequency transform in active structural health monitoring[J]. International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics, 2015, 47(4): 897-909.
- [6] 吕琛,马剑,王自力. PHM技术国内外发展情况综述[J].计算机测量与控制,2016(9):1-4.
LÜ Chen, MA Jian, WANG Zili. A state of the art review on PHM technology[J]. Computer Measurement & Control, 2016(9): 1-4. (in Chinese)
- [7] LU Y, MICHAELS J E. Feature extraction and sensor fusion for ultrasonic structural health monitoring under changing environmental conditions[J]. IEEE Sensors Journal, 2009, 9(11): 1462-1471.
- [8] TORKAMANI S, ROY S, BARKEY M E, et al. A novel damage index for damage identification using guided waves with application in laminated composites[J]. Smart Materials & Structures, 2014, 23(9): 095015-095031.
- [9] BANERJEE S, RICCI F, MONACO E, et al. A wave propagation and vibration-based approach for damage identification in structural components[J]. Journal of Sound & Vibration, 2009, 322(1): 167-183.
- [10] WANG C H, ROSE J T, CHANG F K. A synthetic time-reversal imaging method for structural health monitoring[J]. Smart Materials & Structures, 2004, 13(2): 415-423.
- [11] ZHAO X, GAO H, ZHANG G, et al. Active health monitoring of an aircraft wing with embedded piezoelectric sensor/actuator network: I. defect detection, localization and growth monitoring[J]. Smart Materials & Structures, 2007, 16(4): 1208-1217.
- [12] ZHAO X, ROYER R L, OWENS S E, et al. Ultrasonic Lamb wave tomography in structural health monitoring[J]. Smart Materials & Structures, 2011, 20(10): 1050-1062.
- [13] MICHAELS J E, MICHAELS T E. Guided wave signal processing and image fusion for in situ damage localization in plates[J]. Wave Motion, 2007, 44(6): 482-492.
- [14] SHAN S, QIU J, ZHANG C, et al. Multi-damage localization on large complex structures through an extended delay-and-sum based method[J]. Structural Health Monitoring, 2016, 15(1): 50-64.
- [15] SHARIFKHODAEI Z, ALIABADI M H. Assessment of delay-and-sum algorithms for damage detection in aluminium and composite plates[J]. Smart Materials & Structures, 2014, 23(23): 628-634.
- [16] JAMES H, MICHAELS J E. Minimum variance ultrasonic imaging applied to an in situ sparse guided wave array[J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics & Frequency Control, 2010, 57(10): 2311-2323.
- [17] LU G, LI Y, WANG T, et al. A multi-delay-and-sum imaging algorithm for damage detection using piezoceramic transducers[J]. Journal of Intelligent Material Systems & Structures, 2017, 28(9): 1150-1159.
- [18] 邱雷,房芳,袁慎芳,等.导波强化裂变聚合概率模型损伤监测方法[J].振动、测试与诊断,2018,38(3):438-445.
QIU Lei, FANG Fang, YUAN Shenfang, et al. Guided wave and enhanced split merge probability model based on damage evaluation method[J]. Journal of Vibration, Measurement & Diagnosis, 2018, 38(3): 438-445. (in Chinese)
- [19] HARTIGAN J A, WONG M A. Algorithm AS 136: a K-means clustering algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1979, 28(1): 100-108.
- [20] DEMPSTER A P. Maximum likelihood estimation from incomplete data via the EM algorithm[J]. Journal of the Royal Statistical Society, 1977, 39(1): 1-38.



第一作者简介:郭禹,男,1995年6月生,硕士生。主要研究方向为结构健康监测。
E-mail:gy0630@nuaa.edu.cn

通信作者简介:张超,男,1988年6月生,博士、讲师、硕士生导师。主要研究方向为智能监测与控制。
E-mail:zc0619@nuaa.edu.cn