

DOI: 10.7652/xjtuxb201906023

碳纤维层合板 Lamb 波损伤检测的 加权块稀疏成像法

徐冠基¹, 许才彬², 杨志勃², 陈雪峰²

(1. 中车青岛四方机车车辆股份有限公司, 266000, 山东青岛;

2. 西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对 Lamb 波稀疏阵列损伤成像方法中存在的成像分辨率低、伪点干扰大的问题, 基于损伤在被测结构中的稀疏先验, 提出了一种加权块稀疏重构的 Lamb 波损伤成像方法。首先通过 Lamb 波在薄板类结构中的线性传播模型, 结合稀疏传感器阵列信息, 构造过完备 Lamb 波散射的块稀疏字典; 其次将测量得到的 Lamb 波散射信号在所构建的过完备字典下进行稀疏表示, 将 Lamb 波损伤成像问题转化为加权 l_1 范数最小化的凸优化问题; 最后通过谱梯度投影法, 求解所建立的加权块稀疏凸优化模型, 得到损伤散射信号在该字典下的稀疏表示系数并以此作为损伤指标, 实现对被测结构的损伤成像。碳纤维层合板上的模拟损伤成像结果表明: 所提方法在单损伤成像中的定位误差为 3.16 mm, 在双损伤成像中的最大定位误差为 4.24 mm。实验验证了所提方法的有效性, 与传统延迟叠加成像法的对比表明, 所得损伤成像结果具有更高的分辨率, 更小的伪点干扰, 但同时也需要更大的计算量。

关键词: Lamb 波; 稀疏重构; 损伤检测; 碳纤维层合板; 结构健康监测

中图分类号: TB553 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2019)06-0176-07

Weighted Group-Sparse Imaging Method for Lamb Wave Damage Detection of CFRP Laminates

XU Guanji¹, XU Caibin², YANG Zhibo², CHEN Xuefeng²

(1. Zhongche Qingdao Sifang Locomotive and Rolling Stock Co. Ltd., Qingdao, Shandong 266000, China;

2. State Key Laboratory for Manufacturing Systems Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: A weighted group-sparse imaging method is proposed via sparse priori-knowledge of damage in the measured structure. This approach attempts to deal with the cases of low imaging resolution and large interference of pseudo-points in the traditional Lamb wave imaging methods. An over-complete group-sparse dictionary of Lamb wave scattering is constructed with Lamb wave propagation model in thin plates, and the measured scattering Lamb waves are sparsely decomposed in the pre-built over-complete dictionary, so the Lamb wave imaging is transformed into convex optimization with weighted l_1 norm minimization. The weighted group-sparse convex optimization is solved by the spectral gradient projection method, and the sparse reconstruction coefficients of scattering Lamb waves are obtained. The coefficients are then taken as damage indicators to generate an image, which can locate damages in the measured structure. The results

收稿日期: 2018-12-12。 作者简介: 徐冠基(1986—),男,工程师;陈雪峰(通信作者),男,教授,博士生导师。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51875433)。

网络出版时间: 2019-01-29

网络出版地址: <http://kns.cnki.net/kcms/detail/61.1069.T.20190129.2223.004.html>

of imaging conducted on a plate of 16-layer CFRP laminate verify the effectiveness of the proposed method. The localization errors of the proposed method are 3.16 mm in single damage imaging case and 4.24 mm in double damage imaging case, respectively. The corresponding imaging results using the delay-and-sum imaging method are also comparatively presented. The imaging results obtained with the proposed method demonstrate higher resolution and smaller pseudo-point interference, but the computational task becomes heavier.

Keywords: Lamb wave; sparse reconstruction; damage detection; CFRP laminate; structural health monitoring

近年来,碳纤维增强复合材料(CFRP)在轨道车辆前置、车身、转向架等结构中得到越来越广泛的应用,以适应轨道交通车辆结构轻量化的要求^[1-3]。由于 CFRP 在制造及服役过程中不可避免地出现分层、夹杂、裂纹等损伤^[4],轻则导致结构失效,重则导致重大财产损失和人员伤亡。结构健康监测能够及早发现结构损伤,可以做到视情维修,从而提高结构的安全性,降低结构的维护成本,延长服役寿命^[5]。

Lamb 波即薄板中的超声导波,具有传播能量衰减小、对结构表面及内部损伤均敏感等特点,被认为是最具潜力的无损检测工具之一,在板状复合材料结构的损伤检测及结构健康监测中得到了越来越广泛的关注^[6-7]。基于超声导波的损伤检测系统是一种主动式的结构健康监测系统,包含信号激励与采集模块。被测结构中若存在缺陷,会引起超声导波的散射,相当于一个次波源,从而散射信号会被预先布置的传感器阵列所采集。根据对所采集的响应信号在时域、频域、时频域、波数域等领域中进行处理,从而实现对被测结构健康状况的感知与诊断。

Lamb 波损伤成像就是对所采集的 Lamb 波响应信号进行处理,并最终得到与被测结构几何位置相关联的、反映损伤特征的图像。国内外众多学者研究与建立了多种 Lamb 波损伤成像算法。Wang 等根据 Lamb 波传播的群速度信息,将各路响应信号进行延迟并叠加,以信号的幅值作为成像时的损伤指标,提出了 Lamb 波损伤成像的延迟叠加(DAS)法^[8]。Hall 等在 DAS 方法的基础上,通过最小化方差响应,引入自适应权重因子,提出了最小化方差无失真响应成像法,比 DAS 方法提升了成像质量^[9-10]。Zhao 等提出了一种概率重构成像方法^[11],不依赖损伤波包的飞行时间信息,而是根据每对传感器位置信息对结构不同区域预先分配不同的权重,用测量信号与基准信号间的信号差异系数做损伤指标,但该方法需要构建密集的传感器网络以覆盖待测区域,对稀疏阵列传感器网络并不适用,

且损伤定位精度不高。

近年来,稀疏表示作为数学与信号处理领域快速发展的方向之一,在超声导波信号处理方面也受到了研究者的极大关注。Xu 等通过对频散导波在频散字典下稀疏分解并在非频散字典下重构,实现了多模态导波的频散补偿^[12]。Harly 等基于导波频率和波数关系的稀疏先验,在随机测点条件下实现了导波多模态频散曲线的恢复^[13-14]。Mesnil 等实现了稀疏测点下的全波场数据恢复^[15]。Levine 等通过将 Lamb 波损伤定位问题转化为稀疏重构问题,提出了稀疏损伤成像法^[16-17],该方法具有定位精度高的优点,但同时因原子匹配问题而会在成像边界处引入伪点噪声。

针对现有成像方法存在的精度不高、伪点干扰问题,本文通过引入稀疏表示理论,将 Lamb 波损伤成像问题转化为加权块稀疏重构问题。基于 Lamb 波线性传播模型,得到激励源—潜在损伤点—接收源路径下的损伤散射信号,并以此为原子建立完备字典库。将从结构中获取的损伤散射信号在所建立的字典库下进行加权稀疏分解,建立 l_1 最小化的凸优化模型。最后采用谱梯度投影算法进行求解,得到稀疏重构系数并转化为对应成像点处的像素值,实现 Lamb 波损伤成像。CFRP 层合板模拟损伤实验表明,所提方法能够实现高精度损伤成像,并能有效抑制伪点噪声。

1 Lamb 波加权块稀疏成像算法

1.1 Lamb 波线性传播模型

单层 CFRP 板属于力学性能各项异性材料,但由于在实际应用中,往往是以多层不同角度铺叠而成,即以层合板的形式存在。在铺层角度、层数较多的情况下,多层 CFRP 层合板中不同方向的力学性能差异缩小,可以将其看作是准各向同性材料^[18]。将 Lamb 波激励源和接收源视为理想点源,不考虑导波模态转化效应,CFRP 层合板中任意两点间的

直达波响应可以表示为

$$Y(\omega) = \sum_m \frac{\alpha_m}{\sqrt{k_m(\omega)r}} S(\omega) e^{-jk_m(\omega)r} \quad (1)$$

式中: $Y(\omega)$ 为响应信号的频域表达式; $S(\omega)$ 为激励信号的频域表达式; m 为 Lamb 波的第 m 个模式; $k_m(\omega)$ 为 Lamb 波与模式 m 对应的波数; α_m 为与模式 m 对应的幅值响应; r 为激励源至接收源间的距离。

在已知各模式的 $k_m(\omega)$ 时, 由式(1)可以得到在任意激励下的导波响应, 但准确的 CFRP 层合板的材料参数难以获取, 导致 $k_m(\omega)$ 计算不准。为此, 本文采用窄带信号激励, 通过频率调谐技术^[19] 得到近似单一模式的 Lamb 波响应信号, 在窄频带内将 $k_m(\omega)$ 近似作线性处理, 则式(1)可以简化为

$$Y(\omega) = \frac{\alpha}{\sqrt{r}} S(\omega) e^{-j\omega r/c_g(\omega_c)} \quad (2)$$

式中: $c_g(\omega_c)$ 为中心频率 ω_c 处的群速度。在 CFRP 层合板中, 群速度可从信号求得^[10]

$$c_g(\omega_c) = \arg \max_v \int_{t_1}^{t_2} \left| \hat{y}_l \left(t + \frac{r_l}{v} \right) \right| dt \quad (3)$$

式中: $\hat{y}_l$ 为第 l 个传感器对获取的基准信号的解析形式; r_l 是第 l 个传感器对间的距离; t_1 、 t_2 分别是积分的上、下限, 可选择为激励信号的有效时间宽度。

如图 1 所示, 假设在板中存在一处点状散射源(损伤), 则损伤散射信号的传播路径为激励源—散射源—接收源, 根据式(1)任意两点间的响应, 单一模式损伤散射信号可以表示为

$$Y_{\text{sca}}(\omega) = \frac{\alpha\beta}{\sqrt{r_1 r_2}} S(\omega) e^{-j(r_1+r_2)/c_g(\omega_c)} \quad (4)$$

式中: $Y_{\text{sca}}(\omega)$ 为损伤散射信号的频域表示; α 为激励源至散射源间的幅值响应; β 为散射源至接收源间的幅值响应; r_1 为激励源至散射源间的距离; r_2 为散射源至接收源间的距离。

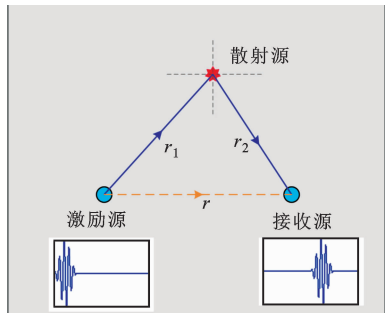


图1 两点间的 Lamb 波传播示意图

1.2 Lamb 波成像模型的建立

为实现成像, 将被测结构中待成像区域离散化

为 P 个网格点, 视每一网格点为一个独立的潜在损伤散射源。对于一个具有 L 个传感器对组成的传感网络而言, 可以通过实验获取得到 L 组损伤散射信号。若在第 p 个网格点 s_p 处存在一损伤散射源, 则实验中第 l 条传感器组获取的损伤散射信号 y_l 可以表示为

$$y_l = a_{l,p} x_l \quad (5)$$

式中: x_l 为散射因子, 代表损伤可能性大小; $a_{l,p}$ 为损伤散射原子, 公式如下

$$a_{l,p} = \mathcal{F}^{-1} \left\{ \frac{1}{\sqrt{r_1^{l,p} r_2^{l,p}}} S(\omega) e^{-j(r_1^{l,p} + r_2^{l,p})/c_g(\omega_c)} \right\} \quad (6)$$

其中, $\mathcal{F}^{-1}$ 表示傅里叶变换; $r_1^{l,p}$ 、 $r_2^{l,p}$ 分别表示第 l 条传感器中激励源、接收源到第 p 个网格点的距离。

对于全部 L 组实验获取的损伤散射信号, 可用损伤散射原子和散射因子表示为矩阵形式

$$\underbrace{\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_L \end{bmatrix}}_y = \underbrace{\begin{bmatrix} a_{1,p} & & 0 \\ & a_{2,p} & \\ & & \ddots \\ 0 & & & a_{L,p} \end{bmatrix}}_{D[p]} \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_L \end{bmatrix}}_{x[p]} \quad (7)$$

由式(7)可见, 对于 L 组损伤散射信号, 通过损伤散射原子表示, 将得到同样 L 个损伤散射因子。我们采用 2 范数 $\|x[p]\|_2$ 来表示第 p 个网格点存在损伤可能性(损伤指标)。

进一步考虑将式(7)应用于全部 P 个网格点, 对于每个离散网格点, 可分别构造出原子库 $D[p]$, 则实验获取的损伤散射信号可以通过这些原子库的合集表示

$$\underbrace{\begin{bmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_L \end{bmatrix}}_y = \underbrace{[D[1], D[2], \dots, D[N]]}_D \underbrace{\begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \\ \vdots \\ x_N \end{bmatrix}}_x \quad (8)$$

若从实验中获取的信号 y_l 的长度是 K , 则信号 y 的维度为 LK , 字典 D 的维度为 $LK \times KP$, x 的维度为 $KP \times 1$ 。实际损伤成像中, 字典中原子的个数 KP 往往远远大于信号的维度 LK , 即式(8)是一个高度欠定的方程。散射信号 y 可以从被测结构中获取, 字典 D 可以根据上述的导波传播模型建立, 只有 x 为待求量。当第 p 个网格点处存在损伤时, $x[p]$ 应具有非零值元素; 反之, 当第 p 个网格点处不存在损伤时, p 应具有全零值元素, 即向量 $x[p]$ 中零值的出现与第 p 个网格点是否存在损伤相关联。

在实际被测结构中,损伤区域相对被测区域通常满足稀疏性假设,也就是向量 $\mathbf{x}$ 是组稀疏的。在向量是稀疏的条件下, $\mathbf{x}$ 可以通过最小化 l_1 范数求得

$$\arg \min_x \sum_{p=1}^P w_p \|\mathbf{x}[p]\|_2; \|\mathbf{y}-\mathbf{D}\mathbf{x}\|_2 < \sigma \quad (9)$$

式中: w_p 为权重因子; $\sigma \in [0, \|\mathbf{y}\|_2]$ 为正则化系数,取值与噪声水平、实验信号、所构造字典的匹配度有关。在本文中,采用谱梯度投影算法^[20]对式(9)进行求解,根据经验选择 $\sigma=0.5\|\mathbf{y}\|_2$ 。

1.3 权重因子的确定

在式(9)中,权重因子 w_p 若越大,则 $\mathbf{x}[p]$ 越趋向于稀疏(趋向于得到零值)。因此,在可能出现损伤的离散网格点 s_p 处,应该赋予 $\mathbf{x}[p]$ 较小的权值;在其他位置则应赋予较大的权值。本文确定权重因子的原则为:若损伤散射信号与字典原子越相似,则赋予较小的权重;反义亦然。损伤散射信号与字典库中原子的相似程度用其相关系数表示

$$\rho_p = \frac{C_{ov}(\mathbf{y}, \mathbf{A}_p)}{\sigma_y \sigma_{\mathbf{A}_p}} \quad (10)$$

式中: $\mathbf{A}_p = [\mathbf{a}_{1,p}, \mathbf{a}_{2,p}, \dots, \mathbf{a}_{L,p}]^T$ 为由字典 $\mathbf{D}$ 中原子组成的第 p 个子向量; C_{ov} 、 σ 表示表示协方差、方差,分别由下式确定

$$C_{ov}(\mathbf{y}, \mathbf{A}_p) = \sum_{i=1}^{KL} (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})(\mathbf{A}_{p,i} - \bar{\mathbf{A}}_p) \quad (11)$$
$$\sigma_y = \sqrt{\sum_{i=1}^{KL} (\mathbf{y}_i - \bar{\mathbf{y}})^2}; \sigma_{\mathbf{A}_p} = \sqrt{\sum_{i=1}^{KL} (\mathbf{A}_{p,i} - \bar{\mathbf{A}}_p)^2} \quad (12)$$

其中, $\mathbf{y}_i$ 为 $\mathbf{y}$ 中的第 i 个元素, $\bar{\mathbf{y}}$ 为 $\mathbf{y}$ 的均值, $\mathbf{A}_{p,i}$ 为 $\mathbf{A}_p$ 的第 i 个元素, $\bar{\mathbf{A}}_p$ 为 $\mathbf{A}_p$ 的均值。式(9)中的权重因子按下式确定

$$w_p = 10^{1/\rho_p} \quad (13)$$

在实际成像中,往往用信号的希尔伯特包络替代原始信号,以丢弃相位信息、提高成像稳定性,即

$$\mathbf{y} \leftarrow |\mathbf{y} + j\mathcal{H}(\mathbf{y})|; \mathbf{D} \leftarrow |\mathbf{D} + j\mathcal{H}(\mathbf{D})| \quad (14)$$

式中: $\mathcal{H}(\cdot)$ 表示希尔伯特变换。

2 实验验证

为了验证所提方法的有效性,对 CFRP 层合板进行了模拟损伤成像实验研究。实验平台如图 2 所示,主要包括 EPA-104 电压放大器、NI-1042Q 机箱、NI PXI-5412 任意信号发生器、NI PXI-5122 信号采集仪及一套自编的基于 LabVIEW 的软件系统。被测试件为 CFRP 层合板,由 16 层单向铺层板

复合而成。单层材料性能参数如表 1 所示,铺层角度为 $[0/45/-45/90]_{2s}$,几何尺寸为 $400\text{ mm} \times 400\text{ mm} \times 2\text{ mm}$,如图 3 所示。在板中布置了由 8 个直径为 8 mm、厚度为 0.5 mm 的 PZT 圆片组成的方形传感器阵列,实验中采用循环激励方式(8 个 PZT 轮流作为激励源,其余作为接收源),采集 Lamb 波信号,则传感器对共有 56 对(激励 i 、接收 j 和激励 j 、接收 i 中,只取一个)。为模拟损伤,在板中分别胶接了 2 个质量块(直径为 10 mm、高为 10 mm 的圆柱体铁块)作为散射源,模拟损伤对 Lamb 波的散射效应^[21-22],分别进行了单损伤及双损伤模拟实验。

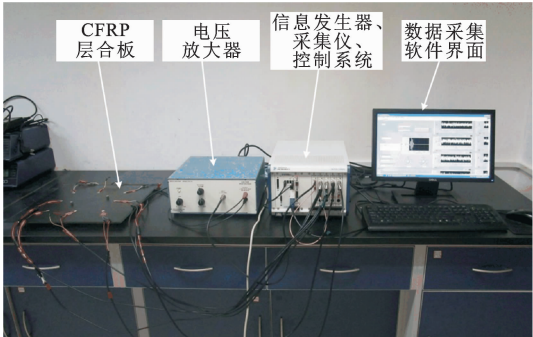


图 2 Lamb 波信号采集实验装置

表 1 单层材料性能参数

E_1/GPa	E_2/GPa	E_3/GPa	G_{12}/GPa
94.1	7.76	7.76	2.53

G_{13}/GPa	G_{23}/GPa	$\rho/\text{kg} \cdot \text{m}^3$	ν_{12}	ν_{13}	ν_{23}
2.53	2.7	1 442	0.31	0.31	0.43

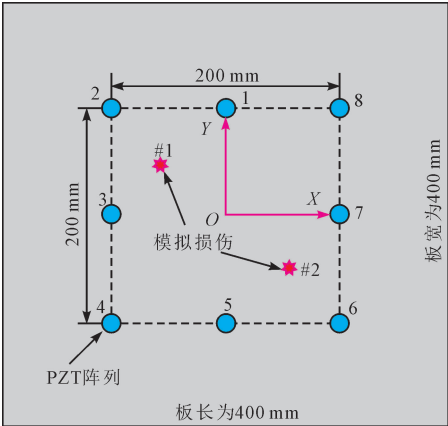
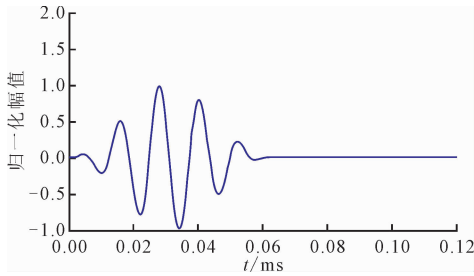


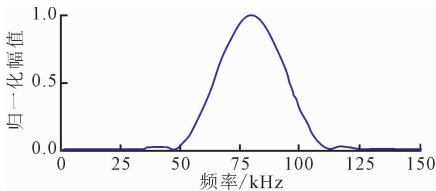
图 3 CFRP 中 PZT 阵列及模拟损伤布置

实验中,首先在无模拟损伤下测量得到 56 组信号,并以此作为基准信号。在引入模拟损伤后,采用同样参数测量得到 56 组信号,并将其分别与基准信号做差,得到损伤散射信号。实验中的激励信号根

据频率调谐效应选择一个 5 波峰、中心频率为 80 kHz 的 Hanning 窗调制的正弦信号,波形和频谱如图 4 所示。



(a)时域波形



(b)频域波形

图 4 激励信号及其频谱

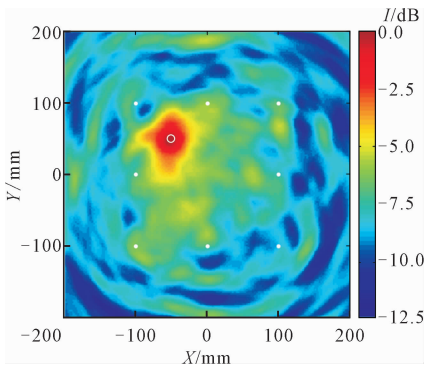
采集 Lamb 波响应信号时,采样频率设置为 10 MHz,采样时长为 1 ms。在成像时,为减少数据长度及运算量,以 2 MHz 进行降采样。在如 4 所示的激励信号下,试件中 Lamb 波响应信号主要以 A_0 模式为主。在用式(3)计算群速度时,积分区间选择为激励信号的有效时域长度,即 $0\sim62.5\ \mu\text{s}$,群速度的计算结果为 $1\ 430\ \text{m/s}$ 。成像时,坐标原点选定在板的中心处,成像区域选择为整块 CFRP 板,离散网格为 $2\ \text{mm}\times2\ \text{mm}$ 。在损伤成像结果中,所有结果均用最大像素值归一化,并在 20 dB 范围内显示,该过程可用下式表示

$$I_i = \begin{cases} 20\lg \frac{|x_i|}{\|\mathbf{x}\|_\infty}, & 20\lg \frac{|x_i|}{\|\mathbf{x}\|_\infty} > -20 \\ -20, & \text{其他} \end{cases} \quad (15)$$

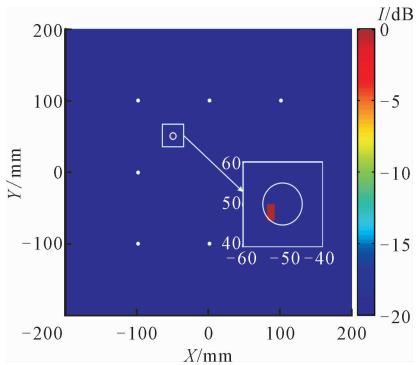
式中: I_i 为成像时第 i 个网格的像素值; x 为计算得到的散射因子序列; $\|\cdot\|_\infty$ 为无穷范数(等于序列中绝对值的最大值)。

单损伤的成像结果如图 5 所示,从结果中可见,DAS 方法所得结果存在较大的背景噪声,且各网格点像素的动态范围(最大、最小像素值之差)较小。加权块稀疏成像法所得结果中,所得光斑尺寸较小,说明其损伤成像分辨率较高。以结果中最大像素值对应的位置作为损伤定位的位置,其结果如表 2 所示,可见两种方法在本案例中的定位准确度一致。

双损伤的成像结果如图 6 所示。与图 5 相类

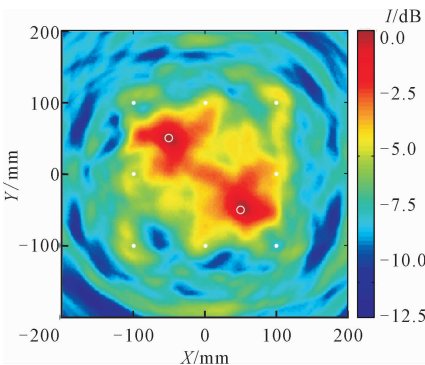


(a)DAS 方法

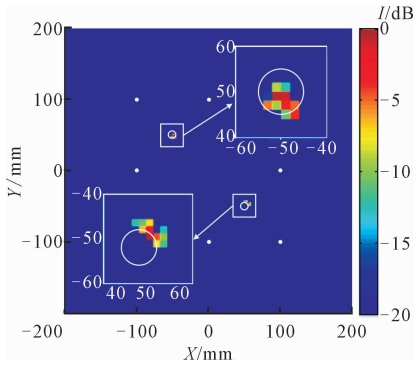


(b)本文方法

图 5 单损伤的成像结果



(a)DAS 方法



(b)本文方法

图 6 双损伤的成像结果

似,本文方法相比传统 DAS 方法,所得结果具有更小的背景噪声干扰、更小光斑尺寸。分别以真实损伤位置附近的像素极大值点作为损伤定位的位置,结果如表 2 所示。由表 2 可见,在(50,−50)位置处,本文方法得到了更小的定位误差。双损伤成像结果进一步验证了所提方法的有效性。

由于本文方法需要求解如式(9)所示的优化问题,计算复杂度远远大于 DAS 方法(DAS 方法仅需对信号进行简单的延迟、叠加操作,不涉及计算量较

大的优化问题)。为了对比两种成像算法的计算复杂度,在此采用简单的 CPU 运行时间作为计算复杂度的指标进行了对比,其结果如表 2 所示。所得 CPU 运行时间均为对应案例下的算法在 Windows 7 系统(Intel Core i3-4130 CPU,主频 3.4 GHz,内存 8 GB)中安装的 MATLAB R2014a 平台运行 100 次后取平均的结果。从表 2 可见,本文方法的 CPU 运行时间是 DAS 方法的 10 倍左右,尽管如此,本文方法也能在 5~6 s 时间内完成计算。

表 2 两种方法损伤成像结果的比较

损伤模型	损伤中心位置 /mm	DAS 方法			本文方法		
		成像坐标 /mm	定位误差 /mm	CPU 运行 时间/s	成像坐标 /mm	定位误差 /mm	CPU 运行 时间/s
单损伤	(−50,50)	(−53,49)	3.16	0.523 4	(−53,49)	3.16	5.009 7
双损伤	(−50,50)	(−51,49)	1.41	0.539 8	(−51,49)	1.41	5.445 2
	(50,−50)	(55,−49)	5.10		(53,−47)	4.24	

3 结 论

本文依据 Lamb 波线性传播模型,通过将被测结构离散化后的每一网格点视作潜在的损伤源,得到对应的激励源、散射源、接收源 3 者间的 Lamb 波损伤散射信号,以此信号作为原子,构建了块状完备损伤散射字典库。将实际所测得的损伤散射信号在该原子库下进行稀疏表示,建立了 l_1 范数最小化的加权块稀疏重构模型,将 Lamb 波损伤成像问题转化为加权块稀疏重构问题。通过 CFRP 层合板上的模拟损伤实验,并传统 DAS 成像方法作了对比,可知本文方法能够得到背景噪声更低、光斑尺寸更小的成像结果,验证了所提出的加权块稀疏成像法在 Lamb 波损伤成像中的有效性,为板状 CFRP 层合板的损伤检测提供了另一种解决方案。同时也应该指出的是,本文方法需要求解 l_1 范数最小化的凸优化问题,相比传统 DAS 方法需要更大的计算量。

因为本模型是一个线性模型,若能得到不同 Lamb 波模态的响应幅值之比,可拓展至多模态 Lamb 波损伤成像中,实现多模态 Lamb 波的损伤成像。

参考文献:

[1] OSAMU I, 阎锋. 前端复合材料车体结构开发 [J]. 国外铁道车辆, 2018(5): 36-40.
OSAMU I, YAN Feng. Development of leading body structure made of composite material [J]. Foreign

Rolling Stock, 2018(5): 36-40.
[2] 中车四方股份公司. 新一代碳纤维地铁车辆问世 [J]. 城市轨道交通, 2018(10): 51-52.
Sifang Stock Co. Ltd. A new generation of carbon fiber metro vehicles [J]. Urban Rail Transit, 2018(10): 51-52.
[3] 于海宁, 高长星, 王艳华. 浅析 CFRP 在轨道交通领域的应用 [J]. 新材料产业, 2018(10): 23-26.
YU Haining, GAO Changxing, WANG Yanhua. Application of CFRP in rail transit [J]. New Material Industry, 2018(10): 23-26.
[4] SU Z, YE L, LU Y. Guided Lamb waves for identification of damage in composite structures: a review [J]. Journal of Sound and Vibration, 2006, 295(3/4/5): 753-780.
[5] 袁慎芳. 结构健康监测 [M]: 北京: 国防工业出版社, 2007: 1-4.
[6] MITRA M, GOPALAKRISHNAN S. Guided wave based structural health monitoring: a review [J]. Smart Materials and Structures, 2016, 25(5): 53001.
[7] ZUO Hao, YANG Zhibo, XU Caibin, et al. Damage identification for plate-like structures using ultrasonic guided wave based on improved MUSIC method [J]. Composite Structures, 2018, 203: 164-171.
[8] WANG C H, ROSE J T, CHANG F. A synthetic time-reversal imaging method for structural health monitoring [J]. Smart Materials and Structures, 2004, 13(2): 415-423.
[9] HALL J S, MICHAELS J E. Minimum variance ultrasonic imaging applied to an in situ sparse guided

- wave array [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics Ferroelectrics and Frequency Control, 2010, 57 (10SI): 2311-2323.
- [10] HALL J S, MCKEON P, SATYANARAYAN L, et al. Minimum variance guided wave imaging in a quasi-isotropic composite plate [J]. Smart Materials and Structures, 2011, 20(2): 25013.
- [11] ZHAO Xiaoliang, GAO Hhuidong, ZHANG Guangfan, 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] XU Caibin, YANG Zhibo, CHEN Xuefeng, et al. A guided wave dispersion compensation method based on compressed sensing [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 103: 89-104.
- [13] ZHAO W, LI M, HARLEY J B, et al. Reconstruction of Lamb wave dispersion curves by sparse representation with continuity constraints [J]. J Acoust Soc Am, 2017, 141(2): 749-763.
- [14] HARLEY J B, MOURA J M. Sparse recovery of the multimodal and dispersive characteristics of Lamb waves [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2013, 133(5): 2732-2745.
- [15] MESNIL O, RUZZENE M. Sparse wavefield reconstruction and source detection using compressed sensing [J]. Ultrasonics, 2016, 67: 94-104.
- [16] LEVINE R M, MICHAELS J E. Model-based imaging of damage with Lamb waves via sparse reconstruction [J]. The Journal of the Acoustical Society of America, 2013, 133(3): 1525.
- [17] LEVINE R M, MICHAELS J E. Block-sparse Lamb wave structural health monitoring using generic scattering models [EB/OL]. [2018-11-12]. <http://www.researchgate.net/publication/278108415>.
- [18] GAO Fei, ZENG Liang, LIN Jin, et al. Damage assessment in composite laminates via broadband Lamb wave [J]. Ultrasonics, 2018, 86: 49-58.
- [19] XU B, GIURGIUTIU V. Single mode tuning effects on Lamb wave time reversal with piezoelectric wafer active sensors for structural health monitoring [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2007, 26 (2/3/4): 123-134.
- [20] VAN DEN BERG E, FRIEDLANDER M P. Sparse optimization with least-squares constraints [J]. SIAM Journal on Optimization, 2011, 21(4): 1201-1229.
- [21] HUANG Liping, ZENG Liang, LIN Jin. Baseline-free damage detection in composite plates based on the reciprocity principle [J]. Smart Materials and Structures, 2018, 27(1): 15026.
- [22] ROSE J L, PILARSKI A, DITRI J J. An approach to guided-wave mode selection for inspection of laminated plate [J]. Journal of Reinforced Plastics and Composites, 1993, 12(5): 536-544.