

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210193

基于深度学习的导波特征提取及其激光超声检测*

张超,魏宇,王宏远,陶翀,裘进浩

(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)

摘要:针对激光超声检测中波场的三维数据处理计算量大且损伤特征提取难的问题,提出了一种基于深度学习模型的导波波场分析方法.首先,以VGG-Net网络为框架,建立了基于VGG11(A-LRN)的残差网络模型,用于挖掘时间-空间波场数据中的导波特征;其次,以局部波数特征为物理机理,采用导波传播的解析式生成训练样本,解决了深度学习大数据获取的问题,获得了波场特征提取的神经网络模型;最后,以激光超声系统在含损伤结构中的实验数据作为测试样本,验证了所提出的网络模型能够提取表征损伤的导波特征,实现了结构的损伤成像,其损伤成像精度均在67%以上,损伤形貌的可视化效果好。

关键词:激光超声;导波;卷积神经网络;深度学习

中图分类号:TH878 文献标识码:A 国家标准学科分类代码:460

Guided wave feature extraction based on deep learning with its laser ultrasonic detection

Zhang Chao, Wei Yu, Wang Hongyuan, Tao Chongcong, Qiu Jinhao

(State Key Laboratory of Mechanics and Control of Mechanical Structures, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: To address the problems of the expensive computing cost for the wave field data processing and the difficulty for damage feature extraction in laser ultrasonic detection, a guided wave field analysis method based on deep learning is proposed. First, under the framework of VGG-Net, a residual network based on VGG11 is developed for extracting guided wave features from time-space wave field data. Then, taking the local wavenumber characteristic as the physical mechanism of the model, the problem of obtaining big data for training deep learning model can be solved by using the analytic formula of guided wave propagation. Therefore, the neural network can be obtained for extracting guided wave feature. Finally, using the experimental data in the plate structure with damage through laser ultrasonic system as test samples, the capability of guided wave feature extraction and damage identification using the proposed method is validated. The damage identification accuracy is above 67% and the shape of structural damage can be visualized.

Keywords: laser ultrasonic; guided wave; convolutional neural network; deep learning

0 引言

激光超声技术(laser ultrasonic technique, LUT)因其兼具超声检测对损伤的高灵敏度和非接触式高效扫查的优势,非常适合应用于航空航天、船舶和大型工程结构等领域^[1-3]。与传统超声检测相比,激光超声技术采用脉冲激光照射结构表面,基于材料的热弹性效应^[4]激发出在

结构中传播的导波,通过分析损伤引起的导波信号变化,实现一种非接触式的无损检测。然而,激光激发的导波频带范围宽,由于频散效应,导波在结构中的传播过程复杂,尤其是在损伤附近,复杂的导波反射、衍射和透射,使得提取导波信号中表征损伤的特征参数非常困难。

目前,许多信号处理方法被用于激光超声的损伤识别中,实现了对金属和复合材料的检测。其中包括波场反射特征^[5-6]和波场频散特征^[7-8]。基于反射特征的检测

收稿日期:2022-07-25 Received Date: 2022-07-25

*基金项目:国家自然科学基金(52175141,52235003,51921003)、江苏省自然科学基金(BK20220133)、基础加强计划技术领域基金(2019-JCJQ-JJ-337)项目资助

方法通常采用在频率-波数域对波场数据进行加窗处理,实现不同传播方向的波场分离,利用损伤处入射或反射波场的能量异常实现损伤识别,成像方法包括反射分离法^[9]、入射异常法^[10]、驻波能量法^[11]等。然而,损伤附近处的导波传播复杂,不同方向传播的导波相互叠加,导致导波特征分布复杂^[12],进而影响基于反射特征的损伤检测结果。因此,Kudela 等^[13]利用导波波数特征,通过分离损伤在频率-波数域产生的异常能量完成损伤识别,有效避免了波场方向性对损伤成像结果的影响。为进一步实现结构损伤的定量评估,基于局部波数提取的损伤检测方法利用窄频带、单模态波场的波数分布来表征损伤,结合已知的结构参数,可重构出损伤的尺寸、形状、深度等信息。Mesnil 等^[14]利用二维空间窗将整体波场分为多个局部波场,基于三维傅里叶变换,获得局部波场频率-波数谱最大幅值对应的波数来表征局部导波特性,实现了复合材料分层损伤的识别。Gao 等^[15]考虑了不同频带波场波数变化对损伤识别灵敏度的影响,提出了一种多频带局部波数融合的腐蚀损伤检测方法,提升了检测精度。然而,在对时间-空间域及频率-波数域波场进行局部波数提取时,O'Dowd 等^[16]发现对于不同结构厚度及损伤尺寸,不同特征频率的选取会影响波数识别精度。因此,针对不同结构,影响检测的因素很多,检测结果依赖操作者参数设置的经验。此外,在大面积、高精度扫查时,获得的波场数据量大,对相同或相似结构进行周期性维护的过程中,每次检测仍需重复相同的特征提取步骤,无法将之前的检测结果融合到后续的特征提取模型中,这会消耗大量时间和计算资源。近年来,深度学习方法因其在处理复杂图像数据中强大的学习和数据挖掘能力,在无损检测领域的应用得到了广泛关注。Malekzadeh 等^[17]采用 VGG-f DNN 中的全连接层作为特征输出层,以支持向量机(support vector machines, SVM)作为分类器实现飞机表面损伤的检测,精度达到 96% 以上。Cha 等^[18]利用了深层结构的卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)来检测混凝土结构的裂缝,通过对比其他边缘检测方法,验证了所提出方法的有效性。此外,深度学习检测方法还在飞机叶片^[19]、轴承^[20]、调节器^[21]和隧道^[22]等结构中得到了验证。然而,激光超声检测中应用深度学习提取导波数据中的损伤特征存在两个问题,首先,导波数据是时间-空间域上的动态图像数据,需要建立合适的神经网络模型,在保留时间和空间域上信息的同时,获取导波中的损伤特征;其次,神经网络训练依赖大量的数据样本,需要选取合理的训练方式降低损伤识别对实验样本数量的依赖。

针对上述问题,本文利用 VGG 网络模型的架构,提出了一种基于深度学习的导波波场分析方法,利用导波传播的理论公式生成了训练集,并以导波局部波数特征

作为网络训练的物理约束,实现了从时间-空间域波场中提取导波特征的功能。实验表明,利用理论公式生成样本训练的网络能够用于实验波场的特征提取及损伤识别,验证了所提出网络具有良好的数据适应能力和损伤成像精度。

1 激光超声系统获取的导波数据

激光超声检测的原理是利用高能脉冲激光照射结构表面,通过热弹效应在结构中激发出导波,同时采用接触式或非接触式传感器测量结构中传播的导波。通过不同的信号分析方法对导波特征进行提取,根据不同位置导波特征的差异表征损伤情况,即能够直观地反映出损伤的形貌。

以本文采用的扫描激励式激光超声检测为例,其导波数据的获取过程如图 1 所示。在测量过程中,首先利用扫描式激光器在待测区域的不同位置逐点激发结构中的导波;其次采用声发射传感器在固定位置测量每一次激励后的导波信号 $w(t)$;最后将测得的导波信号按照激励位置进行数据重排,即获得了重构的三维导波数据 $w(x, y, t)$ 。从时间轴上截取三维波场数据的一帧就可获得对应时刻的波场 $w(x, y)$ 情况。根据声学互易原理,该波场可以等效为在扫描区域内布置了大量的传感器阵列,并在固定位置进行导波激励,从而获得了固定位置激励的导波波场^[23]。

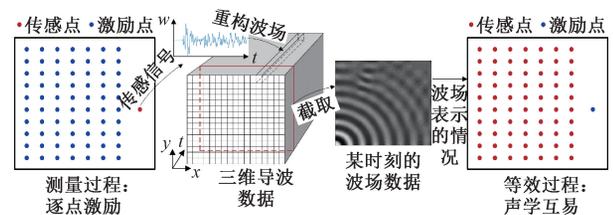


图 1 导波数据结构示意图

Fig. 1 Diagram of guided wave data

2 基于深度学习的导波波场分析方法

2.1 VGG11 (A-LRN) 的波场分析网络

Simonyan 等^[24]在 2014 年提出了一种 VGGNet 网络模型。该模型在 AlexNet 网络^[25]的基础上,使用了尺寸更小的 3×3 卷积核和更深的网络深度,不仅简化了网络结构,而且对数据集有更好的泛化能力,非常适合应用于图像特征的提取。针对从三维导波波场数据提取损伤特征的过程,本文提出了一种基于 VGG11 (A-LRN) 的残差网络模型,采用重复堆叠的小尺寸卷积核取代尺寸较大的卷积核,通过提高网络深度的方式增强波场特征的提取能力,其网络模型构架如图 2 所示。

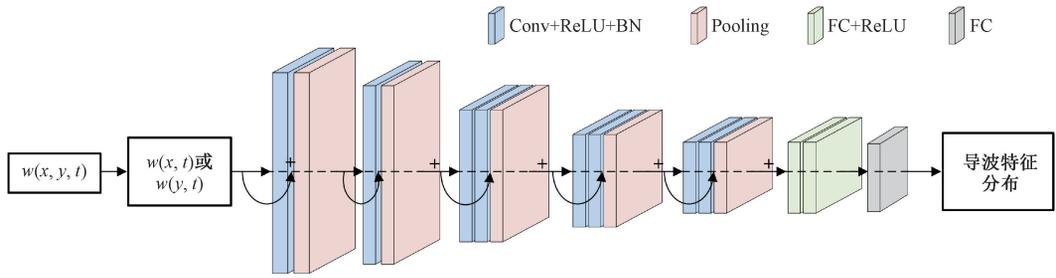


图2 导波波场分析网络

Fig. 2 Guided wave field analysis network

为了将波场数据输入神经网络进行特征提取,在保留时间和空间信息的前提下,将波场数据 $w(x, y, t)$ 分成一系列的时间-位置波场图 ($w(x, t)$ 或 $w(y, t)$)。通过神经网络提取导波特征的空间分布情况。该网络由多个模块叠加而成,每个模块由卷积层 (convolution layer, Conv)、批标准化 (batch normalization, BN)^[26]、激活函数和池化层 (pooling layer, PL) 构成,其中卷积层在模型中起到了核心作用,即采用一组可训练的卷积滤波器 (本文中采用 3×3 的卷积核) 在图像上移动并计算相应的点积,以获取特征的空间分布信息。网络结构具体参数如表 1 所示。激活函数 $f(x)$ 采用线性整流函数 (rectified linear unit, ReLU), 如式 (1) 所示,其中 x 表示激活函数的输入。

$$f(x) = \max(0, x) \quad (1)$$

表1 VGG11 (A-LRN) 的波场分析网络结构参数
Table 1 Network structure parameters of VGG11 (A-LRN) for wave field analysis

序号	类型	特征图个数	特征图尺寸	卷积核
0	输入层 X_0	1	150×170	-
1	第1层卷积层 C_1	64	150×170	3×3
	第1层池化层 S_1	64	75×85	2×2
2	第2层卷积层 C_2	128	75×85	3×3
	第2层池化层 S_2	128	38×43	2×2
3	第3层卷积层 C_3	256	38×43	3×3
	第3层卷积层 C_4	256	38×43	3×3
	第3层池化层 S_3	256	19×22	2×2
4	第4层卷积层 C_5	512	19×22	3×3
	第4层卷积层 C_6	512	19×22	3×3
	第4层池化层 S_4	512	10×11	2×2
5	第5层卷积层 C_7	512	10×11	3×3
	第5层池化层 S_5	512	5×6	2×2

网络引入 BN 是为了将分散数据进行统一,让数据分布在激活函数的敏感区域,避免数据接近极值导致训练失败,在一定程度上可以避免引入 dropout 和 L2 正则化的过程,加快收敛速度,提高训练精度。池化层采用最大池化 (max pooling) 方法,在保证局部不变性的同时降低图像数据的维数。为提升模型学习能力,防止网络更新梯度消失,引入残差网络结构 (residual network, ResNet),让网络具有恒等映射能力^[27]。波场数据经过一系列模块映射后,保持 3 个全连接层,层数分别为 2 400、1 200 和 150,将提取的抽象特征更好地应用于损伤识别中。

2.2 波场特征的提取

深度学习需要大量不同实例的标签数据集进行网络的训练。然而,制作大量不同损伤尺寸的试件,并利用激光超声系统获取导波波场数据构成训练样本,时间和成本代价很大。因此,本文借助导波的局部特征作为网络训练的物理约束,采用导波传播的理论公式生成训练样本,以满足网络训练对样本量的需求。在众多导波特征中,局部波数特征^[28]具有很好的损伤表征效果,并能够通过空间窗参数的调节,有效地获取损伤处的波数信息。同时,局部波数不仅能够实现结构损伤的定位,而且可以评估损伤形状及深度等特征。

以厚度为 3 mm 钢板中典型的二维导波波场为例,沿导波传播方向直线上的波场结果如图 3(a) 所示。扫描区域在 $x = 70 \sim 120$ mm 范围内,具有一个深度为 1.5 mm 的矩形槽作为模拟损伤。从时间-空间域的波场图上可以发现,损伤处的导波信号斜率发生了明显改变,表明该区域内的导波波数与结构健康区域的波数产生了变化。然而,损伤边界处出现了大量的反射波,复杂的波场混叠导致损伤的位置和形状难以从时间-空间域上直接获取。

由于导波波数受结构厚度影响。以钢板结构为例,当导波信号中心频率为 150 kHz 时,其波数-厚度关系如图 4 所示。当导波信号的频率一定时, A0 模式导波的波数反映了结构的厚度,尤其是当频率较低时,波

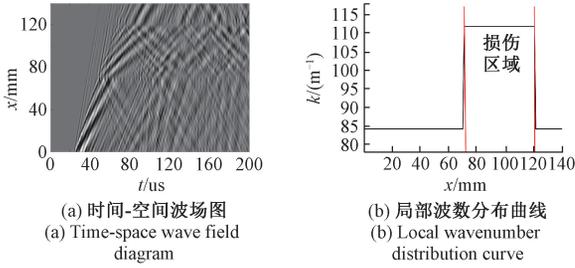


图 3 沿直线方向传播波场的局部波数分析

Fig. 3 Local wavenumber analysis of wave field data

数值对结构厚度变化敏感。如果结构存在裂纹、腐蚀、分层等损伤,导致结构的等效厚度降低,则会使 A0 模式导波的波数值增加。根据波数与厚度的关系,图 3(b)为图 3(a)中波场对应的结构在空间上的波数分布曲线。根据扫描路径上波数随空间位置的变化曲线可以清楚地观察到在该扫描路径上 $x = 70 \sim 120$ mm 处导波波数明显增大,表明该区域结构存在损伤。同时,根据结构波数与频率的关系可以得到,损伤区域的结构厚度从 3 mm 降到了 1.5 mm。因此,结构的局部波数可以作为表征局部是否存在损伤的特征指标,从而实现结构损伤的量化。本文以局部波数作为训练样本的特征标签,约束所提出的基于 VGG11 (A-LRN) 的导波波场分析网络的训练。

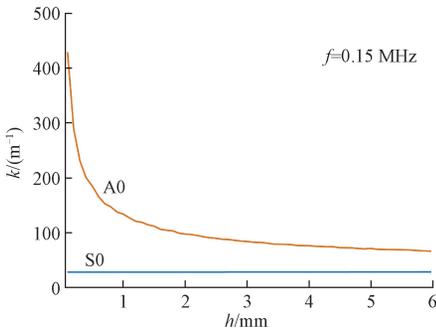


图 4 钢板中的波数-厚度曲线

Fig. 4 Wavenumber-thickness curve

2.3 波场分析网络的训练

如上节所述,导波的局部波数不仅能够有效地表征损伤出现的位置,而且可以对损伤深度进行识别。因此,本文采用生成不同局部波数的导波传播数据作为构建训练样本的方式。以无限大板结构为例,采用简谐波函数来表示激光超声系统获取的导波数据 $w(x, y, t)$ [29], 如式(2)所示。

$$w(x, y, t) = A e^{j(\omega t - k_x x - k_y y)} \quad (2)$$

其中, A 表示导波的幅值, k_x, k_y 分别为 x 和 y 方向上

的波数,满足:

$$k_x = k \cos \theta, \quad k_y = k \sin \theta \quad (3)$$

其中, k 表示导波的波数。如图 5(a)所示,以点激励的导波波场为例,在 (25 mm, 35 mm) 处有一边长为 10 mm 的区域存在局部波数 32% 的上升,模拟损伤引起的导波波数变化。当导波频率为 220 kHz,采样频率为 2.5 MHz,空间采样间隔为 0.5 mm 时,某一典型时刻的波场如图 5(b)所示。实际的导波传播过程非常复杂,特别是在损伤区域附近,波场难以通过简单的解析式进行描述。本文采用上述方式对波场数据进行简化,忽略了幅值和相位在传播路程和损伤处的变化,在保留导波传播在时间和空间域上特征的同时,突出了损伤对局部波数变化的影响,用于训练网络在提取导波局部波数特征的能力。

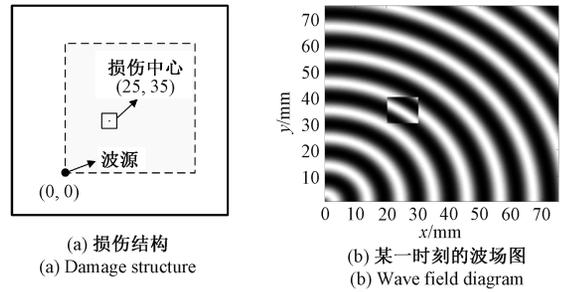


图 5 局部波数变化的导波传播波场图

Fig. 5 Wave field diagram of guided wave propagation with local wave number variation

通过解析式可以快速建立大量的导波数据样本,减少实验试件和测试时间的成本。由导波频散方程可知,当导波频率一定时,波数 k 与材料参数和结构厚度有关。在假设一系列健康结构的厚度之后,生成不同的损伤位置、尺寸和深度,对应给出结构不同位置的波数 $k(x, y)$, 利用式(2)得到对应导波传播数据 $w(x, y, t)$ 。

在训练过程中,首先从获取的三维导波数据 $w(x, y, t)$ 中分别沿着 x 和 y 轴提取相应位置的时间-位置波场图 $w(x, t)$ 和 $w(y, t)$, 即表示激光沿着 x 和 y 方向扫描的波场数据,如图 6(a)所示。利用波数与结构厚度的关系,计算得到局部波数曲线 $k_x(x)$ 和 $k_y(y)$ 作为样本的标签值,如图 6(b)所示,以此作为标签约束网络学习提取导波局部波数特征的功能。

本文通过导波传播公式获得了材料为铝的不同结构厚度、损伤深度、导波频率和不同损伤区域的波场数据,具体模拟损伤结构的参数如表 2 所示,获取了模拟损伤结构中导波传播数据 ($w(x, t)$ 和 $w(y, t)$) 样本共计 13 万份,其中 11.7 万份作为训练样本集,1.3 万份作为测试样本集。

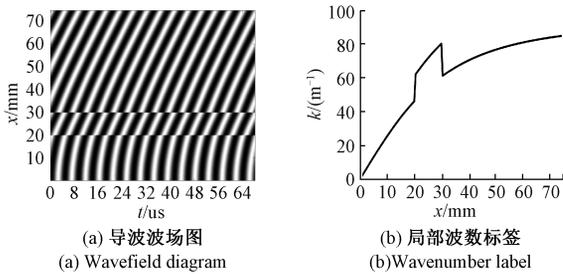


图6 典型的样本数据及标签值

Fig. 6 Typical sample data and their labels

本文提出的基于导波分析网络的损伤特征提取过程如图7所示。将波场数据 $w(x, y, t)$ 分割成一系列的波场图 $w(x, t)$ 或 $w(y, t)$, 在保留波场时间和空间信息的同时, 对数据进行压缩降维, 以二维图像序列的方式输入波场分析网络。波场分析网络在含有局部波数标签数据的约束下进行训练, 输出表征损伤引起的局部波数特征曲线 $k_x(x)$ 和 $k_y(y)$ 。将一系列的波场图 $w(x, t)$ 和 $w(y, t)$

表2 模拟损伤结构的参数
Table 2 Parameters of simulated damaged structure

导波频率/kHz	结构厚度/mm	损伤深度/mm
220	5	1, 3
240	5	1, 3
250	5	1, 3
220	3	2
240	3	2
250	3	2

输入网络, 即可得到任意位置的局部波数, $k_x(x, y)$ 和 $k_y(x, y)$ 。根据式(4)得到扫描区域的局部波数幅值。

$$k(x, y) = \sqrt{k_x^2(x, y) + k_y^2(x, y)} \quad (4)$$

其中, $k_x(x, y)$ 、 $k_y(x, y)$ 分别表示空间 x 、空间 y 方向上的波数, $k(x, y)$ 表示空间点 (x, y) 的局部波数幅值。

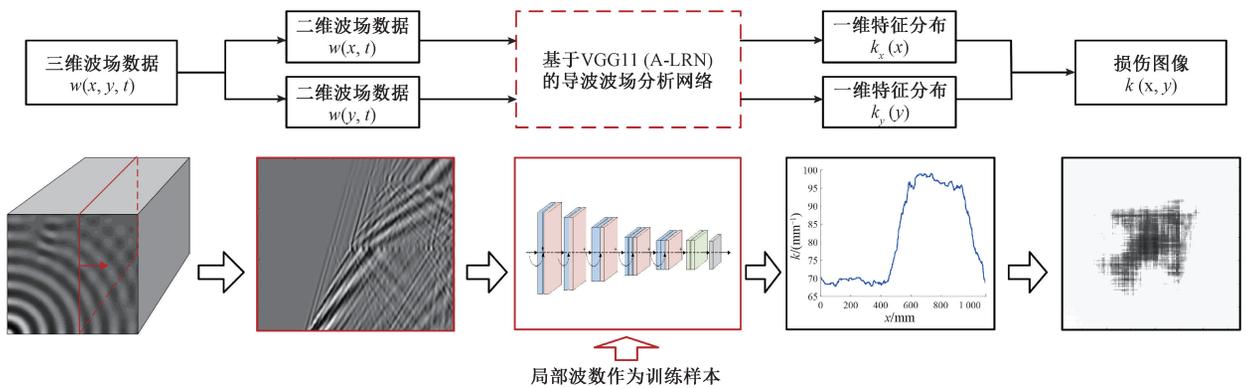


图7 基于VGG11残差网络的损伤检测流程图

Fig. 7 Flow chart of damage detection based on VGG11 residual network

图8给出了模型训练样本与测试样本的均方误差。为了提高模型的泛化能力, 降低网络对数据过拟合的现象, 本文采用了早停法(early stopping), 连续50次误差不再降低就停止循环。最终所提出模型在11万次后停止更新迭代的计算, 完成网络的训练。

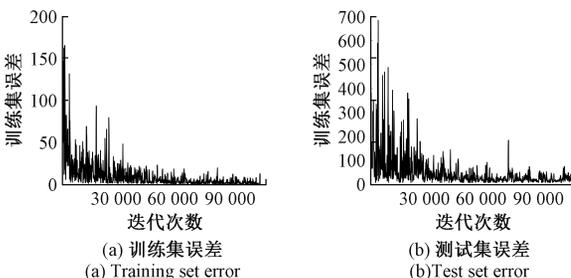


图8 网络训练过程中的均方误差

Fig. 8 Mean square error in network training

3 损伤检测实验平台及数据测量

3.1 激光超声检测系统

本文所用的激光超声系统^[30]采用扫描激励的方式获取结构中的导波传播数据。该系统主要包含3个模块: 数字采集与控制模块, 激光激励与扫描模块, 导波信号测量模块, 如图9(a)所示。为了验证所提出的波场分析网络在导波特征提取上的能力, 本文选用含不同深度损伤的试件进行测试, 该试件为 $300 \text{ mm} \times 300 \text{ mm}$ 的方形钢板, 板厚 6 mm , 如图9(b)所示。在试件对角线上加工两处 $30 \text{ mm} \times 30 \text{ mm}$ 的模拟损伤, 深度分别为 3 mm 和 5 mm 。测试时脉冲激光以 0.5 mm 为间隔, 扫描试件中含损伤的区域 I、II 和 III, 扫描区域为 $75 \text{ mm} \times 75 \text{ mm}$, 将声发射传感器粘贴

于试件中心位置,以 5 MHz 的采样率记录每次激光激励后的导波响应信号,时长为 34 μs 。基于声学互易原理,激光在区域内扫描并获取声发射传感器信号的过程,可

以等效为在区域 I、II 和 III 内布置了间距为 0.5 mm 的传感器阵列,当激光在试件中心激励时,同时测量导波信号,最终得到维度为 150 \times 150 \times 170 的导波传播数据。



图 9 实验装置及测试示意图
Fig. 9 Schematic diagram of experimental device and test

3.2 波场数据测量与准备

以区域 I 处获取的导波波场数据为例,当 $t = 71 \mu\text{s}$ 时,波场的空间分布如图 10 所示。导波从波源处向外传播,由于实验中试件件的尺寸有限且损伤边界对导波传播的影响复杂,当导波遇到损伤时部分能量被反射,另一部分则通过透射和衍射继续向前传播,遇到板件的边缘时会再次发生反射,导致整个波场中不同传播方向的波场混叠;另一方面,激光以脉冲的形式对结构加热产生导波,激发出的导波频率范围宽,频散效应严重。因此,损伤的位置和形状难以直接通过波场图获得,也为提取导波特征分布带来了干扰。

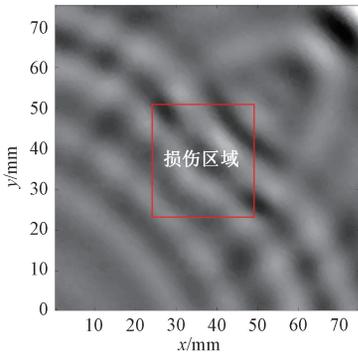


图 10 实验测得的区域 I 的波场图($t = 71 \mu\text{s}$)
Fig. 10 Wave field diagram in Region I ($t = 71 \mu\text{s}$)

为了消除不同方向导波造成的波场叠加,本文采用波数-频率域^[31]的分析手段对波场数据进行不同方向传播分量的分离。该方法利用三维傅里叶变换(3-dimensional Fourier transform, 3DFT)将空间-时间域上的信号 $w(x, y, t)$ 转换为波数-频率域的信号 $W(k_x, k_y, \omega)$,

如式(5)所示。

$$W(k_x, k_y, \omega) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} w(x, y, t) e^{-j(\omega t + k_x x + k_y y)} dx dy dt \quad (5)$$

图 11(a) 给出了含缺陷区域 II 在 $t = 82.8 \mu\text{s}$ 时刻的波场,可以看到波场中入射波与反射波相互叠加,整个波场分布复杂。在空间-时间域上以 x 和 y 轴正方向为入射波传播方向,根据 k_x, k_y 和 ω 的正负关系可以区分波场的入反射方向,即对应频率-波数域中 $\omega k_x < 0$ 且 $\omega k_y < 0$ 象限中的导波分量。对所得到的波场 $W(k_x, k_y, \omega)$,如图 11(b) 所示,进行加窗滤波,选取的窗函数为矩形窗函数 $\Phi(k_x, k_y, \omega)$:

$$\Phi(k_x, k_y, \omega) = \begin{cases} 1, & k_x > 0, k_y > 0, \omega < 0 \\ 1, & k_x < 0, k_y < 0, \omega > 0 \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (6)$$

在去除反射波后,对波场 $W(k_x, k_y, \omega)$ 进行三维反傅里叶变换(3-dimensional inverse Fourier transform, 3DIFT)得到空间-时间域上的入射波 $w_i(x, y, t)$,如式(7)所示。

$$w_i(x, y, t) = \frac{1}{2\pi} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} W(k_x, k_y, \omega) \Phi(k_x, k_y, \omega) e^{j(\omega t + k_x x + k_y y)} dk_x dk_y d\omega \quad (7)$$

图 11(d) 给出了经过加窗滤波的入射波波数-频率域波场 $W_i(k_x, k_y, \omega)$ 。在入反射分离前,导波信号的波数-频率域呈现圆环状,分离后只保留入射波分量,得到的入射波空间-时间域波场如图 11(c) 所示,波场分布与图 11(a) 相比更加均匀。

为了消除导波频带宽产生的波场局部波数复杂,本文采用连续小波变换(continuous wavelet transform, CWT)进行波场滤波,如式(8)所示。

$$\text{CWT}[w(x, y, t)] = \frac{1}{\sqrt{a}} \int_{-\infty}^{+\infty} w(x, y, t) \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) dt \quad (8)$$

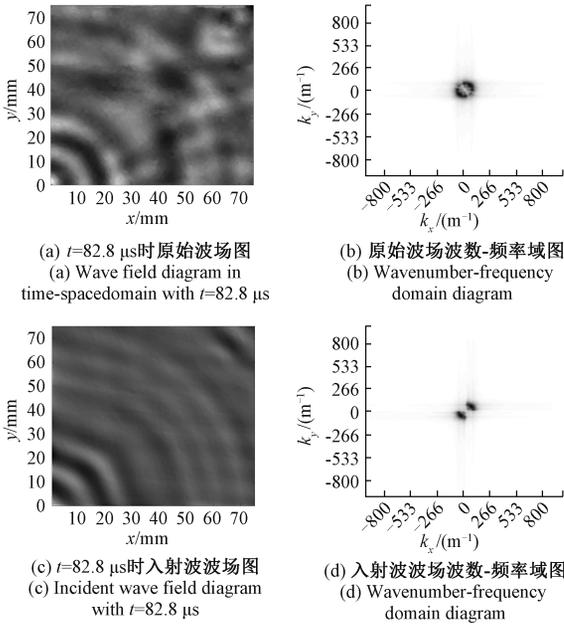


图 11 反射波分离前后的二维波场图

Fig. 11 Wave field diagram before and after reflection separation

其中, a 是尺度因子, b 是平移因子, $*$ 表示母波函数的共轭。在此选取的小波函数为 Morlet 母小波, 其母波函数如式(9)所示。

$$\psi(t) = e^{-t^2/2} \cos 5t \quad (9)$$

Morlet 小波的幅频特性为具有中心频率的窄带函数, 在时域上也有很好的聚集性, 所以对宽频激光激励信号的窄带提取非常适用。训练样本的频率分布在 200~300 kHz 的范围内, 实验中所用的声发射传感器频响曲线峰值在 100~500 kHz 的范围内。因此, 为了降低宽频导波激励对检测结果的影响, 设置滤波的中心频率为

200 kHz, 后续将提取的导波窄带输入信号输入网络模型进行损伤成像的验证。

4 损伤成像结果分析

实验测试对象是板厚为 6 mm 的钢板, 其中包含深度为 3 mm 的损伤 1 和深度为 5 mm 的损伤 2。激光超声扫描区域 I 和 II 覆盖损伤 1, 用于模拟不同位置损伤的情况。利用三维傅里叶变换对采集的导波信号进行入反射分离, 并采用小波变换进行滤波, 得到预处理后的导波传播数据。

将预处理后的导波数据进行损伤特征的提取, 流程如图 7 所示。图 12 和 13 分别给出了区域 I 和区域 II 的损伤检测结果。从图 12(a) 中可以看出, 损伤区域的平均特征值为 140.74 m^{-1} , 相对于健康区域平均特征值 107.88 m^{-1} 有明显提升, 与波数理论特征一致。为了量化所提出波场分析网络在损伤成像上的可行性, 本文定义了检出面积与损伤面积的交并比来描述损伤成像的精度, 如式(10)所示。

$$e = \frac{S \cap S^*}{S \cup S^*} \quad (10)$$

其中, S 表示所提出波场分析网络检测出的损伤面积, S^* 表示实际损伤的面积。本文采用高斯平滑对测试结果进行处理, 取健康区域平均特征值的 $\pm 25\%$ 误差范围作为健康结构特征分布的范围, 提取局部波数超出该范围的区域计算损伤面积, 如图 12(b) 所示。根据式(10), 损伤面积检测精度为 67.00%, 图 12(c) 是网络沿着 y 轴某一路径的拟合结果, 损伤区间的波数值相比健康区间的波数值增加 30%。图 13(b) 给出了损伤位于扫描区域右上角的检测结果, 损伤面积检测的精度为 70.85%, 损伤区间波数值增加了 33%。

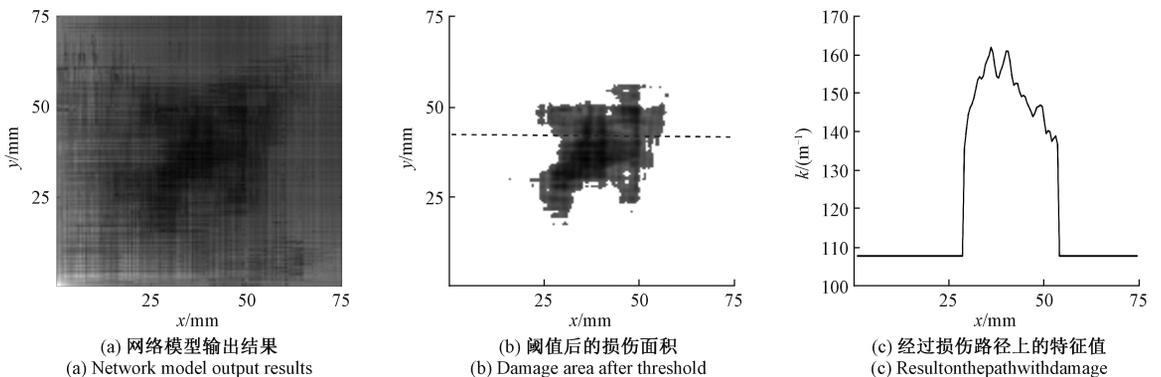


图 12 区域 I 的损伤检测结果

Fig. 12 Damage detection results of area I

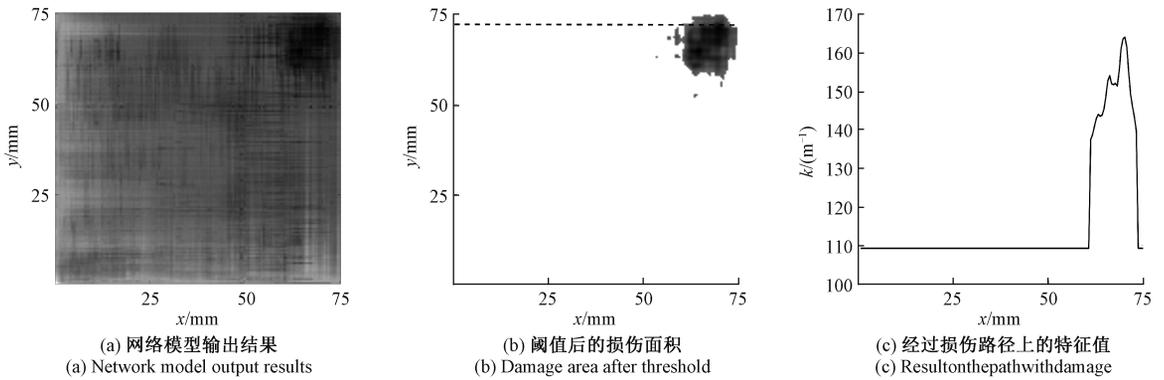


图 13 区域 II 的损伤检测结果

Fig. 13 Damage detection results of area II

图 14 给出了扫描区域 III 处的损伤检测结果。根据式 (10), 损伤检测的精度为 70.00%, 损伤区域波数值增加了 37%, 验证了所提出的网络模型能够对不同深度的损伤进行识别。上述 3 个检测结果如表 3 所示, 实验结果表明通过解析公式生成的导波传播数据样本虽然与实际测量的导波数据具有一定的差异, 但所提出的网络模

型能够根据训练样本识别导波波数因损伤引起的变化, 具有很强的泛化能力, 能够用于实际损伤结构的识别, 确定出损伤位置, 验证了所提出基于 VGG11(A-LRN) 的波场分析网络模型训练方式的有效性和损伤识别效果, 且该方法对导波特征提取的计算过程更加便捷, 且无需对空间窗函数进行人为设置, 提高了检测效率。

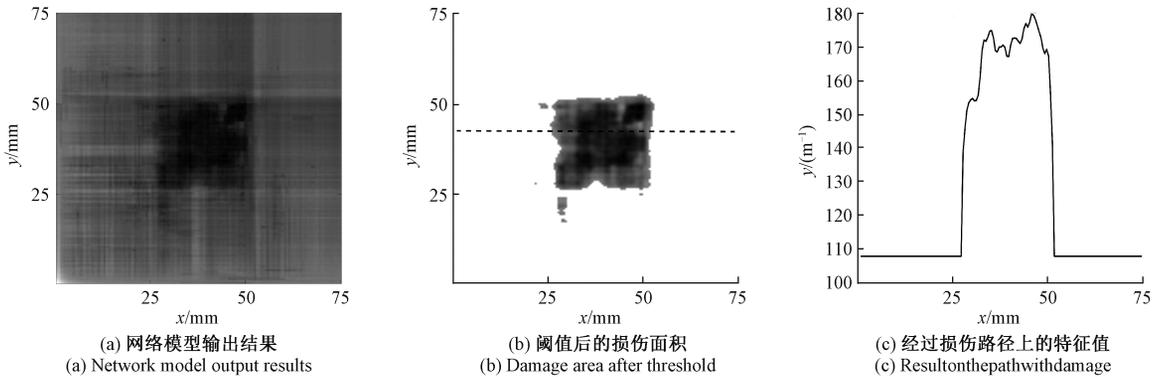


图 14 区域 III 的损伤检测结果

Fig. 14 Damage detection results of area III

表 3 不同区域检测结果的参数

Table 3 Parameters of detection results in different areas

序号	损伤检测 面积/mm ²	实际损伤 面积/mm ²	检测与实际 交集/mm ²	检测成像 精度/%
区域 I	755.25	900.00	663.75	67.00
区域 II	224.75	225.00	186.50	70.85
区域 III	644.75	900.00	636.00	70.00

5 结 论

激光超声技术能够获取结构中传播的导波数据, 并以动态波场图的方式呈现, 其中导波传播过程包含了结

构损伤的信息。然而, 从三维导波数据中提取表征损伤特征的过程复杂、计算量大且需要设置经验参数。因此, 本文利用深度卷积神经网络在图形特征分析上的优势, 提出了一种基于 VGG11(A-LRN) 的波场分析网络, 并设计了三维波场数据划分-压缩提取-重构的分析流程, 在保留原数据空间和时间域上信息的同时, 利用导波特征进行损伤的成像。为了解决有限元仿真或实验测量获取训练样本耗时长、成本高的问题, 建立了使用简化的导波传播解析式构建波场特征的训练样本, 并以导波局部波数特征的提取为例, 验证了所提出网络在处理三维导波数据的能力, 实现了不同位置和深度的损伤成像。该方法旨在提供一种面向激光超声技术的三维波场数据智能

分析方法和深度学习神经网络的训练方式,为波场数据的特征提取提供新思路。

参考文献

- [1] KALMS M, FOCKE O, KOPYLOW C V. Applications of laser ultrasound NDT methods on composite structures in aerospace industry[C]. Proceedings of SPIE-Ninth International Symposium on Laser Metrology, 2008, 7155: 1-11.
- [2] 胡婷萍, 高丽敏, 杨海楠. 激光超声技术在航空复合材料无损检测中的应用[J]. 航空制造技术, 2018, 61(19): 50-57.
- HU T P, GAO L M, YANG H N. Application of laser ultrasonic nondestructive testing technology in aeronautical composite structures[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2018, 61(19): 50-57.
- [3] 季宏丽, 张超, 裘进浩. 激光超声技术在复合材料检测中的应用[J]. 航空制造技术, 2017, 15: 16-22.
- JI H L, ZHANG CH, QIU J H. Applications of laser ultrasonic technology on composite structure testing[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2017, 15: 16-22.
- [4] FENG W, YANG D X, ZHU X C, et al. Simulation of laser-generated longitudinal and shear ultrasonic waves in a diamond anvil cell by the finite element method[J]. Journal of Applied Physics, 2012, 111(1): 035502.
- [5] ZHANG C, QIU J, JI H. Laser ultrasonic imaging for impact damage visualization in composite structure[C]. Proceedings of the EWSHM-7th European Workshop on Structural Health Monitoring, 2014.
- [6] 吴郁程, 裘进浩, 张超, 等. 一种损伤反射波波场可视化的改进方法[J]. 中国激光, 2014, 41(3): 149-156.
- WU Y CH, QIU J H, ZHAGN CH, et al. A method to improve the visibility of the damage-reflected wave[J]. Chinese Journal of Lasers, 2014, 41(3): 149-156.
- [7] FLYNN E B, CHONG S Y, JARMER G J, et al. Structural imaging through local wavenumber estimation of guided waves[J]. NDT & E International, 2013, 59: 1-10.
- [8] JEON J Y, GANG S, PARK G, et al. Damage detection on composite structures with standing wave excitation and wavenumber analysis[J]. Advanced Composite Materials, 2017, 26: 53-65.
- [9] MICHAELS T E, MICHAELS J E, RUZZENE M. Frequency-wavenumber domain analysis of guided wavefields[J]. Ultrasonics, 2011, 51(4): 452-466.
- [10] CHEN C C, LEE J R, PARK C Y, et al. Laser ultrasonic anomalous wave propagation imaging method with adjacent wave subtraction: algorithm[J]. Optics Laser Technology, 2012, 44(2): 428-440.
- [11] AN Y K, PARK B, SOHN H. Complete noncontact laser ultrasonic imaging for automated crack visualization in a plate[J]. Smart Materials and Structures, 2013, 22(2): 025022.
- [12] ZHOU C, SU Z, CHENG L. Quantitative evaluation of orientation-specific damage using elastic waves and probability-based diagnostic imaging[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2011, 25(6): 2135-2156.
- [13] KUDELA P, RADZIE SKI M, OSTACHOWICZ W. Identification of cracks in thin-walled structures by means of wavenumber filtering[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2015, 50: 456-466.
- [14] MESNIL O, LECKEY C A, RUZZENE M. Instantaneous and local wavenumber estimations for damage quantification in composites[J]. Structural Health Monitoring, 2015, 14(3): 193-204.
- [15] GAO T, SUN H, HONG Y, et al. Hidden corrosion detection using laser ultrasonic guided waves with multi-frequency local wavenumber estimation[J]. Ultrasonics, 2020, 108: 106182.
- [16] O'DOWD N M, HAN D H, KANG L H, et al. Exploring the performance limits of full-field acoustic wavenumber spectroscopy techniques for damage detection through numerical simulation[C]. Proceedings of the 8th European Workshop on Structural Health Monitoring, 2016.
- [17] MALEKZADEH T, ABDOLLAHZADEH M, NEJATI H, et al. Aircraft fuselage defect detection using deep neural networks[C]. Global SIP, 2017.
- [18] CHA Y J, CHOI W, BÜYÜKÖZTÜRK O. Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural networks[J]. Computer-Aided Civil Infrastructure Engineering, 2017, 32(5): 361-378.
- [19] HE W, LI C, NIE X, et al. Recognition and detection of aero-engine blade damage based on improved cascade mask R-CNN[J]. Applied Optics, 2021, 60(17): 5124-5133.
- [20] 张昌凡, 刘佳峰, 何静, 等. 基于改进卷积双向门控循环网络的轴承故障诊断[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(11): 61-67.
- ZHANG CH F, LIU J F, HE J, et al. Improved CNN-BiGRU method for bearing fault diagnosis[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(11): 61-67.
- [21] 鲍光海, 林善银, 徐林森. 基于改进型卷积网络的汽

- 车高度调节器缺陷检测方法[J]. 仪器仪表学报, 2020, 41(2): 157-165.
- BAO G H, LIN SH Y, XU L S. Defect detection method for automobile height regulator based on improved convolution network[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2020, 41(2): 157-165.
- [22] ATTARD L, DEBONO C J, VALENTINO G, et al. Automatic crack detection using mask R-CNN[C]. 11th International Symposium on Image and Signal Processing and Analysis (ISPA), 2019.
- [23] 裘进浩, 张超, 季宏丽, 等. 面向航空复合材料结构的激光超声无损检测技术[J]. 航空制造技术, 2020, 63(19): 14-23.
- QIU J H, ZHANG CH, JI H L, et al. Non-destructive testing for aerospace composite structures using laser ultrasonic technique[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2020, 63(19): 14-23.
- [24] SIMONYAN K, ZISSERMAN A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition [C]. ICLR, 2015.
- [25] KRIZHEVSKY A, SUTSKEVER I, HINTON G E. Imagenet classification with deep convolutional neural networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2012, 25: 1097-1105.
- [26] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift[C]. International Conference on Machine Learning, 2015, 37: 448-456.
- [27] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2016.
- [28] 徐晨光, 潘海敏, 高华婷, 等. 基于局部波数分析的复合材料板层裂损伤成像[J]. 淮阴工学院学报, 2016, 25(3): 79-83.
- XU CH G, PAN H M, GAO H T, et al. Delamination imaging in composite plate by local wavenumber analysis [J]. Journal of Huaiyin Institute of Technology, 2016, 25(3): 79-83.
- [29] RUZZENE M. Frequency-wavenumber domain filtering for improved damage visualization [J]. Smart Materials and Structures, 2007, 16(6): 2116-2129.
- [30] 张超. 基于激光技术的振动和超声检测方法研究[D]. 南京:南京航空航天大学, 2016.
- ZHANG CH. Research on laser technique based vibration and ultrasonic testing[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2016.
- [31] MICHAELS T E, MICHAELS J E, RUZZENE M. Frequency-wavenumber domain analysis of guided wavefields[J]. Ultrasonics, 2011, 51(4): 452-466.

作者简介



张超, 2016 年于南京航空航天大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学副教授, 主要研究方向为飞行器结构的检测与监测。
E-mail: zc0619@nuaa.edu.cn

Zhang Chao received his Ph. D. degree from Nanjing University of Aeronautics and Astronautics in 2016. He is currently an associate professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include on-destructive testing and structural health monitoring of aircraft structures.



裘进浩 (通信作者), 1996 年于日本东北大学获得博士学位, 现为南京航空航天大学教授, 主要研究方向为智能材料与结构、结构检测与监测和振动噪声控制。
E-mail: qiu@nuaa.edu.cn

Qiu Jinhao (Corresponding author) received his Ph. D. degree from Tohoku University in 1996. He is currently a professor at Nanjing University of Aeronautics and Astronautics. His main research interests include smart materials and structures, non-destructive testing and structural health monitoring, vibration and noise control.