doi:10.3969/j.issn.1001-4837.2025.11.008

检验与维护

激光超声导波融合人工神经网络的复合材料缠绕压力容器损伤评估

杨乐辉[1],赵金玲[1],常　乐[1],赵建平[1],程经纬[2]
(1.南京工业大学 机械与动力工程学院,南京 211816;2.合肥通用机械研究院有限公司,合肥 230031)

摘　要:复合材料缠绕压力容器因其质量轻、强度高和耐腐蚀等优异性能,广泛应用于化工、能源等领域。在长期服役过程中,其内部不可避免地会发生损伤,严重威胁结构安全,亟需开发可靠的无损检测技术,以实现对损伤程度的定量评估。本文提出一种融合激光超声导波与人工神经网络的二维区域刚度反演方法,用于评估界面脱粘与冲击损伤。针对每个空间点,基于半解析有限元方法,在给定刚度系数(人工神经网络输出)条件下,生成不同频率下的波数(人工神经网络输入)样本,以训练人工神经网络模型;随后开展激光超声试验,提取局部波数特征并输入训练好的模型,实现C_{11}刚度系数的二维分布表征。结果表明,在冲击点处,该方法预测的C_{11}刚度变化率约为原先的0.508倍,与半解析有限元理论的评估误差为4.85%,验证了其精度与可行性。该方法为COPV二维区域损伤严重程度的评估提供了一种可行的技术方案。

关键词:复合材料;激光超声;人工神经网络;局部波数;二维刚度
中图分类号:TH49;TP183　　**文献标志码:**A

A laser ultrasonic guided wave and artificial neural network-based approach for damage assessment in COPVs

YANG Lehui[1],ZHAO Jinling[1],CHANG Le[1],ZHAO Jianping[1],CHENG Jingwei[2]
(1.School of Mechanical and Power Engineering,Nanjing Tech University,Nanjing 211816,China;
2.Hefei General Machinery Research Institute Co.,Ltd.,Hefei 230031,China)

Abstract: Composite overwrapped pressure vessels (COPVs) are widely used in industries such as chemical engineering and energy due to their superior properties of light weight, high strength and excellent corrosion resistance. However, during long-term service, inevitable damage initiation and propagation occur within the structure of COPVs, posing a significant threat to structural safety. Therefore, reliable non-destructive testing (NDT) techniques are urgently required to achieve quantitative evaluation of damage severity. This study proposes a two-dimensional regional stiffness inversion method combining laser ultrasonic guided waves with an artificial neural network (ANN), aiming to assess both interfacial debonding and impact-induced damage. For each spatial point, for training the ANN model, the semi-analytical finite element (SAFE) method is employed to generate wavenumber samples at different frequencies under predefined stiffness coefficients (i.e., the outputs of the ANN). Subsequently, laser ultrasonic experiments are conducted to extract local wavenumber features, which are then fed into the trained model to realize the characterization of the two-dimensional distribution of the stiffness coefficient C_{11}. The results indicate that at the impact point, the predicted stiffness reduction ratio of C_{11} is approximately 0.508 (i.e., the stiffness decreases to 50.8% of its original value), with a relative error of 4.85% compared with the theoretical results obtained via the SAFE method, demonstrating both the accuracy and feasibility of the proposed method. This approach provides a practical and feasible technical solution for the severity assessment of two-dimensional regional damage in COPVs.

Key words: composites; laser ultrasonics; artificial neural network; local wavenumber; two-dimensional stiffness

收稿日期:2025-08-20　**修回日期:**2025-10-28
基金项目:国家重点攻关项目(2023ZY01001)

0 引言

复合材料缠绕压力容器（composite overwrapped pressure vessel，COPV）因质量轻、强度高和耐腐蚀等优异性能，被广泛应用于化工、能源、航天等领域[1]。然而，在长期服役过程中，COPV常常承受高压、冲击与热循环等复杂环境作用，易引发层间脱粘、基体开裂等内部损伤，进而威胁结构完整性与安全性[2]。因此，亟需开发一种可靠的无损检测与评估技术，对COPV的损伤严重程度进行评估。

目前，激光超声导波技术凭借非接触式、高分辨率及复杂结构的适应性，成为复合材料结构无损检测的有力工具[3-4]。管道结构中常见的三种导波模态：轴对称纵向模态$L(0,n)$、轴对称扭转模态$T(0,n)$，以及非轴对称弯曲模态$F(m,n)$。在多层结构的波动特性分析中，常用的方法包括传递矩阵法和全局矩阵法[5-6]。近期HAKODA等[7]将Floquet周期性边界条件与特征频率方法相结合，提出了针对各向同性管道的高效波动特性分析方法，显著提升了导波特性分析的效率与精度。相比之下，半解析有限元法因其兼具高计算效率、良好的数值稳定性，以及对复杂几何与材料边界的出色适应能力，已逐渐成为当前导波分析领域的主流手段[8]。

在试验研究方面，得益于激光超声技术能够获取丰富的空间波场信息，可实现结构频散特性的快速提取。由于损伤区域与健康区域在导波传播特性上存在显著差异，例如波速变化、能量衰减等，导波对多种损伤形式表现出较高的灵敏度[9]。在众多导波特征中，波数特性直接受材料刚度属性控制，因而被广泛作为表征局部刚度变化的重要指标[10]。近年来，局部波数特性已被广泛应用于金属及复合材料中腐蚀厚度与分层损伤的反演研究。例如，TIAN等[11]基于宽频局部波数与频散曲线的回归关系，实现了对金属结构中隐蔽腐蚀的反演；SPYTEK等[12]则通过最小化试验与理论频散曲线之间的偏差，利用局部波数特征成功识别了碳纤维增强型复合材料（carbon fiber reinforced polymer，CFRP）中分层损伤的位置。这些研究表明，局部波数在简单损伤参数的反演中具有良好的应用前景。然而，对于更为复杂的损伤特征（如刚度系数）反演问题，仍亟需构建高效、稳健的逆问题建模方法，以提升识别精度和适用性。

人工神经网络（artificial neural network，ANN）具备出色的非线性建模与特征提取能力，在物理参数反演领域展现出巨大潜力。HAN等[13]基于ANN方法，通过径向位移场、压痕深度及面积，反演了金属材料的塑性性能与残余应力。MALIK等[14]采用反向传播神经网络，结合层厚度与铺层顺序，成功反演了CFRP冲击过程中的吸收能量。这些研究表明，ANN算法在物理参数反演中表现出了优异的性能。

基于上述背景，本文提出了一种基于激光超声导波技术的COPV典型损伤程度评估方法。该方法通过人工神经网络建立不同频率下的局部波数特征与材料刚度系数之间的非线性映射关系，从而实现对二维空间区域内局部刚度系数的反演。结构安排如下：首先，介绍基于半解析有限元方法的正向建模过程，以及基于ANN的逆向辨识框架；其次，详细阐述ANN模型的训练流程与参数设置；最后，通过激光超声试验对所提出方法进行验证，以评估其在界面脱粘、冲击损伤识别的可行性。

1 COPV刚度评估方法的正向模型与逆向模型

1.1 基于半解析有限元方法的正向建模

近年来，半解析有限元（semi-analytical finite element，SAFE）方法因其优异的计算效率，以及对复杂几何的适应性，被广泛应用于导波特征的求解[15]。选择SAFE方法作为正向建模手段，在已知材料刚度系数的条件下，计算不同频率下的波数。同时，通过正向建模构建波数与刚度系数对应的数据库，为后续ANN模型的训练提供数据支撑。

图1示出了SAFE方法基本示意。假设管道沿z轴方向传播简谐波动，其位移场可表示为：

$$\boldsymbol{u}(r,\theta,z,t)=\boldsymbol{u}_0(r,\theta)\mathrm{e}^{i(kz-\omega t)} \tag{1}$$

式中，$\boldsymbol{u}_0(r,\theta)$为厚度方向的位移分布；$k$为沿$z$轴方向的波数；$\omega$为角频率。

在厚度方向上，结构采用一维有限元方法进行离散，每个单元包含三个节点，每节点具有三个位移自由度（u_r,u_θ,u_z）。对结构中任意一点，将其应变能与动能代入Hamilton原理，可得：

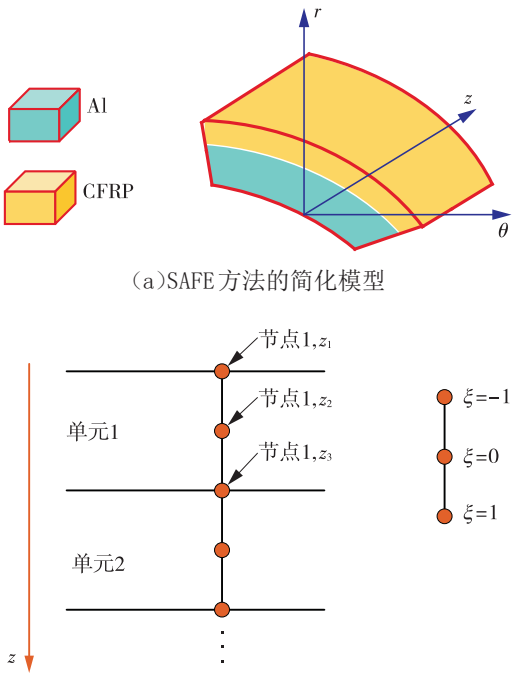
$$\delta\int_{t_1}^{t_2}\left(\frac{1}{2}\int_V \dot{\boldsymbol{u}}^T\rho\dot{\boldsymbol{u}}\mathrm{d}V-\frac{1}{2}\int_V\boldsymbol{\varepsilon}^T\boldsymbol{C}\boldsymbol{\varepsilon}\mathrm{d}V+W\right)\mathrm{d}t=0 \tag{2}$$

式中，$\dot{\boldsymbol{u}}$为位移对时间的导数；ρ为材料密度；$\boldsymbol{\varepsilon}$为应变；$\boldsymbol{C}$为材料刚度矩阵；W为外部功。

进一步地，将Hamilton原理扩展至整个计算域，并整合所有单元的属性后，整体特征方程可表示为：

$$\left[K_{11}+k^2K_{22}+ik(K_{12}-K_{21})-\omega^2M\right]\boldsymbol{u}_0=0 \quad (3)$$

式中，K_{11}，K_{22}，K_{12}，K_{21}分别为整体刚度矩阵；M为整体质量矩阵。



（a）SAFE方法的简化模型

（b）沿厚度方向的一维二次单元

图1 SAFE方法基本示意

Fig.1 Basic schematic of the SAFE method

最终，在已知材料刚度系数的前提下，通过求解上述特征方程即可获得不同频率下的波数分布。

1.2 基于ANN方法的逆向模型

由于人工神经网络具有出色的学习与拟合能力，近年来在物理参数反演问题中得到了广泛应用。依托于SAFE方法生成的数据库，选用ANN算法作为反演模型，实现不同频率下波数特征到材料刚度系数的映射。

本质上，ANN是一种高维非线性拟合工具，能够有效建立输入变量与输出变量之间的映射关系[16]。如图2所示，采用的ANN模型为典型的误差反向传播神经网络，其训练过程主要包括信号的前向传播与误差的反向传播两个阶段。

在信号前向传播阶段，神经网络各层之间通过权重和偏置进行线性连接，每个神经元将接收到的信息进行加权求和，其表达式为：

$$n_j=\sum_{i=1}^{n}w_{ij}x_i+b_j \quad (4)$$

式中，w_{ij}为神经元间的连接权重；x_i和n_j分别表示输入与输出；b_j为偏置项。

为提高网络的表达能力，输出n_j通常通过非线性激活函数进行变换，例如常用的Sigmoid函数定义为：

$$S_j=\frac{1}{1+e^{-n_j}} \quad (5)$$

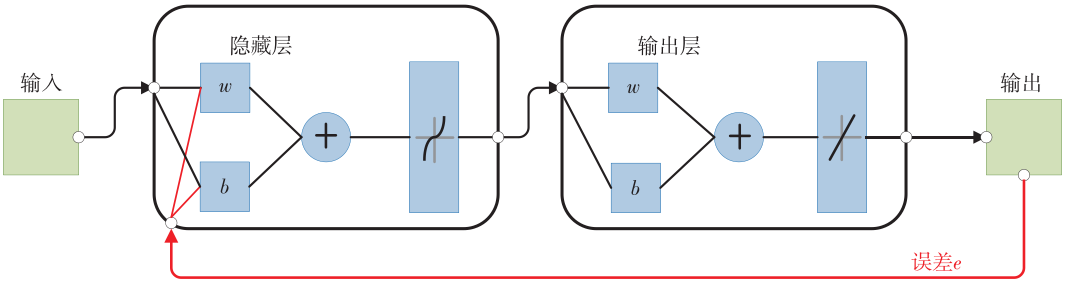


图2 人工神经网络算法示意

Fig.2 Schematic diagram of the artificial neural network algorithm

此外，为提升训练效率与模型性能，网络输入数据在进入ANN之前需进行归一化处理。在误差反向传播阶段，预测输出与期望输出之间的误差通过损失函数进行评估[17]。例如，均方误差（MSE）定义为：

$$e=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n}(y_i-\hat{y}_i)^2 \quad (6)$$

式中，n为样本总个数；y_i和$\hat{y}_i$分别为预测值与期望值。

当误差e超出预设阈值时，各层的权重与偏置将通过迭代方式进行调整。采用梯度下降法作为优化策略，更新公式如下：

$$w(k+1)=w(k)-\alpha\frac{\partial\varepsilon(k)}{\partial w(k)} \quad (7)$$

$$b(k+1)=b(k)-\alpha\frac{\partial\varepsilon(k)}{\partial b(k)} \quad (8)$$

式中，k为迭代步数；α为学习率。

上述前向传播与反向传播过程不断迭代，直

至误差e收敛至设定目标或不再显著变化[18]。最终，以波数作为ANN模型的输入，以刚度系数作为输出，通过ANN训练完成两者之间映射关系的建立，从而实现对复合材料缠绕式压力容器刚度参数的反演识别。

2 ANN模型的训练

在采用ANN进行训练的过程中，基于SAFE方法，当给定材料刚度系数（即ANN的输出）时，可计算得到对应多个频率下的波数信息（即ANN的输入）。

图3示出了所构建的神经网络结构。研究以刚度系数C_{11}为网络输出，输入200~400 kHz、间隔在50 kHz范围内的波数特征。样本构建基于SAFE方法，考虑了不同相速度传播角度下C_{11}的变化规律，其中，相速度角度变化范围为0°~360°，步长为1°；C_{11}在原始值的0.5~1.5倍范围内变化，步长为0.025倍。最终共生成14 801组样本数据。

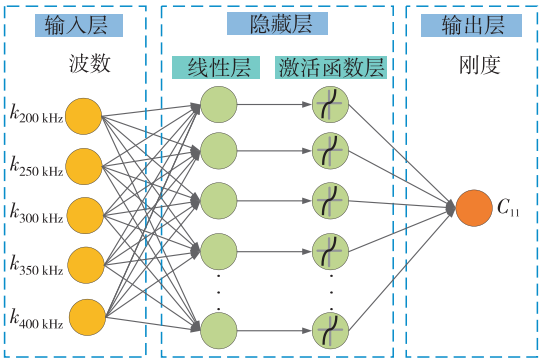


图3 人工神经网络用于刚度反演的示意

Fig.3 Schematic diagram of the artificial neural network for stiffness inversion.

理论上，三层BP神经网络即可实现非线性映射。为在计算效率与模型精度之间取得平衡，采用单隐藏层神经网络结构。网络的基本参数设置如下：隐藏层激活函数选用Sigmoid函数，初始学习率设定为0.001。训练数据按照70%，15%，15%的比例划分为训练集，验证集和测试集[19]。根据经验公式，研究将单隐藏层的神经元数量范围设定为3~13个[20-23]。为进一步确定最优的网络结构，绘制了如图4所示的隐藏层神经元数量与验证集在收敛时的均方误差之间的关系曲线。

由图4可以看出，当隐藏层神经元数量为11时，验证集的MSE达到最小值，最终选取11个神经元作为最优结构参数。此时，神经网络的训练误差变化如图5所示。可以看出，在约第435次迭代后，均方误差趋于稳定，表明网络已收敛。最终验证集的均方误差较小，为0.001 026，说明模型具有良好的拟合精度。

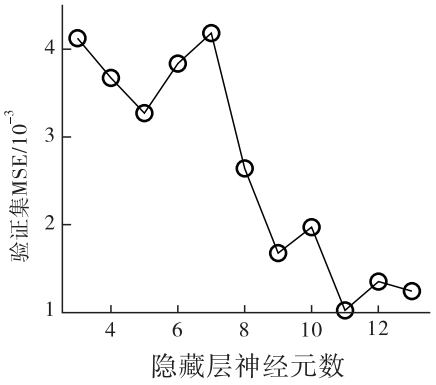


图4 隐藏层神经元数对反演误差的影响

Fig.4 Effect of the number of hidden layer neurons on inversion error

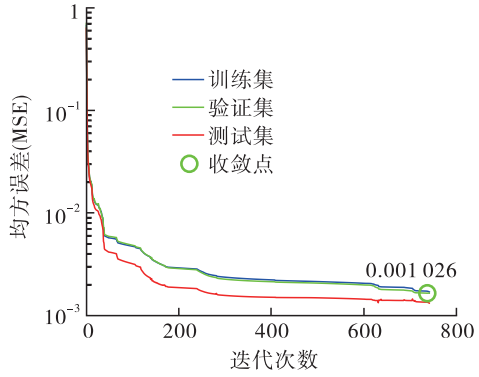


图5 训练过程中样本均方误差变化曲线

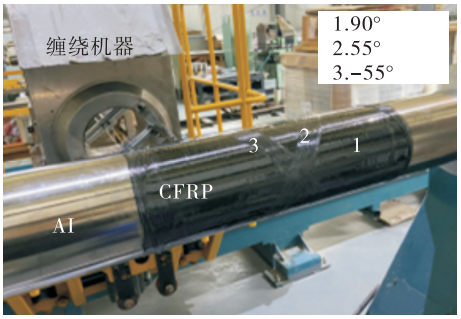
Fig.5 Variation curve of sample mean squared error during training.

3 试验验证

3.1 激光超声试验系统

图6示出了COPV气瓶的结构示意，铝合金内胆的内径为176 mm，厚度为2 mm，外覆2 mm厚的碳纤维增强复合材料，总体外径为180 mm。缠绕层铺层角为$[90_2/(\pm55)_3/90_2]$，单层厚度为0.2 mm。

铝合金与碳纤维增强复合材料的弹性常数及密度如表1所示。为模拟界面脱粘缺陷，在充分清洁铝合金内衬表面后，直接绕制并树脂浸渍碳纤维束。冲击损伤通过准静态压痕试验引入，采用压头直径12.7 mm，以5 mm/min加载速率施压，约7 min后试验结束，并伴有轻微的纤维断裂声响。



(a)缠绕式复合材料气瓶的制造过程示意



(b)COPV圆筒体

图6 COPV气瓶的结构示意

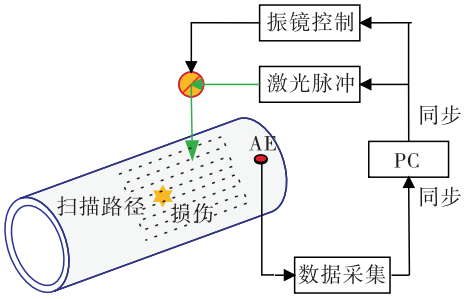
Fig.6 Structure diagram of COPV cylinder

表1 COPV的材料性能参数

Tab.1 Material properties of the COPV

材料	参数
Al内衬	E=70 GPa,ν=0.32,ρ=2 700 kg/m^3
CFRP缠绕	E_1=158 GPa,E_2=E_3=3 GPa; ν_{12}=ν_{13}=0.307,ν_{23}=0.45; G_{12}=G_{13}=4.71 GPa,G_{23}=3.99 GPa; ρ=1 600 kg/m^3

图7示出激光超声检测系统。该系统采用Q开关激光脉冲激发宽频导波,试样外表面粘贴声发射传感器(M31,富士陶瓷公司)作为接收端。通过二维偏转镜实时控制,激光脉冲扫描区域为100 mm×200 mm,步长0.5 mm,重复频率1 kHz,完成全域扫描仅需80 s。为避免COPV表面烧蚀,对激光能量进行精细调节。接收信号由AE9922放大器(NF公司)放大30 dB,并以5 MS/s的采样率采集。扫描完成后,可获得三维波场数据矩阵$v(x,y,t)$[24]。



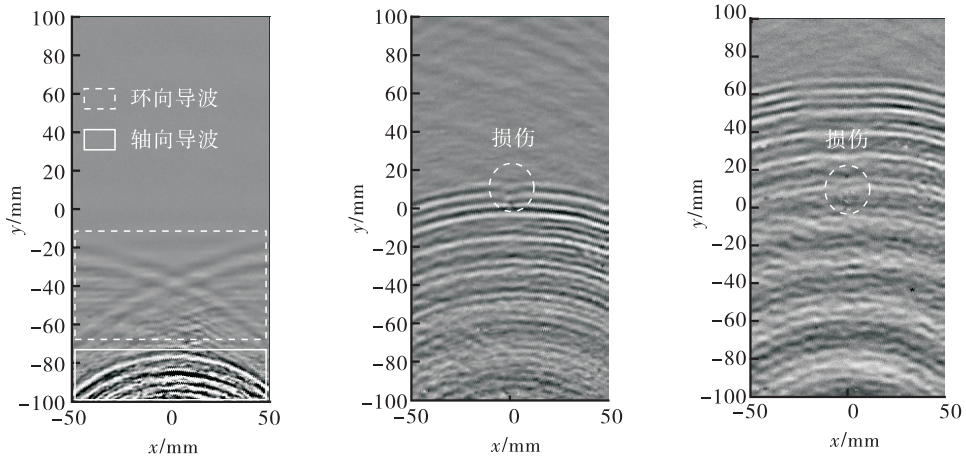
(a)原理示意



(b)实物

图7 激光超声系统的试验装置

Fig.7 Experimental setup of the laser ultrasonic system



(a)40 μs (b)100 μs (c)140 μs

图8 不同时刻的波场信号

Fig.8 Wavefield signals at different time instants

图8示出了激光激发导波在COPV中的波场快照图。如图8(a)所示，可同时观测到环向与轴向导波模态。由于COPV中纤维主要沿环向缠绕，环向模态传播速度高于轴向模态。图8(b)(c)进一步显示，环向模态的振幅显著小于轴向模态。为简化后续分析，对环向模态进行了滤波处理。

3.2 界面脱粘评估

界面脱粘可通过导波的频散特性进行评估。沿轴向x=0 mm采集的400个时空点信号并经由二维傅里叶变换，转换至频率–波数域。图9示出了试验获得的能量谱图，其中，能量主要集中在200~400 kHz，并且可辨识出$L(0,1)$与$L(0,2)$两种导波模态。图中白色线条为基于SAFE方法计算的理论频散曲线。结果显示，在金属–复合材料界面完全黏接的假设下，理论频散曲线与试验结果存在明显差异；而去除铝衬里的COPV理论频散曲线与试验谱图吻合良好，表明界面存在脱粘现象。此外，频散曲线的微小偏差可能源于表1中材料参数的误差，或缠绕过程中未考虑纤维波动效应。

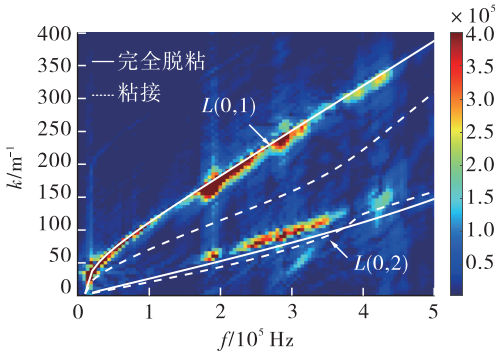


图9 试验与理论计算得到的频散曲线对比

Fig.9 Comparison of dispersion curves obtained from experiments and theoretical calculations.

3.3 冲击损伤评估

为快速获取试验中每个空间点在不同频率下的波数，采用局部波数估计方法分析扫描区域。其流程为：首先，将时间–空间域信号转换至频率–波数域，分别使用二维Tukey窗与一维Gaussian窗函数对波数域与频率域进行滤波，以提取单模态窄带信号；然后，利用二维Gaussian函数循环截取窄带信号；最后，估计每个空间点的局部波数，得到二维空间上的波数分布图[25]。

选择$L(0,1)$模态的波数特征用于冲击损伤评估，以中心频率设置为200 kHz为例，图10(a)示出波数域初始谱图，其中，包含$L(0,2)$模态的干扰成分。由于反射的$L(0,1)$模式强度较低，可忽略其影响。为消除反射$L(0,1)$模式的影响，将负波数部分强度设为零，并施加高斯窗滤波器，如图10(b)所示。滤波后波数谱图〔见图10(c)〕保留了主要的$L(0,1)$模态及由损伤激发的反射模式。图10(d)示出了局部波数分布，健康区域波数约为174 m^{-1}，损伤区域约为187 m^{-1}，损伤区域显示出明显的波数变化。

同时，为验证冲击损伤的面内尺寸，采用传统的C扫描方法进行对比验证。选用中心频率为5 MHz的超声探头进行激发与接收，采样频率为100 MHz，结合二维空间驱动平台，实现探头的平面扫描。通过采集结构表面第一次反射波的幅值构建C扫描图像，图10(d)中黑色曲线为损伤边界。

结果表明，局部波数估计方法能够准确定位冲击损伤的位置。该方法估计的损伤尺寸约为12 mm×10 mm，而C扫描结果约为10 mm×8 mm。局部波数法得到的损伤区域略大于C扫描结果，这主要归因于该方法在利用一系列高斯窗循环截取三维窄带信号时，当窗函数靠近损伤边缘区域，由于其具有一定的带宽，所提取的信号同时包含了健康区域与损伤区域的信息，从而导致损伤区域在成像结果中出现一定程度的扩展[26]。

为评估冲击损伤的严重程度，将不同频率下局部波数特征转化为刚度特征。图11示出了人工神经网络用于刚度预测的测试流程及预测结果。

首先，在200，250，300，350，400 kHz五个频率下评估结构的局部波数，得到对应的二维局部波数分布。然后，利用训练好的ANN模型对各空间点的C_{11}刚度系数进行预测。图中，C_n表示预测的C_{11}刚度系数相对于基准刚度的变化倍率，e_p为预测结果与基于SAFE理论反演结果的相对差。

预测结果表明，该方法能够有效识别结构中的刚度削弱区域，在冲击点处的预测刚度值约为原先刚度的0.508倍，与基于SAFE理论反演结果的相对误差为4.85%。这表明所提出的基于多频局部波数输入的神经网络刚度预测方法具有较好的准确性和工程应用潜力。

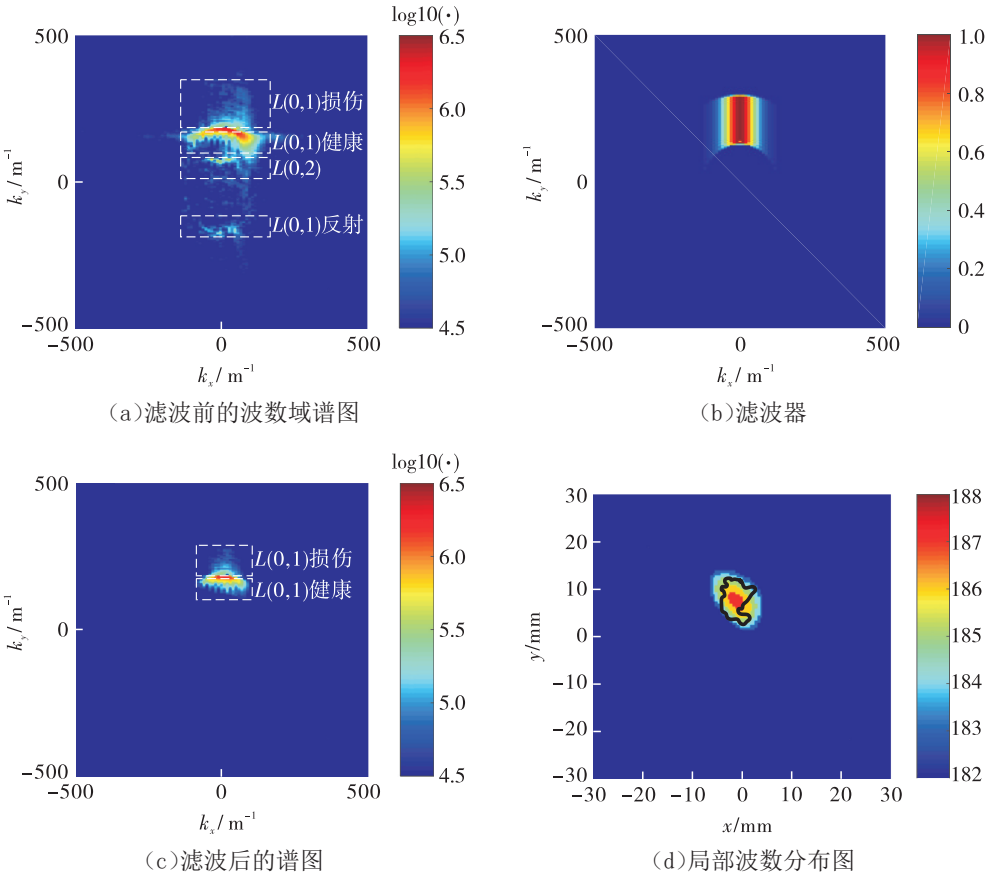


图10 局部波数估计流程示意

Fig.10 Schematic of the local wavenumber estimation process

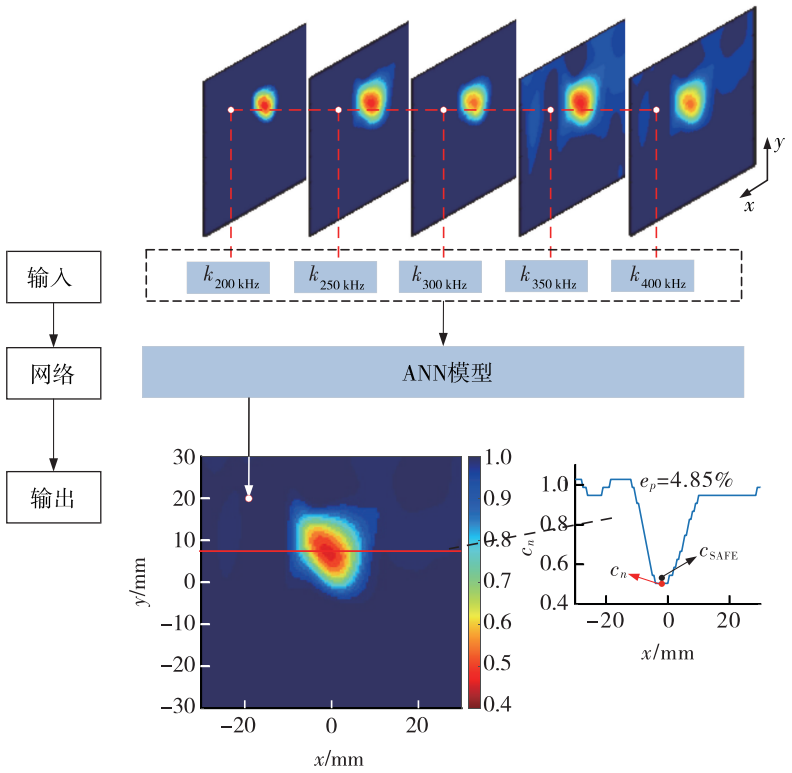


图11 人工神经网络测试过程及其预测结果

Fig.11 Testing process of the artificial neural network and its prediction results.

4 结论

本文提出了一种融合激光超声导波技术与人工神经网络的复合材料缠绕压力容器二维刚度反演方法。该方法通过SAFE正向建模构建波数与材料刚度之间的映射数据库，结合ANN模型实现了从多频局部波数特征到C_{11}刚度系数的非线性反演。主要结论如下。

（1）通过对试验频散曲线与理论曲线进行对比发现，试验频散特性与完全脱粘状态下的频散曲线高度一致，表明金属与CFRP界面存在明显脱粘现象。

（2）局部波数估计方法可快速获取二维区域的波数特征，并在各空间点反演得到刚度信息。

（3）基于SAFE方法训练的ANN模型在14 801组样本下表现出良好的预测性能，在冲击点处预测的C_{11}刚度系数约为原先的0.508倍，与SAFE理论的评估误差为4.85%，验证了反演方法准确性。

参考文献：

[1] 王洪锐，许光，廖传军.低温复合材料气瓶爆破压力的有限元分析与试验研究[J].压力容器，2016，33(3)：39-44.
WANG H R，XU G，LIAO C J.Finite element analyses and experimental study about bursting pressure of cryogenic composite overwrapped pressure vessels (COPV) [J]. Pressure Vessel Technology，2016，33(3)：39-44.

[2] 于斌，黄诚，杨文博，等.航天器用大型复合材料贮箱研制技术[J].压力容器，2022，39(9)：77-86.
YU B，HUANG C，YANG W B，et al. Development technique of large-scale composite tank for space-vehicle[J].Pressure Vessel Technology，2022，39(9)：77-86.

[3] 张超，魏宇，王宏远，等.基于深度学习的导波特征提取及其激光超声检测[J].仪器仪表学报，2022，43(11)：242-251.
ZHANG C，WEI Y，WANG H Y，et al.Guided wave feature extraction based on deep learning with its laser ultrasonic detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument，2022，43(11)：242-251.

[4] 袁奕雯.基于超声导波的车用氢瓶在线检验技术研究[J].压力容器，2024，41(4)：9-15.
YUAN Y W.Research on online inspection of vehicle hydrogen cylinders based on ultrasonic guided wave technology [J]. Pressure Vessel Technology，2024，41(4)：9-15.

[5] THOMSON W T. Transmission of elastic waves through a stratified solid medium [J]. Journal of applied Physics，1950，21(2)：89-93.

[6] KNOPOFF L. A matrix method for elastic wave problems [J]. Bulletin of the Seismological Society of America，1964，54(1)：431-438.

[7] HAKODA C，ROSE J，SHOKOUHI P，et al. Using Floquet periodicity to easily calculate dispersion curves and wave structures of homogeneous waveguides [C]//AIP Conference Proceedings. AIP Publishing，2018，1949(1)：020016.

[8] 余旭东，秦荣，沈海，等.基于半解析有限元法的多层复合环面周向导波计算[J].同济大学学报(自然科学版)，2022，50(11)：1567-1577.
YU X D，QIN R，SHEN H，et al. Computation of circumferential guided ultrasonic waves in multilayered composite annuli using semi-analytical finite element method[J].Journal of Tongji University (Natural Science)，2022，50(11)：1567-1577.

[9] 石颖颖，赵金玲，杨乐辉，等.含分层复合材料管道中超声导波的模态转换特性研究[J].压力容器，2022，39(3)：81-88.
SHI Y Y，ZHAO J L，YANG L H，et al.Study on the modal conversion characteristics of ultrasonic guided waves in pipes containing layered composite materials [J].Pressure Vessel Technology，2022，39(3)：81-88.

[10] TIAN Z，YU L，LECKEY C. Delamination detection and quantification on laminated composite structures with Lamb waves and wavenumber analysis [J]. Journal of Intelligent Material Systems and Structures，2014，26(13)：1723-1738.

[11] TIAN Z，XIAO W，MA Z，et al. Dispersion curve regression-assisted wideband local wavenumber analysis for characterizing three-dimensional (3D) profile of hidden corrosion damage [J]. Mechanical Systems and Signal Processing，2021，150：107347.

[12] SPYTEK J，AMBROZINSKI L，Pieczonka L. Evaluation of disbonds in adhesively bonded multilayer plates through local wavenumber estimation [J]. Journal of Sound and Vibration，2022，520：116624.

[13] HAN G，LEE B，LEE S，et al. Evaluation of plastic properties and equi-biaxial residual stress via indentation and ANN[J]. Materials & Design，2024：112745.

[14] MALIK M H，ARIF A F M.ANN prediction model for composite plates against low velocity impact loads

using finite element analysis [J]. Composite Structures,2013,101:290-300.

[15] 朱龙翔,王悦民,孔光明,等.基于半解析有限元法的管道中导波传播特性分析[J].海军工程大学学报,2021,33(5):45-51.
ZHU L X,WANG Y M,KONG G M,et al.Study of guided wave propagation characteristic in pipes based on semi-analytical FEM [J]. Journal of Naval University of Engineering,2021,33(5):45-51.

[16] 张邢,胡义锋,李群,等.基于GABP的压力容器表面裂纹断裂研究[J].固体力学学报,2023,44(2):209-221.
ZHANG X,HU Y F,LI Q,et al.Study on fracture of presure vessel with surface crack based on GABP[J]. Chinese Journal of Solid Mechanics,2023,44(2):209-221.

[17] 尤毅聪.基于人工神经网络的长周期储存式压力容器安全评价研究[J].中国特种设备安全,2014,30(11):38-43.
YOU Y C. Study of storage pressure vessel safety evaluation for long period based on artificial neural network [J]. China Special Equipment Safety,2014,30(11):38-43.

[18] 王赟,周智敏,童逸杰,等.考虑晶粒不均匀度的神经网络晶粒长大模型构建及应用[J].宇航材料工艺,2025,55(2):43-50.
WANG Y,ZHOU Z M,TONG Y J,et al.Construction and application of artificial neural network based grain growth model considering non-uniformity of grains[J]. Aerospace Materials & Technology,2025,55(2):43-50.

[19] 潘艳秋,李鹏飞,高石磊,等.基于MIC筛选规则和BP神经网络的变换装置建模及产品预测[J].化工进展,2022,41(增刊1):36-43.
PAN Y Q,LI P F,GAO S L,et al.Application of BP neural network based on MIC screening rules in modeling and product prediction of shift unit [J]. Chemical Industry and Engineering Progress,2022,41(S1):36-43.

[20] 孙耀,李飒,李怀亮,等.基于BP神经网络的海底浅层超软黏土不排水抗剪强度预测[J].中国海上油气,2024,36(1):176-185.
SUN Y,LI S,LI H L,et al.Prediction of undrained shear strength of shallow seabed ultra-soft clay based on BP neural network[J].China Offshore Oil and Gas,2024,36(1):176-185.

[21] 孙潇鹏,林建,郭海龙,等.基于"深度"神经网络的贮藏期柚果品质检测模型研究[J].包装与食品机械,2023,41(5):9-16.
SUN X P,LIN J,GUO H L,et al.Research on quality detection model of pomelo during storage based on "depth" neural network [J]. Packaging and Food Machinery,2023,41(5):9-16.

[22] 李若暄,何千千,刘宏博,等.BP神经网络算法多指标优化酸枣仁汤提取工艺[J].包装与食品机械,2024,42(4):27-34.
LI R X,HE Q Q,LIU H B,et al.Optimization of the extraction process of suanzaoren decoction by BP neural network algorithm through multiple indicators [J]. Packaging and Food Machinery,2024,42(4):27-34.

[23] 简毅文,刘胜杰,孙荣,等.基于BP神经网络的散热器面积设计研究[J].建筑科学,2024,40(8):242-249.
JIAN Y W,LIU S J,SUN R,et al.Research on radiator area design based on BP neural network [J]. Building Science,2024,40(8):242-249.

[24] WANG H, ZHANG C, JI H, et al. Damage visualization using laser-generated residual guided waves with optimization of laser scanning path [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2022, 166:108463.

[25] 石颖颖.多层复合管道损伤检测的超声波方法研究[D].南京:南京工业大学,2022.
SHI Y Y. Ultrasonic methods for damage detection in multi-layer pipelines [D]. Nanjing: Nanjing Tech University,2022.

[26] YANG L H, ZHAO J L, ZHAO J P, et al. Local wavenumber estimation for small damages based on artificial neural network [J]. NDT & E International, 2023,138:102866.

作者简介:杨乐辉(1995),男,博士研究生,主要从事复合材料超声检测研究工作,通信地址:211816江苏省南京市浦口区浦珠南路30号南京工业大学,E-mail:805432570@qq.com。

通信作者:赵金玲(1989),女,副教授,主要从事超声波无损检测的研究工作,通信地址:211816江苏省南京市浦口区浦珠南路30号南京工业大学,E-mail:zhaojinling@njtech.edu.cn。

本文引用格式:
杨乐辉,赵金玲,常乐,等.激光超声导波融合人工神经网络的复合材料缠绕压力容器损伤评估[J].压力容器,2025,42(11):66-74.
YANG Lehui, ZHAO Jinling, CHANG Le, et al. A laser ultrasonic guided wave and artificial neural network-based approach for damage assessment in COPVs[J].Pressure Vessel Technology,2025,42(11):66-74.