

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2412501

基于深度学习的兰姆波 SCF-TFM 超分辨率成像*

孙刘家, 韩庆邦, 靳琪琳, 葛 考

(河海大学信息科学与工程学院 常州 213200)

摘要: 腐蚀和裂纹是结构板常见的缺陷形式, 兰姆波在非贯穿型损伤处发生模式转换是制约兰姆波成像质量的主要因素。此外, 声波衍射遵循瑞利准则, 超声成像存在分辨率极限。本文设计了一个全卷积神经网络对接收信号进行分割与重构, 实现目标模式的自动拾取, 抹除杂波和模式转换的干扰。提出符号相干因子全聚焦成像法 (SCF-TFM), 在全矩阵聚焦成像过程中施加符号相干因子, 抑制非目标区域散射波对成像结果的干扰, 同时考虑散射信号的幅值及相位信息, 可以一定程度上突破瑞利准则的限制, 实现超分辨率成像。实验结果表明: 对于单个盲孔缺陷, 该方法成像结果的横向分辨率比全聚焦提高 62.41%, 信噪比提升 58.23%; 而对于多个非对称盲孔缺陷, 当缺陷间距大于瑞利准则分辨率极限时, 该方法的信噪比提高了 92.89%; 缺陷间距小于瑞利准则分辨率极限时, 该方法可以实现超分辨率成像。

关键词: 兰姆波; 非对称盲孔缺陷; 全卷积神经网络; SCF-TFM; 超分辨率成像

中图分类号: TG115.28 TH878 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 140.20 460.40

Lamb wave SCF-TFM super resolution imaging based on deep learning

Sun Liujia¹, Han Qingbang¹, Jin Qilin¹, Ge Kao¹

(College of Information Science and Engineering, Hohai University, Changzhou 213200, China)

Abstract: Corrosion and cracks are common defects in structural plates. The mode conversion of Lamb waves at these non-perforating damages is a primary factor limiting the quality of Lamb wave imaging. Meanwhile, acoustic diffraction adheres to the Rayleigh criterion, leading to resolution limits in ultrasonic imaging. This paper designed a fully convolutional network to segment and reconstruct the received signals, enabling the automatic extraction of target modes and eliminating interference from clutter and mode conversions. Additionally, a sign coherence factor-total focusing method (SCF-TFM) is proposed, where the symbolic coherence factor is applied during the total focus method imaging process, suppressing the interference from scattered waves in non-target regions. By considering both amplitude and phase information of the signals, it can partially overcome the limitations of the Rayleigh criterion, achieving super-resolution imaging. Experimental results demonstrate that for a single blind-hole defect, the lateral resolution of the imaging result using this method is 62.41% higher than that of total focus method, and the signal-to-noise ratio (SNR) is increased by 58.23%. For multiple asymmetric blind-hole defects, when the spacing between defects exceeds the Rayleigh resolution limit, the signal-to-noise ratio improves by 92.89% using this method. When the spacing is below the Rayleigh resolution limit, this method can achieve super-resolution imaging.

Keywords: Lamb waves; asymmetric blind hole defects; fully convolutional networks; SCF-TFM; super-resolution imaging

0 引 言

超声相控阵通过电子控制换能器的发射和接收延迟时间, 实现声束的偏转和聚焦, 完成对检测物体的扫

查^[1-2]。相控阵的成像由聚焦法则声束组成, 呈现扇扫形式, 检测范围受限^[3]。此外, 兰姆波的频散和多模态特性会使成像结果出现伪像, 声波衍射遵循瑞利准则, 无法区分间距小于分辨率极限值的多个缺陷。如何克服兰姆波模式混叠造成的干扰, 突破瑞利准则的限制, 实现被测介

收稿日期: 2024-02-19 Received Date: 2024-02-19

* 基金项目: 国家自然科学基金 (12174085)、江西省研究生科研与实践创新计划项目 (KYCX24_0833) 项目资助

质多缺陷超分辨率成像,是超声无损检测领域的研究热点。

为了提升超声成像范围及精度,Holmes等^[4-5]提出了基于全矩阵数据采集的全矩阵聚焦成像方法(total focus method,TFM)对成像区域任意点的虚拟聚焦,实现缺陷的表征。然而,全聚焦成像仅利用了信号幅值信息并将单个阵元抽象为点,成像结果易遭受噪声和阵元指向性不清的干扰。针对TFM成像抗干扰能力不足的问题,Howells^[6-7]提出自适应波束合成技术,主要依据散射回波数据动态地计算加权系数,从而提高成像质量。其中,Capon波束合成算法应用较为广泛,该类自适应波束合成算法稳定性较差,只在特定场景强于TFM。但是,导波频散特性表明,在任意给定的激发频率下,板中至少存在两种及以上模态的信号。针对该问题,时间反转成像(time reversal,TR)通过将各个阵元接收到的信号时域反转并重新发射,使得信号能量在空间和时间上重新聚焦,一定程度上补偿了导波的频散效应^[8-11]。Fink^[12-13]提出了TR声学理论,并应用在超声无损检测领域。Mori等^[14]对Lamb波的时间反转聚焦原理、过程进行了研究和实验验证,结果表明该方法实现了信号在缺陷处的聚焦,减少了伪像,证明了时间反转法在结构损伤识别和定位方面的有效性。

从信号相位角度出发,Camacho等^[15-17]在医用领域提出相位相干成像(phase coherent imaging,PCI)技术,通过统计孔径瞬时相位为每个采样点施加相干因子,用于抑制杂波对目标区域散射波的影响,极大提升了成像分辨率。更进一步地,将散射信号的相位进行二值处理,以极性作为分辨特征,并与现行的全矩阵聚焦方法相结合,可以简化技术实现,提高成像效率和质量^[18-19]。例如:Liu等^[20]提出了一种紧凑型矩形相位压电换能器阵列的图像复合技术,将TFM图像与符号相干成像(symbolic coherence factor,SCF)图像复合,一定程度上弥补了导波频散特性对成像结果的影响。在这基础上,Prado等^[21-23]考虑接收信号的幅值和相位信息,将TFM和SCF像素融合,减少成像的盲区及伪像。但上述成像方法都只是缓解或者削弱了兰姆波多模态对成像的干扰,并没有真正解决该问题。

近年来,深度学习在目标检测和图像识别领域取得了巨大成功。卷积神经网络通过在数据集中学习声波散射规律,可以辅助缺陷识别。Song等^[24]使用U-Net网络提取超声图像的缺陷边缘特征,重构缺陷形态,实现了缺陷的高分辨率成像。Ewald^[25]将多组兰姆波散射信号转化为时频图,并建立时频特征与缺陷之间的映射关系表征缺陷。深度学习在兰姆波缺陷成像中的应用中可以实现高分辨率成像,而对于兰姆波目标模态的识别,全卷积神经网络(fully convolutional network,FCN)是一个不错的

选择。FCN是用于图像语义分割而开发的,与常规卷积神经网络(convolutional neural network,CNN)输出表示典型类别的概率不同,FCN的输出是输入中每个数据点的概率。这一特性使得FCN特别适合兰姆波目标模态选择,并且可以根据预测的概率选择目标模态的时间窗。然而,将FCN用于兰姆波模态识别并与SCF-TFM结合实现多个非对称缺陷超分辨率成像迄今未见报道。

针对缺陷间距小于分辨率极限值的兰姆波缺陷检测问题,本文设计了一个全卷积神经网络用于兰姆波目标模态的自动拾取,抹除多模态对于成像结果的干扰;随后研究了SCF-TFM成像算法原理。在此基础上进行实验研究,通过引入阵列成像性能指标(array performance indicators,API)和图像信噪比(signal to Noise Ratio,SNR)定量分析该方法的成像分辨率,并与不同成像方法进行比较。

1 目标模态拾取与成像

目标模态的选择是二元问题,需要的结果是逐点概率和两个分类:目标模态或噪声。参考图像分割使用的FCN,放弃预测分类概率的全连接层,并通过反卷积执行上采样操作,FCN可以输出用于语义分割的概率用于表征时域信号中各点是目标模态的概率。

1.1 FCN架构

本文设计了FCN网络模型(如图1所示)处理一维兰姆波信号。模型输入是实验采集的长度为5184的兰姆波归一化曲线,FCN中使用了补零,因此输出为等长的概率分布。该神经网络由14个卷积层组成,包括7个上采样层和7个下采样层。下采样层从兰姆波中提取并收缩有用的特征,上采样层扩展压缩层并将其转换为概率分布。每层使用一维卷积和修正线性单元(ReLU)激活函数,最后的卷积层使用sigmoid函数输出预测结果。所有卷积层的核大小都是3。通道的数量从1增加到256,然后从256减少到1。

为防止过拟合,在卷积层中插入一些丢失率为0.5的dropout层,通道数从1增加至256,然后再减少至1。

1.2 训练

在铝板不同位置设置盲孔缺陷生成模型训练的兰姆波信号。搭建相控阵缺陷检测实验系统(如图2所示),由计算机、相控阵探头、M2M超声相控阵检测仪、铝板等组成。为了避免频率的影响,激励信号统一使用中心频率为500kHz,5个周期的汉宁窗信号。

由缺陷与阵列实际位置计算得到散射波时间窗口,使用不同的类型标记每个时间序列样本点:0:在所选窗口之外,1:在所选窗口内。手动检查时间窗口,以排除不

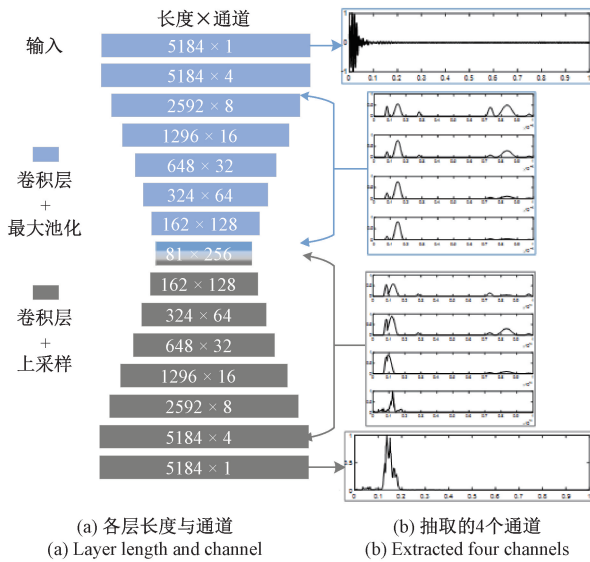


图 1 FCN 架构
Fig. 1 FCN architecture

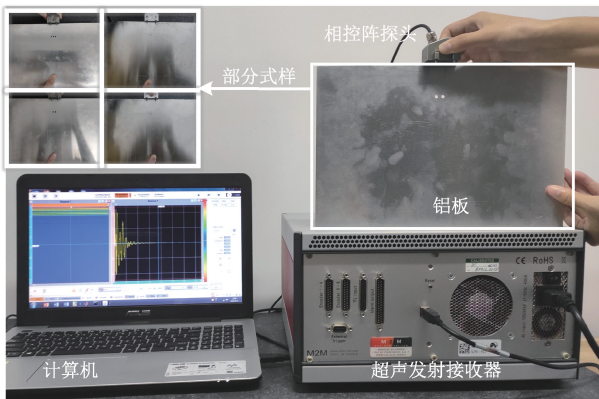


图 2 超声相控阵实验系统与部分实验对象
Fig. 2 Ultrasonic phased array experimental system and some experimental objects

良结果,提升训练数据集的质量。最终,获得 8 704 个高质量时间窗,其中随机选择 6 964 个作为训练集,其余作为测试集;从训练集中(9 216 个样本)中选择 20% 的样本作为验证集,以调整神经网络的参数并避免过拟合,提高神经网络的泛化能力。

1.3 预测

FCN 模型将兰姆波信号映射至标签数据中训练,定义模型二元交叉熵损失函数如下:

$$H = -\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sum_{t \in T} (q_i^t \log(p_i^t) + (1 - q_i^t) \log(1 - p_i^t)) \quad (1)$$

其中, p 和 q 分表表示兰姆波信号相位的预测值和真实值, T 为预测结果中兰姆波信号样本的组合, N 表示训

练样本数量。

将数据集随机打乱,划分为若干大小为 32 的批次,逐批次输入模型进行训练,通过最小化损失函数更新模型参数。为了防止过拟合,在验证损失曲线稳定后停止训练。损失函数优化采用基于 Keras 的学习率为 10^{-4} 的 Adam 随机优化算法进行。图 3 显示了训练损失和验证损失的收敛曲线,1 000 个 epoch 后收敛的很好。

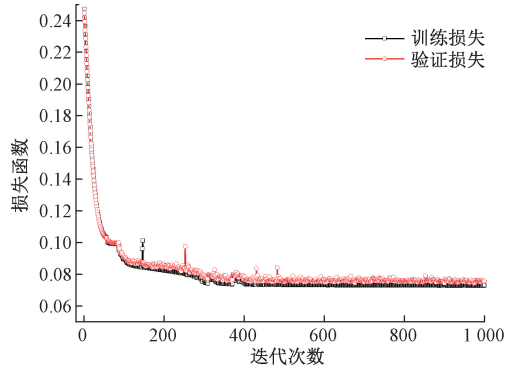


图 3 训练和验证损失与时期数的关系
Fig. 3 The relationship between training and validation losses and the number of periods

FCN 模型的输出是兰姆波信号每个样本点为目标模态的概率(如图 4 所示)。要将概率转化为时间窗需要定义阈值,以便于对信号进行分割。经过多次实验及人为判断,设置阈值为 0.15,并拒绝少于 1/2 周期的时间窗口。

如图 4 所示,FCN 模型的输出是兰姆波信号每个样本点为目标模态的概率。要将概率转化为时间窗需要定义阈值,以便于对信号进行分割。经过多次实验及人为判断,设置阈值为 0.15,并拒绝少于 1/2 周期的时间窗口。

1.4 FCN 性能评估

使用准确率(accuracy, A)、精确率(precision, P)、召回率(recall, R)、F1 分数和交并比(intersection over union, IoU)等指标定量表征 FCN 性能。其中,真阳性(true positive, TP)和真阴性(true negative, TN)分别表示 FCN 模型将兰姆波信号样本正确分类为目标模态和非目标模态的样本数量,假阴性(false negative, FN)和假阳性(false positive, FP)分别表示 FCN 将兰姆波信号样本中目标模态分类为非信号和将非目标模态分类为信号样本的样本数量。各个指标计算方式如下:

$$A = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN} \quad (2)$$

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

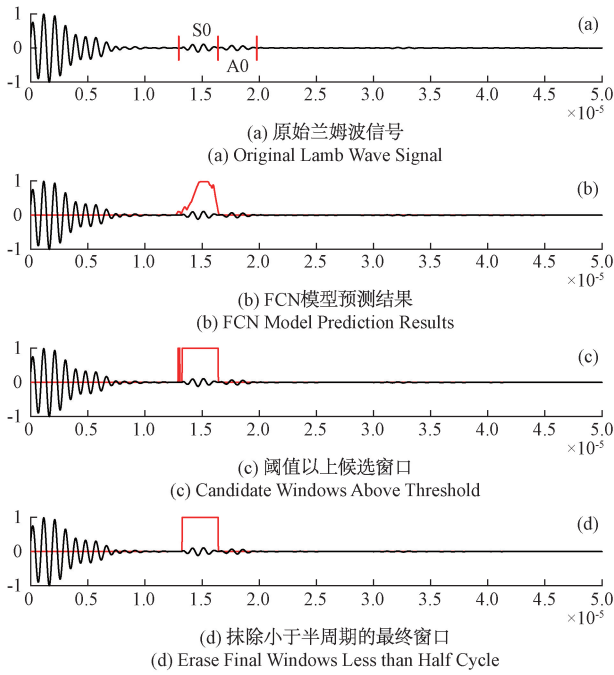


图4 加窗结果

Fig. 4 Windowing Results

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$F1 = 2 \frac{P \times R}{P + R} \quad (5)$$

其中, TP+FP 是 FCN 对兰姆波信号进行模式选择的样本总数, TP+FN 表示测试集中兰姆波信号的样本数。

评价模式选择结果与目标模式时间窗是否匹配的另一个指标是 IoU, 其定义如下:

$$IoU = \frac{Overlap}{Union} \quad (6)$$

分子和分母分别代表兰姆波目标模式与模型预测结果之间的重叠长度与并集长度。

在测试数据集执行 FCN 预测时间窗, 计算 TP、TN、FP 和 FN 的数量, 并计算各个评估指标。其中, 准确率用于衡量兰姆波样本中被 FCN 正确识别目标模式的样本的百分比, 测试集的平均准确率为 0.92, 这意味着所有兰姆波样本中超过 92% 的目标模式被 FCN 正确分类。精度表示模式识别方法的可靠性等级, 即 FCN 正确预测目标模式与总兰姆波信号样本的比率, 超过 94% 的兰姆波样本被正确识别。

召回率量化所有兰姆波样本中目标模式被正确分类的兰姆波样本的百分比, 测试集的平均召回率达到 76%。F1 分数给出了精确率和召回率性能的平衡评估, FCN 实现了 0.88 的 F1 分数。IoU 衡量所选时间窗口和真实目标模式之间差距, 测试集的平均 IoU 达到 0.89。

这些指标表明 FCN 模型获得了良好的准确度。

1.5 SCF-TFM 成像

超声阵列散射信号的相位相干因子可表示为:

$$SCF(\tau_{ij}) = 1 - \sqrt{1 - \left[\frac{1}{N} \sum_{ij=1}^N b_{ij}(\tau_{ij}) \right]^2} \quad (7)$$

式中: N 为阵元个数, τ_{ij} 为发射与接收阵元间的信号飞行时间, 其计算公式如下:

$$\tau_{ij}(y, z) = \frac{\sqrt{(y - y_i)^2 + z^2} + \sqrt{(y - y_j)^2 + z^2}}{c} \quad (8)$$

b_{ij} 为散射信号的相位信息, 其数值根据信号幅值计算得出, 具体表示为:

$$b_{ij}(\tau_{ij}) = \begin{cases} -1, & \text{if } s_{ij}(\tau_{ij}) < 0 \\ 1, & \text{if } s_{ij}(\tau_{ij}) \geq 0 \end{cases} \quad (9)$$

因此, 根据式(7)可知, 相位相干因子实质上是通过计算各组散射信号相位的方差来判定该信号在成像结果中的权重。当散射信号孔径数据符号一致时, SCF 最大且为 1; 当散射信号孔径数据符号正负数目相等时, SCF 最小且为 0。

将 TFM 与 SCF 融合, 在成像区域所有像素计算中同时考虑散射信号幅值与相位, 削弱非缺陷区域信号权重, 提升成像分辨率, 其表达式为:

$$I_{SCF-TFM}(\tau_{ij}) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \left[SCF(\tau_{ij}) \cdot \left(\frac{1}{N} \sum_{j=1}^N s_{ij}(\tau_{ij}) \right) \right] \quad (10)$$

2 实验验证

2.1 实验系统搭建及成像分辨率分析

本文搭建的实验系统如图 5 所示, 主要由信号发生器 (Tektronix AFD3152C)、信号放大器 (NF BA4825)、示波器 (Tektronix DPO3024)、压电片 (500 kHz) 和铝板组成。



图5 超声阵列实验系统

Fig. 5 Ultrasonic array experimental system

铝板试样具体参数如表 1 所示。

表 1 铝板物理参数

Table 1 physical parameters of aluminum plate

尺寸/mm ³	密度/(kg/m ³)	泊松比	杨氏模量/GPa
300×300×2	2.69	0.35	69

实验使用高斯汉宁窗调制的中心频率为 500 kHz, 5 周期正弦波信号, 压电片具体参数如表 2 所示, 通过全矩阵捕获的方式采集信号。根据图 6 所示铝板兰姆波频散曲线可知, 在频厚积为 1 MHz·mm 时, 板中存在 S0 和 A0 两种导波模式。通过对称激励的方式可以获取较为纯净的 S0 模式信号 (S0 模式远强于 A0 模式)。

表 2 阵列参数设置

Table 2 array parameter settings

参数	属性(值)
阵元数目	16
阵元长度	5 mm
阵元宽度	5 mm
阵元间隙	0.5 mm
中心频率	500 kHz
采样频率	50 MHz

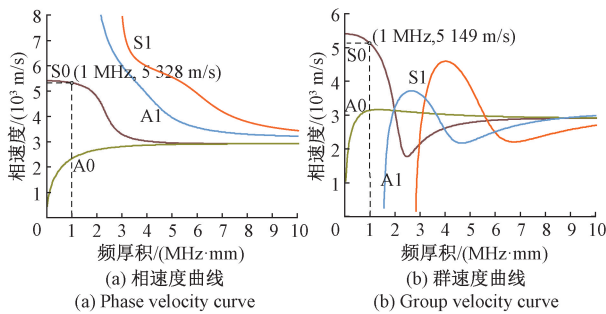


图 6 铝板频散曲线

Fig. 6 Dispersion curve of aluminum plate

声波衍射遵循瑞利准则, 即当相邻缺陷间距小于阈值 d_R 时, 超声阵列成像系统无法有效区分两个目标缺陷。其中阈值 d_R 由式(11) 计算得到:

$$d_R = 0.61 \frac{\lambda}{\sin \theta_R} \quad (11)$$

式中: λ 为声波在铝板中的波长, θ_R 为第 1 个阵元到缺陷中心的纵向偏转角。

如图 7 所示, 根据本次实验阵列尺寸及摆放位置得到, x 为 43.75 mm, h 为 60 mm, 由图可以计算得到 $\sin \theta_R = 0.59$, 因此 $d_R = 10.79$ mm。

2.2 成像结果分析

如图 8 所示, 根据瑞利准则计算结果, 共设置 3 组铝

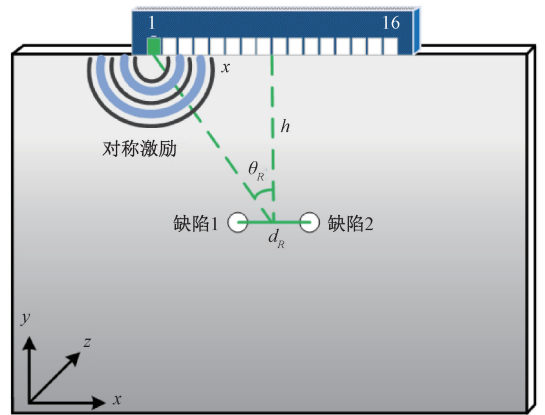


图 7 超声阵列分辨率示意图

Fig. 7 Schematic diagram of ultrasound array resolution

板兰姆波实验进行验证, 盲孔缺陷深度均为 1 mm, 与铝板上边缘为 50 mm。图 8(a) 为单孔, 圆形盲孔直径 3 mm。图 8(b) 缺陷间距 18 mm (大于超声阵列成像分辨率阈值), 左侧圆形盲孔直径 3 mm, 右侧圆形盲孔直径 5 mm。图 8(c) 缺陷间距 9 mm (略小于超声阵列成像分辨率阈值), 左侧圆形盲孔直径 3 mm, 右侧圆形盲孔直径 5 mm。

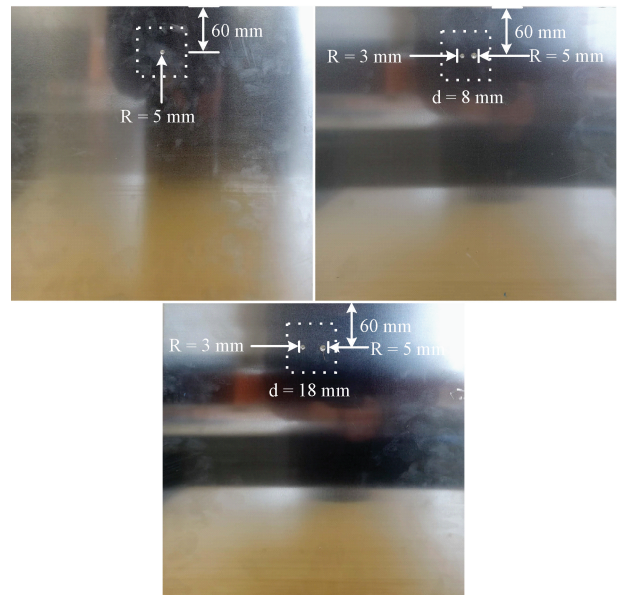


图 8 铝板试样

Fig. 8 Aluminum Plate Sample

1) 单个盲孔成像结果分析

分别使用 TFM、TR 及经过 FCN 模式选择后的 SCF-TFM 三种方法对单盲孔试样上采集到的兰姆波信号进行成像, 成像结果如图 9 所示。

成像结果中, TFM 成像结果出现大量伪像, 这是因为传统 TFM 只利用了散射信号的幅值信息, 而兰姆波的模

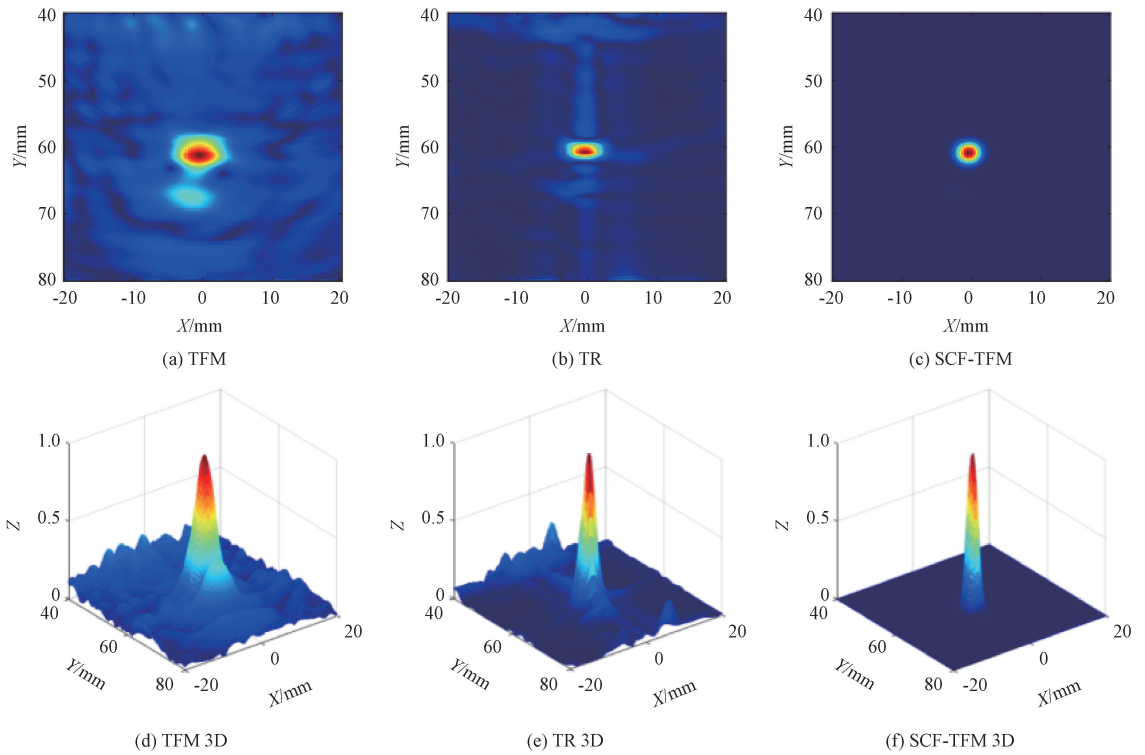


图9 单盲孔成像结果

Fig. 9 Single-blind hole imaging results

式转换和噪声降低了成像质量。TR 的声互易性使得散射信号在时空上重新聚焦,可以一定程度上补偿兰姆波的频散效应,成像质量有一定提升。经过 FCN 模型模态选择后的 SCF-TFM 抹除了模式转换和噪声干扰,同时考虑了散射信号的幅值和相位信息,对散射信号施加相位相干因子,一致性程度较低的非缺陷处散射信号被抑制,有效提升了成像质量。

引入 API 和 SNR 定量评价以上四种方法的成像质量,其中 API 是一个对点扩散函数空间大小无量纲的图像分辨率测量方法。

$$API = \frac{A}{\lambda^2} \quad (12)$$

式中: A 为长度方向剖面图中强度阈值为 -6 dB 时所截取对应三维图像的横截面积, λ 是兰姆波中心频率处的波长。API 的数值越小,表明图像的分辨率越高。

SNR 反映超声成像结果整体质量,表征缺陷散射信号与噪声之间的关系,具体表示为:

$$SNR = 20 \cdot \frac{I_{\max}}{I_{\text{average}}} \quad (13)$$

式中: I_{\max} 为散射信号的最大值, I_{average} 为背景噪声水平的平均值。

如图 10,铝板单盲孔成像结果中 $API_{\text{TFM}} > API_{\text{TR}} > API_{\text{SCF-TFM}}$, $SNR_{\text{TFM}} < SNR_{\text{TR}} < SNR_{\text{SCF-TFM}}$ 。

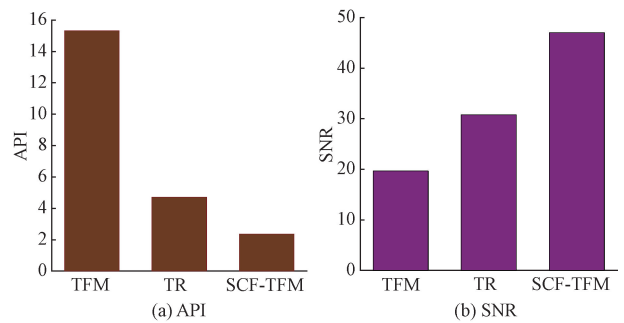


图10 单盲孔成像

Fig. 10 Single-blind hole imaging

在 API 方面 SCF-TFM 相比于 TFM、TR 分别提升了 84.68%、50.13%;在 SNR 方面 SCF-TFM 相较于 TFM、TR 分别提升了 58.23%、34.52%。

图 11 为三种成像方式的横向强度曲线对比,在阈值为 -6 dB 时,SCF-TFM 主瓣波峰宽度约为 1.03 mm,TR 约为 1.72 mm,TFM 约为 2.74 mm,SCF-TFM 相较于 TR 和 TFM 横向分辨率分别提升了 40.12%、62.41%。

综上,由铝板单盲孔缺陷成像质量指标分析结果显示,经过 FCN 模型模态选择后的 SCF-TFM 成像性能优于 TFM 和 TR,且成像结果更接近缺陷真实

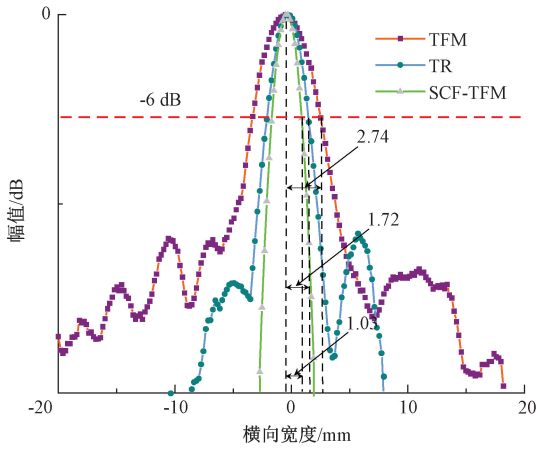


图 11 单盲孔横向强度曲线

Fig. 11 Single-blind horizontal strength curve

尺寸。

2) 两个非对称型盲孔 (间距大于分辨率阈值) 成像结果分析

缺陷间距 18 mm 时三种方法的成像结果如图 12 所示, 三者均能反映缺陷位置, 但成像结果出现明显差异。其中, TFM 成像质量不高, 无法有效反映缺陷形态。TR 成像质量有一定提升, 但同样有伪像产生。SCF-TFM 成像质量最好, 基本抹除了所有噪声干扰, 完整还原了缺陷位置及形态信息。

如图 13 所示, 铝板单盲孔成像结果中 $API_{TFM} > API_{TR} > API_{SCF-TFM}$, $SNR_{TFM} < SNR_{TR} < SNR_{SCF-TFM}$ 。在 API 方面 SCF-TFM 相比于 TFM、TR 分别提升了 80.01%、19.47%; 在 SNR 方面 SCF-TFM 相较于 TFM、TR 分别提升了 92.89%、43.09%。

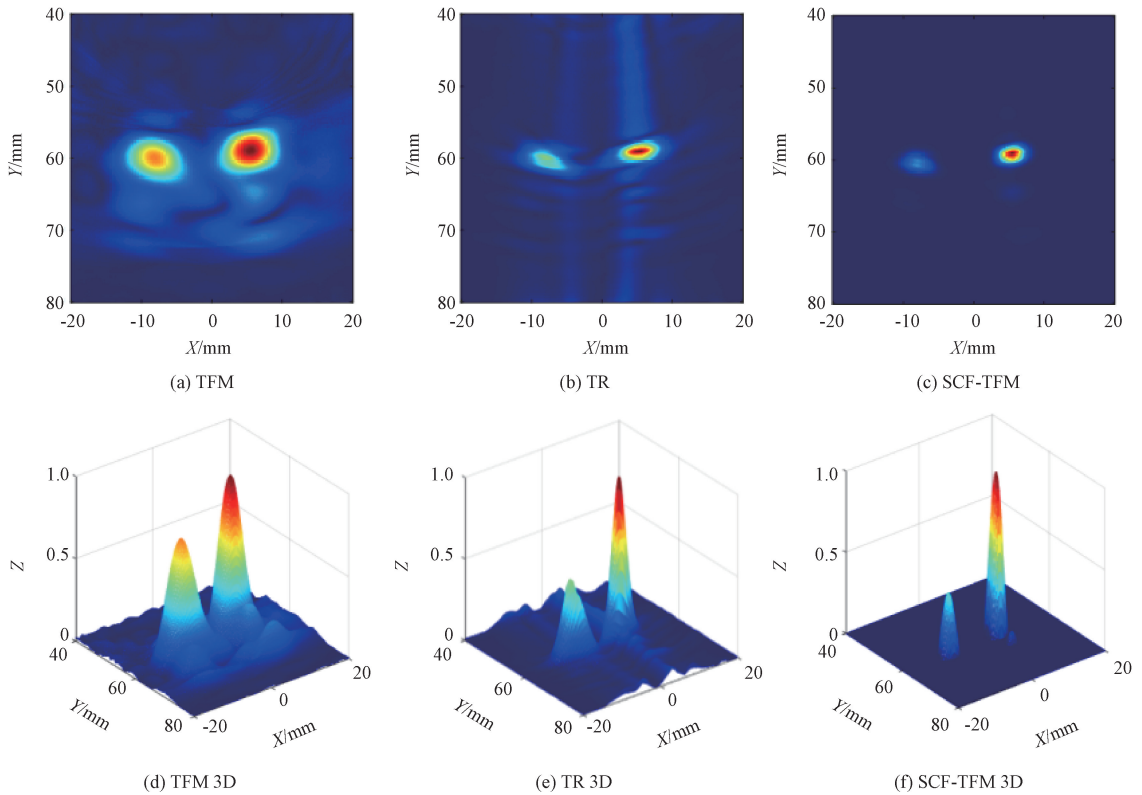


图 12 非对称 18 mm 间距缺陷成像结果

Fig. 12 Imaging results of asymmetric 18 mm spacing defects

图 14 为缺陷间距为 18 mm 时, 3 种成像方式的横向强度曲线对比, SCF-TFM 主瓣波峰宽度相较于 TR 和 TFM 明显更加聚焦, 具有更好的横向分辨率。

3) 两个非对称型盲孔 (间距小于分辨率阈值) 成像结果分析

缺陷间距 8 mm 时 3 种方法的成像结果如图 15 所示, 其中, TFM 与 TR 成像质量不高, 且已经无法有效区

分两个缺陷和反映缺陷形态。SCF-TFM 成像质量最好, 完整还原了缺陷位置及形态信息。

如图 16 所示, 铝板单盲孔成像结果中 $API_{TFM} > API_{TR} > API_{SCF-TFM}$, $SNR_{TR} < SNR_{TFM} < SNR_{SCF-TFM}$ 。在 API 方面 SCF-TFM 相比于 TFM、TR 分别提升了 83.92%、30.74%; 在 SNR 方面 SCF-TFM 相较于 TFM、TR 分别提升了 54.94%、57.68%。

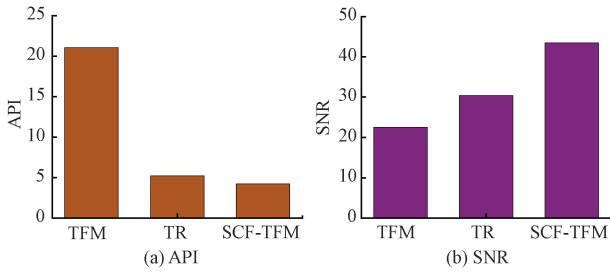


图 13 18 mm 间距缺陷成像
Fig. 13 18 mm defect spacing imaging

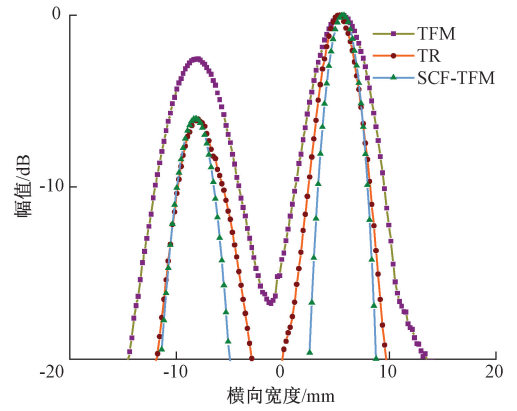


图 14 18 mm 间距缺陷的横向强度曲线
Fig. 14 Horizontal strength curve of defects with a spacing of 18 mm

如图 17 所示,对于盲孔间距为 8 mm 的非对称型盲孔缺陷(小于分辨率阈值),TFM、TR 的横向强度曲线两个波峰间深度大于 -6 dB 阈值,而 SCF-TFM 波峰间深度小于 -6 dB 阈值,即 SCF-TFM 可以区分小于分辨率阈

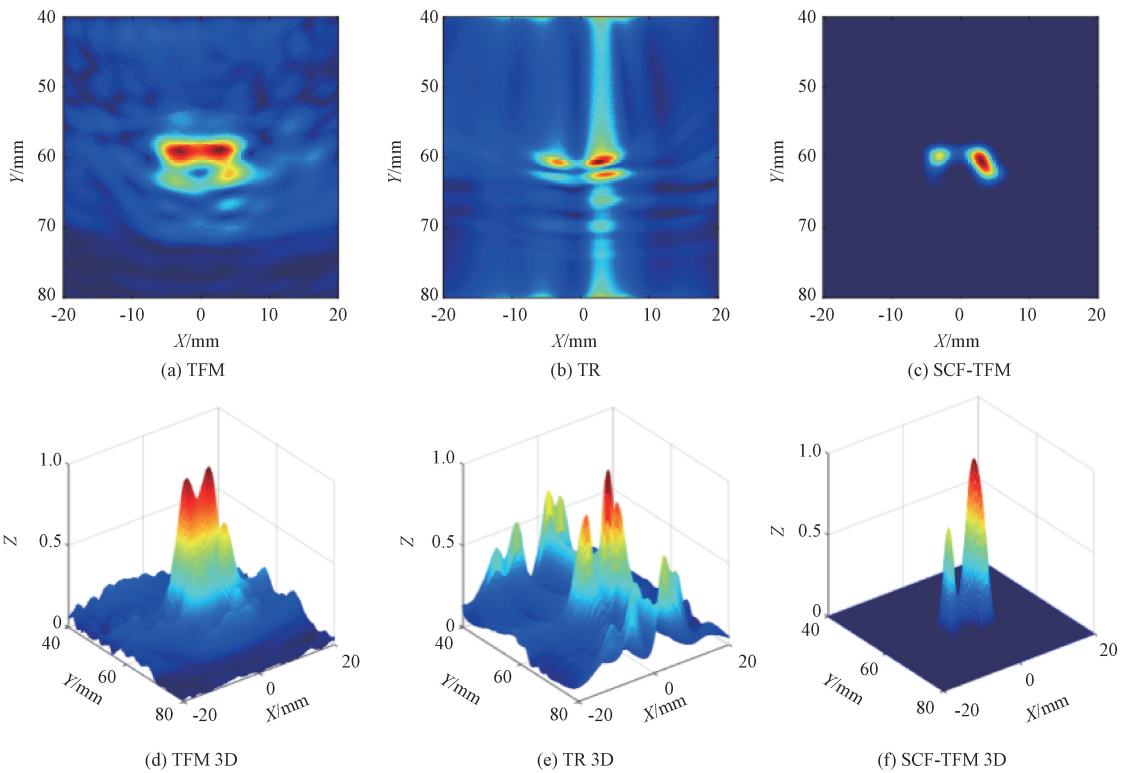


图 15 非对称 8 mm 间距缺陷成像结果

Fig. 15 Imaging results of asymmetric 8 mm spacing defects

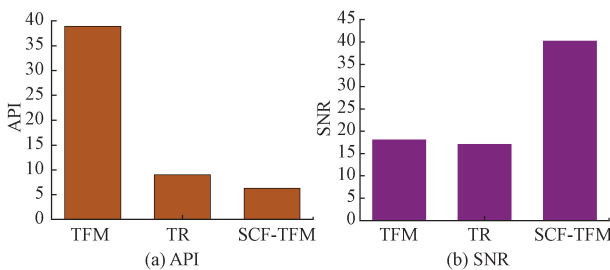


图 16 8 mm 间距缺陷成像
Fig. 16 8 mm defect spacing imaging

值的缺陷。

分别计算三种方法在盲孔缺陷深度 60 mm 位置处的横向强度曲线。SCF-TFM 相比于 TFM、TR 对于小于分辨率阈值的能力分别提升了 88.75%、50.54%。

3 结 论

本文针对非对称多盲孔缺陷兰姆波超分辨率成像问题,设计了一个 FCN 网络用于目标模式的选择,并与 SCF

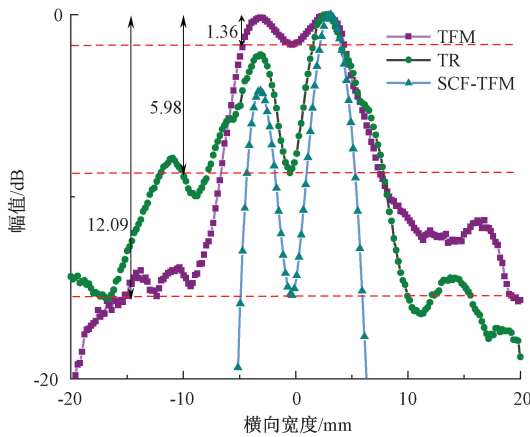


图 17 8 mm 间距缺陷的横向强度曲线

Fig. 17 Horizontal strength curve of defects with a spacing of 8 mm

成像相结合。最后,通过铝板中的盲孔进行超声兰姆波检测实验,与不同的成像方法进行比较分析,具体结论如下:

1)对于单个盲孔缺陷,TFM、TR 及 SCF-TFM 均可以正确反映缺陷位置及形态,TR 和 SCF-TFM 可以有效削弱兰姆波频散效应,提高成像分辨率和信噪比。其中,SCF-TFM 横向分辨率相比于 TR 提升 40.12%。

2)对于间距大于分辨率阈值的非对称盲孔缺陷,TR 和 SCF-TFM 在成像指标上均优于 TFM,其中 SCF-TFM 成像结果最好,API 比 TFM 提高了 80.01%,SNR 比 TFM 提高了 92.89%。

3)对于间距小于分辨率阈值的非对称盲孔缺陷,TFM 和 TR 无法准确区分不同缺陷,而 SCF-TFM 实现了超分辨率成像,相较于 TFM 和 TR,对于缺陷的分辨能力分别提升了 88.75%、50.54%。

综上所述,SCF 通过 FCN 网络抹除模式转换和噪声的干扰,并充分考虑散射信号幅值和相位信息,可以最大程度上抑制非缺陷处信号的干扰并增强缺陷识别能力,突破瑞利准则的限制,实现非对称型多盲孔缺陷超分辨率成像。

参考文献

[1] 高东海,范振中,郑韵娴,等. 铁路机车车轮轮缘径向裂纹超声检测工艺研究[J]. 铁道技术监督,2017(10):47-49.
GAO D H, FAN ZH ZH, ZHENG Y X, et al. Study on ultrasonic testing technology of radial cracks in wheel flange of railway locomotive [J]. Railway Technical Supervision, 2017, (10): 47-49.

[2] 陈波,于赫天,翟容清,等. 基于迁移学习的车轮踏面损伤检测[J]. 内蒙古科技大学学报,2021,40(2):144-147.

CHEN B, YU H T, ZHAI R Q, et al. Wheel tread damage detection based on transfer learning[J]. Journal of Inner Mongolia University of Science and Technology, 2021, 40(2): 144-147.

- [3] LIM S J, KIM Y L, CHO S, et al. Ultrasonic Inspection for Welds with Irregular Curvature Geometry Using Flexible Phased Array Probes and Semi-Auto Scanners: A Feasibility Study[J]. Applied Sciences-Basel, 2022, 13(2).
- [4] HOLMES C, DRINKWATER B, WILCOX P. The post-processing of ultrasonic array data using the total focusing method [J]. Insight: Non-Destructive Testing & Condition Monitoring, 2004,46(11):677-680.
- [5] HUAN Q, CHEN M T, SU Z Q, et al. A high-resolution structural health monitoring system based on SH wave piezoelectric transducers phased array[J]. Ultrasonics, 2019,97:29-37.
- [6] MULLER A, ROBERTSON-WELSH B, GAYDECKI P, et al. Structural Health Monitoring Using Lamb Wave Reflections and Total Focusing Method for Image Reconstruction[J]. Applied Composite Materials, 2016, 24(2):553-573.
- [7] SENYUREK V Y, BAGHALIAN A, TASHAKORI S, et al. Localization of multiple defects using the compact phased array (CPA) method[J]. Journal of Sound and Vibration, 2018,413:383-394.
- [8] 王光君,彭畅,高世萍,等. 基于超声导波的结构损伤识别方法与技术研究[J]. 铁道车辆,2022,60(1):56-60.
WANG G J, PENG CH, GAO SH P, et al. Research on structural damage identification method and technology based on ultrasonic guided wave[J]. Railway vehicle, 2022,60(1):56-60.
- [9] 朱新杰,邓明晰,蔡淑娟,等. 板中超声导波弧形合成孔径阵列多帧满秩成像检测[J]. 机械工程学报,2020,56(24):24-30.
ZHU X J, DENG M X, CAI SH J, et al. Multi-frame full rank imaging detection of ultrasonic guided wave arc synthetic aperture array in plate [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2020,56(24):24-30.
- [10] ZHANG J, DRINKWATER B W, WILCOX P D. Effects of array transducer inconsistencies on total focusing method imaging performance[J]. NDT&E International, 2011, 44(4):361-368.
- [11] 王永志,樊高宇. 基于 Lamb 波的结构损伤检测波形选择与实现[J]. 信息技术与信息化, 2022(1):115-118.
WANG Y ZH, FAN G Y. Waveform selection and

- implementation of structural damage detection based on Lamb wave[J]. *Information technology and informatization*, 2022 (1): 115-118.
- [12] FINK M. An overview of time-reversed acoustics [J]. *Journal of the Acoustical Society of America*, 2001, 110(5): 2615-2615.
- [13] HUAN Q, CHEN M T, LI F X. A high-sensitivity and long-distance structural health monitoring system based on bidirectional SH wave phased array [J]. *Ultrasonics*, 2020, 108.
- [14] MORI N, BIWA S, KUSAKA T. Damage localization method for plates based on the time reversal of the mode-converted Lamb waves[J]. *Ultrasonics*, 2018, 91: 19-29.
- [15] WANG J Z, SHEN Y F. An enhanced Lamb wave virtual time reversal technique for damage detection with transducer transfer function compensation [J]. *Smart Materials and Structures*, 2019, 28(8).
- [16] SIMONETTI F. Localization of pointlike scatterers in solids with subwavelength resolution[J]. *Applied Physics Letters*, 2006.
- [17] CAMACHO J, BRIZUELA J, FRITSCH C. Grain Noise Reduction by Phase Coherence Imaging [J]. *American Institute of Physics*, 2009, 1211: 855-862.
- [18] 吴鹏英, 王强, 谷小红等. 基于 TFM 的奥氏体不锈钢成像算法检测[J]. *河南大学学报(自然科学版)*, 2016, 46(4): 447-452.
- WU P Y, WANG Q, GU X H, et al. Austenitic stainless steel imaging algorithm detection based on TFM [J]. *Journal of Henan University (Natural Science Edition)*, 2016, 46 (4): 447-452.
- [19] 陈尧, 冒秋琴, 石文泽等. 基于相位相干性的厚壁焊缝 TOFD 成像检测研究[J]. *机械工程学报*, 2019, 55(4): 25-32.
- CHEN Y, MAO Q Q, SHI W Z, et al. TOFD imaging detection of thick-walled welds based on phase coherence[J]. *Journal of Mechanical Engineering*, 2019, 55 (4): 25-32.
- [20] LIU Z H, SUN K M, SONG G R, et al. Damage localization in aluminum plate with compact rectangular phased piezoelectric transducer array [J]. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 2016, 70-71: 625-636.
- [21] PRADO V T, HIGUTI R T, KITANO C, et al. Lamb mode diversity imaging for non-destructive testing of plate-like structures[J]. *NDT & E International*, 2013, 59: 86-95.
- [22] ZHANG J, DRINKWATER B W, WILCOX P D. Effects of array transducer inconsistencies on total focusing method imaging performance [J]. *NDT & E International*, 2011, 44(4): 361-368.
- [23] QU W, INMAN D J. Time reversal DORT method applied to Lamb wave damage detection[J]. *Proceedings of SPIE-The International Society for Optical Engineering*, 2012, 8409.
- [24] SONG H, YANG Y. Super-resolution visualization of subwavelength defects via deep learning-enhanced ultrasonic beamforming: a proof-of-principle study [J]. *NDT&E Int*, 2020, 116: 102-344.
- [25] LYU Y, HONG H X, SONG G R, et al. A simplified integration of multi-channel ultrasonic guided wave system for phased array detection and total focusing imaging, *Int. J. Acoustics Vibr*, 2021, 26(2): 104-110.

作者简介



孙刘家, 2018 年于淮南师范学院获得学士学位, 2022 年于上海工程技术大学获得硕士学位, 现为河海大学信息科学与工程学院博士研究生, 主要研究方向为超声成像与超声信号后处理。

E-mail: liujia_sun@163.com

Sun Liuja received B.Sc. degree from Huainan Normal University in 2018, received his master's degree from Shanghai University of Engineering and Technology in 2022 and is currently a doctoral student at Hohai University. His main research interests include ultrasound imaging detection and ultrasound signal post-processing.



韩庆邦(通信作者), 博士, 教授。河海大学信息科学与工程学院教师。中国声学学会委员、江苏省声学学会理事、中国地球物理学会工程勘探专业委员会委员。研究方向包括: 水声通信、探测、定位和导航等。

E-mail: 20111841@hhu.edu.cn

Han Qingbang (Corresponding author) Ph. D., Professor. Teacher of the College of Information Science and Engineering, Hohai University. He is a committee member of the Acoustical Society of China, Director of the acoustical society of Jiangsu province, and Professional committee of engineering exploration in the geophysical society of China. His research interests include: underwater acoustic communication, detection, positioning and navigation, etc.