

基于靶向阵元智能分划的超声全聚焦成像研究 *

舒意峰, 龙盛蓉, 谭小康, 李志农

(南昌航空大学仪器科学与光电工程学院 南昌 330063)

摘要:针对传统超声全聚焦成像技术(TFM)计算复杂度高、实时性不足的问题,提出了基于靶向阵元智能分划的超声全聚焦成像方法(TFM-IPE)。基于阵元中心分划的靶向全聚焦超声成像方法通过分析主阵元收发信号预定位可疑缺陷区域,进而对全矩阵数据进行方阵,横向及纵向分划处理,结合相位迁移算法实现高效聚焦成像。对两块含不同埋深分层缺陷的碳纤维复合材料试块进行超声全聚焦检测采集全矩阵数据,分别对全矩阵数据和分划后的子矩阵数据进行成像运算,并对比全矩阵数据成像效果和3种不同的分划方法得到的子矩阵成像效果,实验表明:相较于传统利用全矩阵数据的全聚焦成像,基于靶向阵元中心分划的靶向全聚焦超声成像方法可以显著减少数据矩阵运算量进而提高成像效率。3种分划方式中纵向分划得到的子矩阵成像图像对浅层、中层和深层3个不同埋深缺陷进行检测时,在保证成像分辨率和旁瓣抑制效果的基础上,对缺陷的水平位置预测相对误差要比方阵分划和横向分划分别降低了7.995 2%和7.633 4%、2.603 0%和2.447 9%、0.595 2%和0.496 5%。基于靶向阵元中心分划的靶向全聚焦超声成像方法通过数据分划策略有效平衡了成像效率与质量,为航空航天、核电等领域的自动化超声无损检测提供了高效解决方案。

关键词:阵元分划;超声;相位迁移;频域全聚焦;成像算法

中图分类号: TH89 文献标识码: A 国家标准学科分类代码: 460.4099

Study on ultrasonic total focus method-intelligent partitioning based on target elements

Shu Yifeng, Long Shengrong, Tan Xiaokang, Li Zhinong

(School of Instrument Science and Opto-electronics Engineering, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China)

Abstract: Total Focusing Method (TFM) for ultrasonic imaging, a novel ultrasonic total focus method-intelligent partitioning based on target elements (TFM-IPTE) is proposed. The TFM-IPTE first pre-locates suspected defect areas by analyzing the transmitted and received signals of the main elements. Subsequently, square, horizontal, and vertical division strategies are applied to the full matrix capture (FMC) data, and efficient focused imaging is achieved by combining these divided submatrices with a phase shift algorithm. FMC data were collected through ultrasonic total focusing detection on two carbon fiber composite test blocks containing subsurface layered defects with different depths. Imaging calculations were conducted on the full matrix data and the divided submatrix data respectively, and the imaging effects of the full matrix data were compared with those of the submatrix data obtained by three different division methods. Experimental results show that compared with the traditional total focusing imaging using full matrix data, the TFM-IPTE significantly reduces the computation load and thereby improves imaging efficiency. Among the three division methods, vertical division provides superior performance when detecting shallow, middle, and deep defects. While maintaining imaging resolution and side lobe suppression effect, the relative error of horizontal position prediction for defects are reduced by 7.995 2% and 7.633 4%, 2.603 0% and 2.447 9%, 0.595 2% and 0.496 5% compared with square division and horizontal division respectively. The TFM-IPTE effectively balances imaging efficiency and quality through the data division strategy, providing an efficient solution for automated ultrasonic non-destructive testing (NDT) in fields such as aerospace and nuclear power.

Keywords: array element partitioning; ultrasound; phase migration; frequency domain total focus; imaging algorithm

0 引言

合成孔径成像技术二十世纪中叶首次出现在雷达领域即合成孔径雷达(synthetic aperture radar, SAR),通过移动天线阵列合成大孔径,进而提升雷达的角分辨率。二十世纪七十年代,合成孔径技术原理被引入超声领域,出现了基于合成孔径技术的图像重构方法(synthetic aperture focusing technique, SAFT)^[1-3],合成孔径技术利用子孔径合成实现局部的聚焦成像,有效提高了检测分辨率,但由于合成孔径技术计算复杂度高,无法实时成像。随着相控阵技术的成熟,Wilcox 团队^[4-6]提出全矩阵采集技术(full matrix capture, FMC),通过多阵元交替发射/接收超声信号,实现对检测区域数据的密集采集。在此基础上出现了超声全聚焦成像检测(total focusing method, TFM)技术^[7-8],该技术在全矩阵信号数据的基础上进行数据后处理成像。和传统的超声相控阵技术相比,TFM 技术有效克服了超声相控阵技术只能对特定聚焦区域进行检测的局限性,成功实现对整个待检区域成像,提高了缺陷检测能力和成像分辨率。

尽管 TFM 技术相较于传统超声检测技术存在一定的优势,但其需要处理完整的全矩阵数据,使得计算过程复杂度高,成像效率严重下降,无法实现高效的实时成像检测。得益于并行计算技术的发展,通过引入多核心处理器(graphic processing unit, GPU)^[9]和现场可编程门阵列(field programmable gate array, FPGA)技术^[10-11]可在硬件层面对成像计算加速,但利用 GPU 进行加速存在计算精度与数值稳定性的限制,易造成伪影和缺陷位置偏移,数据通信与内存带宽瓶颈会使得处理大规模数据时效率显著下降^[12-13],功耗与散热限制则会使得设备的便携性严重下降;FPGA 技术在处理大规模的 FMC 数据时同样存在计算规模和储存资源的限制,因此要提高 TFM 技术的成像效率可以考虑在算法及全矩阵数据层面进行改进。

周至伟等^[14]利用一种基于改进稀疏表示的超声信号处理方法,对全矩阵数据进行预处理获得时频参数,并在此基础上对分段信号进行稀疏分解与重构,有效解决了高衰减厚壁材料中超声相控阵检测难以提取缺陷特征和信噪比较低的问题。Piedade 等^[15]通过在数据传输中使用稀疏填充的数组并使用压缩感知(compressive sensing, CS)对其进行有效压缩,大幅度降低了全聚焦成像对数据和硬件的要求,提高了全聚焦成像效率。秦飞红等^[16]提出基于多特征融合的目标检测网络,充分结合不同尺寸特征提高了检测能力,采用 DenseNet 网络代替传统视觉几何组网络(visual geometry group network, VGG)网络,利用 DenseNet 参数复用特性有效提高了识别效率。Molinier 等^[17]利用单个零度平面波(plane wave, PW)结合条件生成对抗网络

(conditional generative adversarial network, cGAN)生成类似 TFM 的高分辨率图像,降低了成像所需的计算时间和数据储存量。Pillarisetti 等^[18]将平面波成像(plane wave imaging, PWI)原理应用于传统相控阵扇形扫描,提出扇形平面波成像(fan-shaped plane wave imaging, SPWI)技术。与已有的 TFM 和 PWI 技术相较,SPWI 技术虽然接收聚焦受到影响导致分辨率降低,但有效提高了成像效率。李文涛等^[19]通过分析超声波在不同介质中的传播特性,建立合成声束在多介质中传播的聚焦声场分布模型,提出了多层介质中超声波传播途径的快速计算方法,有效提高了多层介质材料内部缺陷检测的信噪比和定量精度。许才彬等^[20]利用超声导波相控阵获取被检区域的全矩阵数据,对全矩阵数据进行匹配滤波及信号补偿后再进行加权全聚焦成像,实现了对单缺陷/双缺陷的高质量成像。杨宁等^[21]基于分割环形阵列的 1/4 矩阵全聚焦成像方法,设计了 4 种不同的分割环形阵列结构,通过数值仿真确定 5 MHz 的 R4×S12 探头对复合材料孔边分层缺陷进行检测,提高了缺陷对比度,降低了缺陷尺寸表征误差。陈明等^[22]通过延时信号构建环形统计矢量,利用阈值去除通过 Weibull 确定的伪影噪声的环形统计矢量(circular statistical vector, CSV)值,相较于横波全跨 TFM 成像提高了裂纹信噪比。Baiotto 等^[23]分别利用 3 种不同的相干加权方法,均改善了环形焊缝区域各向异性和不均匀性导致的 TFM 成像效果较差的问题。曾邱毓晨等^[24]在将全矩阵数据沿对角线展开,利用傅里叶变换将对角线数据变换到频率波数域,再选取适当的对角线数据进行对齐叠加后成像,通过改变数据使用量实现成像分辨率和旁瓣抑制效果的折中。

针对全聚焦算法成像数据量大、成像效率低,硬件加速功耗、成本高,难以满足高精度自动化在线检测等问题,基于靶向阵元智能分划的超声全聚焦成像(total focus method-intelligent partitioning based on target elements, TFM-IPTE)对算法层面的数据分划进行优化,从全矩阵数据出发,将对应各阵元自发自收的主对角线数据进行提取分析,根据缺陷特征锁定最接近缺陷正上方的靶向阵元,再以靶向阵元为基础将全矩阵数据进行分划,结合基于相位迁移的全聚焦成像方法进行成像,将计算使用数据量降低至原数据的 10.77%~32.81%,实现了在数据使用层面提高全聚焦成像效率,同时通过对主阵元信号的分析可以做到对被检区域的完整扫查,可以有效提高缺陷检出率。

1 TFM-IPTAED 算法原理

基于靶向阵元智能分划的超声全聚焦成像算法的核心由“数据采集-智能分划-频域聚焦”3 部分构成

(图 1):首先通过全矩阵采集获取完整声场数据,再利用靶向阵元定位缺陷高敏感区域并分划子矩阵,最后结合相位迁移算法实现高效聚焦成像。三者通过“缺陷空间敏感性-数据降维-频域声场外推”的逻辑链形成闭环,在减少计算量的同时保留成像关键信息。

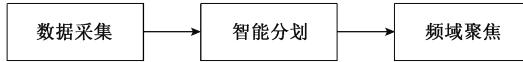


图 1 TFM-IPTAED 算法核心

Fig. 1 Core of the TFM-IPTAED algorithm

1.1 全矩阵数据采集模型

N 阵元相控阵探头的全矩阵采集过程如图 2 所示。从第 1 号阵元开始,每个阵元依次发射超声波信号,以脉冲周期作为每个阵元的激励间隔,按照 1~ N 号顺序逐次激励。每次激发后的检测回波信号被同一个相控阵探头的 1~ N 号阵元接收。

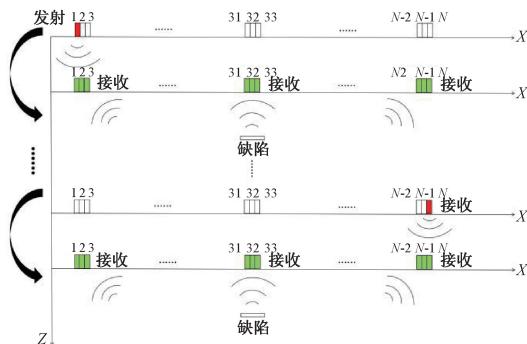


图 2 FMC 过程

Fig. 2 FMC process

将采集的 A 扫信号数据以三维矩阵形式储存,共计 $N \times N$ 条 A 扫信号数据,即全矩阵数据采集。FMC 数据中 A 为每个阵元接收到的 A 扫信号数据,下标 $i(1, 2, 3, \dots, N-2)$ 代表每组发射阵元的坐标编号,下标 $j(1, 2, 3, \dots, N)$ 代表每个接收阵元的坐标编号。例如, FMC 数据其中一条数据记为 A_{ij} , 表示第 i 组发射阵元激励超声脉冲波,被第 j 号阵元接收。

1.2 基于靶向阵元的智能分划方法

如图 3 所示的 FMC 模型,涵盖了超声相控阵检测技术中的单收全发模式获得的完整数据。基于超声波传播特性和惠更斯原理,缺陷会对超声波信号的散射在空间上存在局部敏感性,即当发射-接收单元(i, j)位于缺陷及缺陷边缘正上方时,接收信号 A_{ij} 会存在更为显著的缺陷回波特征,尤其是自发自收阵元接收到的信号包含的缺陷回波特征更为显著,即当 $i=j$, 缺陷信号为 A_{ii} 时,其时域波形图完整反映了超声信号由 i 阵元发射经由缺陷位置发生散射再传播至工件底面后反射回 i 阵元的整个

过程。结合超声 A 扫信号的物理意义,提取全矩阵数据中每个 $i=j$ 的主对角线数据,即 $A_{11}, A_{22}, \dots, A_{NN}$, 并绘制相应的 A 扫信号图,根据超声回波信号随传播时间的变化及相应的缺陷回波峰值可以对缺陷空间分布进行简要分析。

A_{11}	A_{12}	...	A_{1j}	...	$A_{1(N-1)}$	A_{1N}
A_{21}	A_{22}	...	A_{2j}	...	$A_{2(N-1)}$	A_{2N}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
A_{i1}	A_{i2}	...	A_{ij}	...	$A_{i(N-1)}$	A_{iN}
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
$A_{(N-1)1}$	$A_{(N-1)2}$...	$A_{(N-1)j}$...	$A_{(N-1)(N-1)}$	$A_{(N-1)N}$
A_{N1}	A_{N2}	...	A_{Nj}	...	$A_{N(N-1)}$	A_{NN}

图 3 全矩阵数据模型

Fig. 3 Full matrix capture data model

通过分析 A 扫信号的缺陷回波特征可有效对位于缺陷正上方的高敏感阵元进行定位,当阵元 i 的自发自收信号 A_{ii} 出现显著的缺陷回波信号,同时 i 阵元左右阵元的同深度缺陷回波信号产生明显的依次衰减,定义 i 阵元为靶向阵元。获取靶向阵元信息后,基于缺陷回波的特征对全矩阵信号进行分划,即以靶向阵元为中心,选取包含靶向矩阵及其相邻阵元的子矩阵($M \times N$)作为目标区域进行处理,实现数据降维,剔除无关数据降低计算复杂度。

为避免缺陷回波信号选取被材料噪声影响,采用自适应信噪比阈值(signal-to-noise ratio, SNR_i)对缺陷信号进行筛选:

$$SNR_i = 20 \lg \left(\frac{A_{\text{defect}}}{A_{\text{noise}}} \right) \quad (1)$$

式中: A_{defect} 为主阵元 A_{ii} 的缺陷回波峰值; A_{noise} 为同一信号中无缺陷区域的背景噪声均值,为避免材料固有噪声对检测结果的影响,对主对角线数据做 5 阶 Butterworth 低通滤波处理后再计算噪声均值;当 $SNR_i > 3$ dB 并且满足主阵元两侧阵元回波幅值峰值依次衰减时,定义 i 阵元为靶向阵元。

1.3 基于相位迁移的全聚焦频域成像法

如图 4 所示的爆炸反射模型中,将缺陷散射体等效为二次波源,在待测工件表面放置一个相控阵探头采集回波声场,采集深度设为 $z_m (m=1, 2, \dots, (Z/\Delta z))$, 其中 Δz 为层间距, Z 为总深度。结合爆炸反射原理^[25], 将回

波声场外推至每个深度,以此获得整个区域的重构图。整个过程可简化为将相控阵探头采集的回波信号视为虚拟探头在缺陷正上方、传播时间 $t=0$ 时刻对二次波源的直接接收。由于超声波从探头发射至缺陷并返回的传播声程为实际距离的 2 倍,为统一时间轴与空间坐标,定义等效纵波声速 $\hat{c} = c_{\text{纵}}/2$,利用角谱法对探头记录的声场进行重建,进而完成检测。

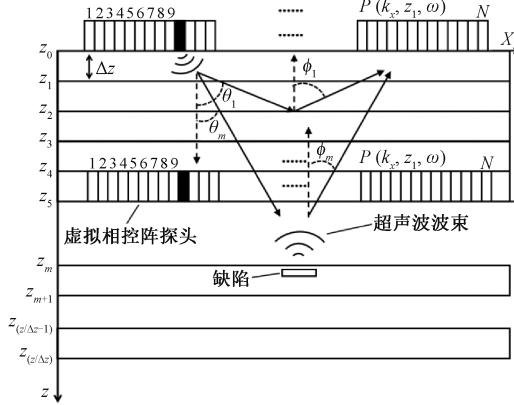


图 4 爆炸反射模型

Fig. 4 Explosive reflection model

对一个包含 N 阵元的相控阵探头,设 1 号阵元的中点坐标为 $x=0$,依次类推,确定每个阵元的位置坐标,将每个阵元采集到的随传播时间变化的回波信号记为 $p(x, z_0, t)$,其中 z_0 为上表面层。将阵元接收的信号经过二维傅里叶变换后得到 z_0 的角谱,即:

$$P(\mathbf{k}_x, z_0, \omega) = \iint p(x, z_0, t) e^{-i(\mathbf{k}_x \cdot \mathbf{x} + \omega t)} dx dt \quad (2)$$

以 z_0 的角谱作为初始波场,使用角谱法将任意一层的频域波场求出如式(3),即:

$$P(\mathbf{k}_x, z_{m+1}, \omega) = \begin{cases} P(\mathbf{k}_x, z_m, \omega) e^{-i\sqrt{k^2 - k_x^2} \Delta z}, & k^2 - k_x^2 > 0 \\ 0, & k^2 - k_x^2 < 0 \end{cases} \quad (3)$$

式中:相位因子 $e^{-i\sqrt{k^2 - k_x^2} \Delta z}$ 中包含每一层的扫查位置信息,可以将接收探头的声场外推至其他深度,即虚拟探头在不同深度接收的辐射声场; $\mathbf{k} = \omega/\hat{c}$ 表示波矢; ω 表示角频率; \hat{c} 表示等效纵波声速; \mathbf{k}_x 表示 x 方向的波矢分量。

利用相位因子外推出每一层深度的接收声场并用二维傅里叶逆变换将角谱转换为具体的声压幅值^[26],即:

$$\iint P(\mathbf{k}_x, z_{m+1}, \omega) e^{-i\sqrt{k^2 - k_x^2} \Delta z} e^{-i(\mathbf{k}_x \cdot \mathbf{x} - \omega t)} d\mathbf{k}_x d\omega \quad (4)$$

此时取 $t=0$ 时刻虚拟阵元记录的声场并外推至每一层深度,得到聚焦二维图像,即:

$$I(x, z_m) = \iint P(\mathbf{k}_x, z_m, \omega) e^{i\sqrt{k^2 - k_x^2} \Delta z} e^{i(\mathbf{k}_x \cdot \mathbf{x})} d\mathbf{k}_x d\omega \quad (5)$$

结合了基于靶向阵元的智能分划方法和基于相位迁移的全聚焦域成像法两种算法优势的 TFM-IPPAED 成像算法,可以在保证成像效果的基础上,通过剔除不必要的计算数据,避免全矩阵数据的冗余计算,解决超声全聚焦成像技术中计算数据量过大导致的成像效率过低的问题。

1.4 算法对比分析

为研究 TFM-IPPAED 成像算法的技术优势,选取稀疏表示、CS 及 SPWI 这 3 种主流软加速算法与 TFM-IPPAED 成像算法从多维度展开对比分析(表 1)。

表 1 算法对比

Table 1 Algorithm comparison

算法	核心原理	数据量缩减比例/%	成像时间 (相对于 TFM)
稀疏表示	时频参数提取稀疏重构	40~60	1/3~1/4
压缩感知	稀疏填充 CS 重构	50~70	1/4~1/5
SPWI	扇形平面波简化发射	60~70	1/3~1/4
cGAN 生成	cGAN 模型生成	90	1/10~1/20
TFM-IPPAED	靶向阵元定位物理分划	70~90	1/3~1/10

稀疏表示算法首先对全矩阵数据进行时频参数提取,再通过正交匹配追踪等算法对信号进行稀疏分解与重构,将冗余信号剔除进一步减少计算量。该算法可以将数据量缩减 40%~60%,提高了成像效率,但存在 3 个问题:1)严重依赖信号稀疏性,当检测信号因缺陷重叠、缺陷形状不规则等因素导致超声信号稀疏性降低时,成像精度大幅下降;2)对信号进行重构时会引入额外计算量,增加计算时间;3)时频参数提取通用性较差,针对不同材料需重复调试。

压缩感知算法在数据传输阶段通过稀疏填充数组对全矩阵数据进行压缩,过优化设计的测量矩阵实现数据降维,可将全矩阵数据压缩 50%~70%,有效降低了计算量,但也存在 3 个问题:1)针对不同缺陷需要开发不同测量矩阵,开发周期长、成本高;2)噪声敏感性强,在高噪声场景下缺陷漏检率超过 20%;3)重构计算计算量大,引入额外计算成本。

SPWI 通过简化发射模式,用扇形平面波覆盖检测区域,有效提高成像效率,但其核心问题是简化收发模式导致聚焦效果受损,旁瓣抑制效果较差,导致分辨率不足以及由于扇形平面波的声束扩散角较大,声能衰减较快导致深层检测能力不足。

cGAN 生成成像算法是将单个零度平面波收集的少量数据输入预先训练好的对抗生成网络(cGAN),利用深度学习神经网络生成与全矩阵 TFM 分辨率接近的图像,

可以显著地提升成像效率并降低检测设备要求。但 cGAN 生成成像算法严重依赖样本训练, 检测性能完全取决于训练样本数量和多样性, 同时模型训练迭代周期较长, 训练成本较高。

基于靶向阵元智能分划的超声全聚焦成像通过靶向阵元定位结合数据分划的处理思路, 通过在物理意义上剔除冗余数据, 显著提升成像效率。相较于稀疏表示和压缩感知算法需对数据进行压缩再重构补偿的思路, TFM-IPTAED 成像算法通过 SNR 阈值及两侧回波衰减规律定位靶向阵元, 基于缺陷位置和阵元几何形状对数据进行分划, 有效避免了重构计算引入的额外计算成本; TFM-IPTAED 成像算法纵向分划模式下, API 最低可达 0.168 0, 缺陷水平位置预测相对误差最小仅 0.496 5%, 具有较高的测量精度; TFM-IPTAED 成像算法可将计算数据量缩减至全矩阵数据的 10.77%~32.81%, 显著降低对检测设备内存带宽的要求及 GPU 硬件部署成本。

2 实验平台搭建

2.1 实验设备

依据全矩阵数据采集过程(图 2), 利用相控阵检测系统来实现成像算法对检测数据的要求, 该数据采集系统由多通道选择器(MUX-128d-E)、高频率信号发射接收仪(JPR-600C)、功率放大器(N4L LPA05 power amplifier)、64 阵元线阵探头(10L64-C4)和数字示波器(DS1074Z plus)等组成(图 5)。信号激励和接收端均为 64 阵元的线性阵列探头, 其有效孔径为 32 mm, 阵元长度为 10 mm。依据实际的检测需求, 通过计算机内的信号控制软件和多通道选择器来控制阵元发射和接收模式, 由超声信号发射接收器产生特定频率的余弦信号, 信号参数见表 2。经功率放大器放大后作用于线阵探头, 缺陷回波经线阵探头被超声信号发射接收器接收, 最终经示波器将数据保存至计算机, 通过计算机对离线数据进行后处理, 实现对缺陷图像进行重构。

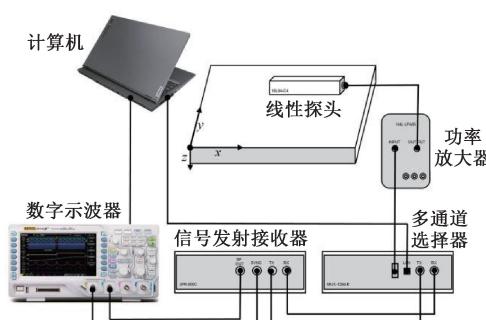


图 5 多阵元全聚焦数据采集系统

Fig. 5 Multi-element full focusing data acquisition system

表 2 激励信号参数

Table 2 Excitation signal parameters

参数名称	参数值
信号中心频率/MHz	10
脉冲电压/V	150
信号增益/dB	20
信号采集频率/MHz	200
Hanning 窗调制周期	5
重复频率/kHz	2

2.2 实验材料和参数

检测对象为碳纤维复合材料(carbon-fiber reinforced plastics, CFRP)板材试样, 材料详细参数见表 3。选择含树脂纤维的编织碳纤维预浸料作为原材料, 单层厚度为 0.25 mm(其中环氧树脂厚度 0.01 mm), 预浸料的铺设标准为 [0/45/90/-45]_s, 共计 40 层。层间预埋聚酰亚胺薄膜作为分层缺陷, 薄膜厚度为 0.03 mm, 聚酰亚胺薄膜的声学阻抗与 CFRP 差异明显, 常用作分层缺陷模拟材料^[21,26], 但以聚酰亚胺薄膜作为分层缺陷会因聚酰亚胺薄膜表面比分层缺陷表面平整度更高, 导致缺陷信号频谱纯度高于实际分层缺陷, 在后续实际使用过程中需进一步验证; 在试样表面喷涂适量脱模剂来阻止与预浸料发生粘连, 避免其固化过程发生形变扭曲。将制作好的试样放入真空热压罐, 经升温(130°C)、升压(600 kPa)、固化成形等一系列工艺以后加工而成。

表 3 待测 CFRP 参数

Table 3 Parameters of CFRP under test

参数名称	参数值
碳纤维纵波声速/(m·s ⁻¹)	3 099.57
环氧树脂纵波声速/(m·s ⁻¹)	2 398
密度/(kg·m ⁻³)	1 560
泊松比	(V_x, V_y, V_z)=(0.3, 0.3, 0.34)
杨氏模量/GPa	(E_x, E_y, E_z)=(8.7, 8.7, 134)
剪切模量/GPa	(G_x, G_y, G_z)=(4.48, 4.48, 3.46)
长×宽×高/mm	100×100×10
层数	40

实验制备了 2 块 100 mm×100 mm×10 mm 的标准试样, 其中分层缺陷示意图如图 6 所示, 为排除多缺陷间干扰验证 TFM-IPTAED 成像算法对缺陷定量的准确性, 制备含单一缺陷的试样 1(表 4)。为研究不同分划方法对不同埋深缺陷的检测适应性, 对比 3 种不同分划方法在不同深度下的成像性能差异, 制备含 3 个不同埋深缺陷的试样 2(表 5)。

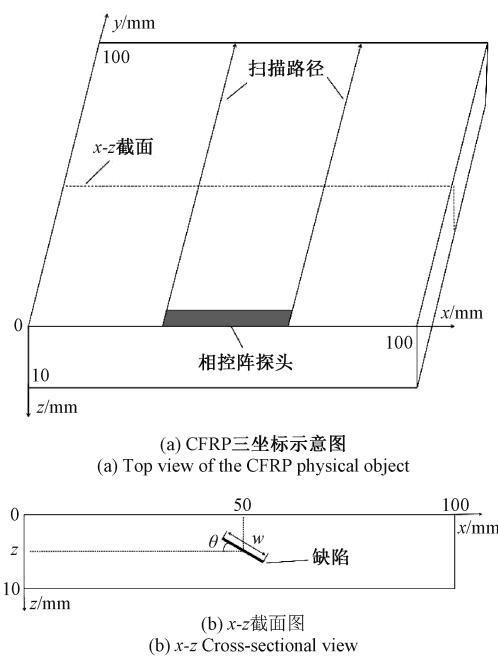


图 6 分层缺陷示意图

Fig. 6 Diagram of delamination defects

表 4 试样 1 缺陷分布

Table 4 Defect distribution of specimen 1

缺陷参数	数值
$(x, y)/\text{mm}$	(50, 50)
Z/mm	5
W/mm	2
$\theta/(\text{°})$	0

表 5 试样 2 缺陷分布

Table 5 Defect distribution of specimen 2

缺陷参数	缺陷 1	缺陷 2	缺陷 3
$(x, y)/\text{mm}$	(50, 10)	(50, 50)	(50, 90)
z/mm	3	5	7
w/mm	2	2	2
$\theta/(\text{°})$	0	0	0

3 TFM-IPTAED 算法成像结果与分析

3.1 TFM-IPTAED 算法成像结果

利用 2.1 节中的实验装置对试样 2 进行检测, 提取全矩阵数据中的主对角线数据(图 7)。位于缺陷正上方的阵元由于正对缺陷, 超声波传播至缺陷位置时发生全反射且声程最短, 超声回波信号发生的衰减更小, 因此可

以将缺陷处最大回波峰值所对应的阵元编号 i (对应图 7 中 32 号阵元)看作位于缺陷正上方的阵元。而位于缺陷正上方阵元两侧的阵元, 由于阵元位置即超声波激励位置与缺陷存在一定夹角, 使得超声波反射产生损失, 同时超声波传播的声程更长, 超声波传播过程中发生的材料衰减更大, 因此缺陷正上方编号 i 的阵元两侧阵元对同一处缺陷的缺陷回波幅值是严格递减的, 根据这一规律可以对由于几何结构反射、多次反射等原因产生的干扰信号进行排除。

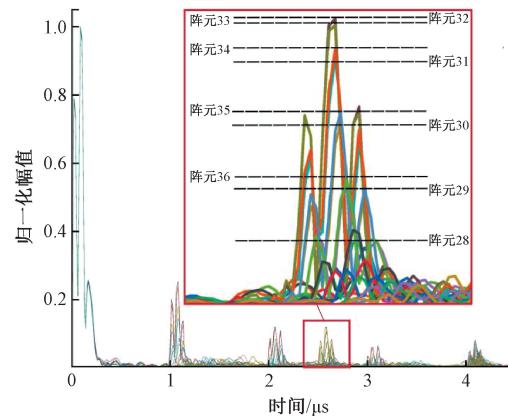


图 7 主对角线数据归一化幅值

Fig. 7 Normalized amplitude map of main diagonal data

按照以上规则对试样 1 进行检测并采集全矩阵数据, 对全矩阵数据中的主对角线数据分析后找到位于缺陷正上方的阵元 i , 以阵元 i 为中心, 左右分别延伸 10 个阵元分划方阵子矩阵(图 8), 图 8 中主对角线数据出现 3 个对应试样 2 所设置 3 个缺陷的独立且清晰的高 SNR 信号峰, 此处选取阵元 32 对应子矩阵进行后处理成像, 并与全矩阵数据成像效果进行对比(图 9)。由于进行方阵分划时只选用了靶阵元为中心的一个子矩阵, 使用的

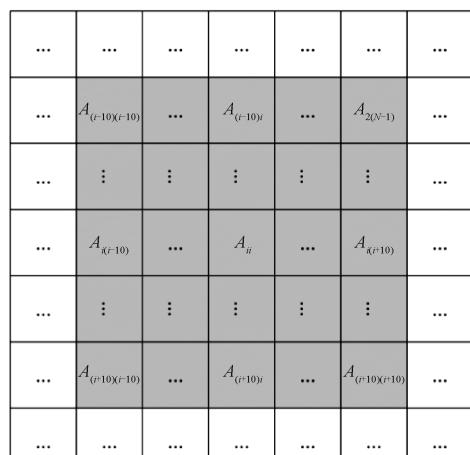


图 8 方阵子矩阵

Fig. 8 Square submatrix

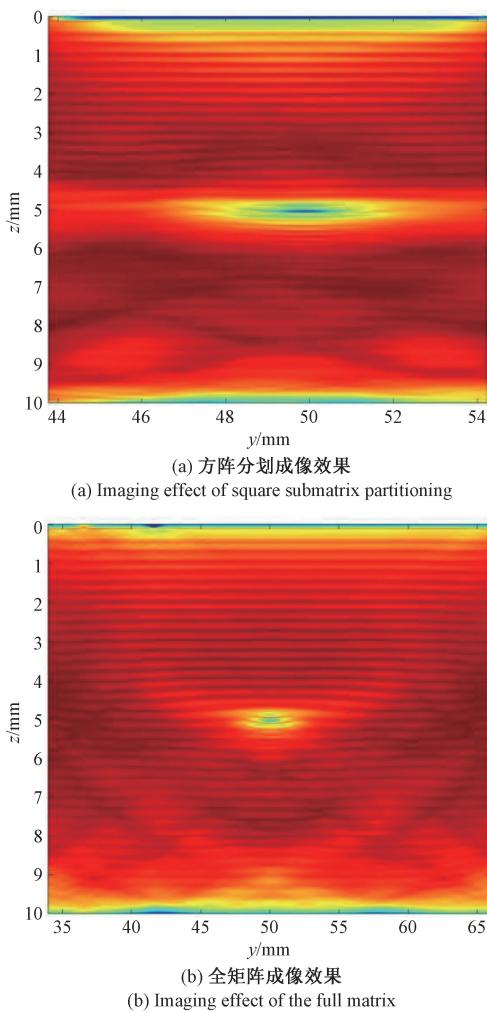


图 9 1 号试样成像效果对比

Fig. 9 Imaging effect comparison of test block 1

数据量为原全矩阵数据的 10.77%，有效降低了计算复杂度，并保证了缺陷中心的能量强度，有利于对缺陷的定位定量计算，但由于数据量的减少，使得缺陷边缘较为模糊。

为了进一步比较两种成像技术的性能优劣，选取阵列性能指标(array performance index, API)、峰值旁瓣比(peak side lobe ratio, PSLR)、积分旁瓣比(integrated side lobe ratio, ISLR)和缺陷水平位置预测 4 个指标对成像分辨率、旁瓣抑制效果及成像宽度进行分析。其中 API 是衡量阵列性能的综合指标，用于评估成像质量、能量效率和旁瓣抑制能力^[27]，可对缺陷成像区域分辨率性能进行评估；PSLR 为主瓣峰值强度与最强旁瓣的峰值强度之比，当比值越小，表明其旁瓣抑制效果越好^[28]；ISLR 是主瓣能量与所有旁瓣能量之和的比值，可以反映旁瓣的总体强度，ISLR 越高，说明旁瓣总能量相对于主瓣越低，系统对于多个弱干扰的鲁棒性更强^[29]。

API 可以描述为衡量点扩散函数的无量纲量，其定义为：

$$API = \frac{A_{-6 \text{ dB}}}{\lambda^2} \quad (6)$$

式中： $A_{-6 \text{ dB}}$ 为缺陷处图像(点扩散函数)的-6 dB 区域面积； λ 为波长。在同等波长时，当 API 越小表明空间中能量强度衰减速度越快，能量越收敛集中。

两种数据矩阵的 API 对比见表 6，结果表明，以靶阵元为中心对全矩阵数据进行方阵分划再进行后处理成像，即 TFM-IPTAED 算法具有更高的成像分辨率。

表 6 API 对比

Table 6 Comparison of API

数据类型	API
方阵分划	0.191 2
全矩阵数据	0.192 8

从 0 分别提取目标缺陷中心最大幅值并沿着水平方向的变化进行成像强度对比，并对其对应峰值旁瓣比和积分旁瓣比进行分析，由表 7 和 8 可知，以靶阵元为中心对全矩阵数据进行方阵分划后，相较于原全矩阵数据减少了最大旁瓣数据对主瓣的干扰，有效抑制检测过程中的伪缺陷信号对实际缺陷检出的干扰。同时方阵分划后的数据相较于原全矩阵数据对整体旁瓣的抑制效果更好，有效降低检测过程中的噪声信号对成像效果的影响。

表 7 PSLR 对比

Table 7 Comparison of PSLR

数据类型	PSLR/dB
方阵分划	-7.021 9
全矩阵数据	-6.388 6

表 8 ISLR 对比

Table 8 Comparison of ISLR

数据类型	ISLR/dB
方阵分划	-3.150 6
全矩阵数据	-2.055 1

由表 9 可得，经方阵分划处理后的子矩阵数据对试样 1 中缺陷的水平位置进行预测时的相对误差要比全矩阵数据的水平位置预测相对误差更大，这是因为在对全矩阵数据进行分划时剔除了部分数据，而这些数据对缺陷水平位置预测有较大的影响。为了提升缺陷水平位置的预测精度，将方阵分划方法进行扩展，将不同的分划方法进行对比以提升缺陷水平位置预测精度。

表 9 水平位置预测相对误差对比

Table 9 Comparison of relative error in horizontal position prediction

数据类型	相对误差/%
方阵分划	1.245 8
全矩阵数据	0.132 2

3.2 TFM-IPTAED 算法子阵元分划方法分析

全矩阵数据的纵向维度代表着每个物理位置对应的阵元激励超声波信号,横向维度代表着每个物理位置对应的阵元接收超声回波信号,由此可以在以靶向阵元为中心对全矩阵数据进行方阵分划的基础上,分别在超声波信号的激励层面和接收层面对子矩阵分划方法进行延伸,即分别在纵向维度和横向维度进行不同的分划,后文简称纵向分划和横向分划。

TFM 成像是基于惠更斯原理的合成孔径聚焦过程,成像质量受到合成孔径大小和波束指向性影响,而合成孔径大小由参与收发的阵元数量及其分布决定,并直接影响波束扩散角。方阵分划、纵向分划和横向分划的核心差异本质是通过调整收发阵元的选区范围,改变合成孔径大小,进而影响波束传播和聚焦特性,并最终改变成像效果。

方阵分划本质是以靶向阵元为核心,同时在发射端和接收端分别选取 21 个连续阵元,即收发阵元范围完全一致所形成的方形子阵元,结合探头参数可得方阵分划合成孔径为 10.5 mm,波束扩散角为 2.06°(表 10)。由于其扩散角较大,导致方阵分划一方面对缺陷处聚焦声能密度降低,与背景噪声对比度下降,成像图像中缺陷边缘较模糊,另一方面由于波束发散导致声能衰减较快,对于深层缺陷感知能力下降。对于纵向分划,其本质是选取发射端的全部 64 阵元,接收端选取靶向阵元为中心的 21 个连续阵元,而在 TFM 中合成孔径有效尺寸主要由发射阵元数量和分布决定,因此纵向分划所对应合成孔径较大,对应的波束扩散角仅为 0.68°,使得纵向分划具有优异的指向性,同时接收端选取以靶向阵元为中心的 21 个阵元均为对缺陷回波感知敏感区域,可以有效接收缺陷回波并避免引入其他噪声。横向分划方法在发射端与方阵分划方法相似,选取靶向阵元为中心的 21 个连续阵元,接收端选取全部的 64 个阵元,尽管接收端可以最大化获取回波信号,但由于发射端阵元选取较少,波束扩散角较大,缺陷聚焦能力较差,且易接收背景散射信号,造成“拖尾”现象。

利用 2.1 节的实验装置对试样 2 中的缺陷 1、缺陷 2 和缺陷 3 进行检测(表 5),采集全矩阵数据后分析主对角线数据得到靶向阵元,以靶向阵元为中心分别对全矩

表 10 不同分划方法合成孔径与波束扩散角对比

Table 10 Comparison of synthetic aperture and beam divergence angle for different division methods

分划方法	合成孔径/mm	波束扩散角/(°)
方阵分划	10.50	2.06
纵向分划	32.00	0.68
横向分划	10.50	2.06

阵数据进行方阵分划、纵向分划和横向分划(图 8、图 10)。分别对分划矩阵进行后处理成像,成像结果如图 11~13。

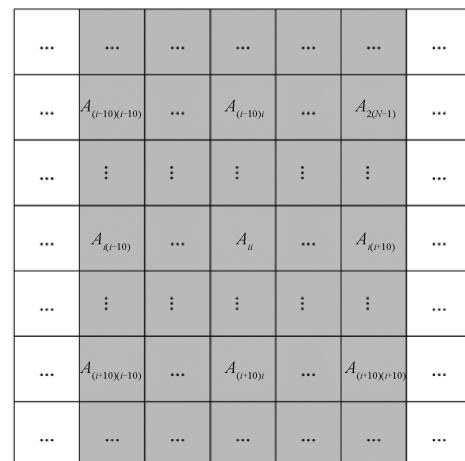
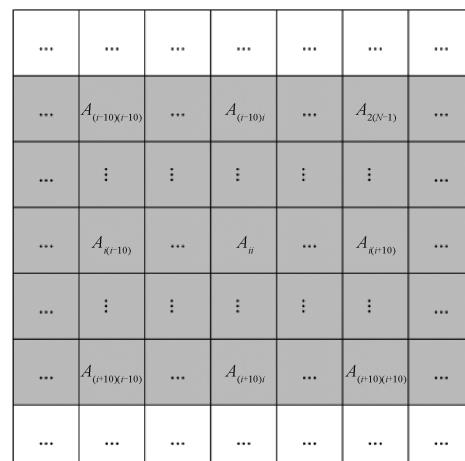
(a) 纵向分划
(a) Vertical partitioning(b) 横向分划
(b) Horizontal partitioning

图 10 不同分划方法

Fig. 10 Diagram of different partitioning methods

3 种子矩阵分划效果中,方阵分划使用到的数据量为原全矩阵的 10.77%,成像速度提升 86.44%;纵向分划和横向分划使用到的数据量为原全矩阵的 32.81%,成像速度分别提升 67.47%、62.63%,均能有效控制引入计算

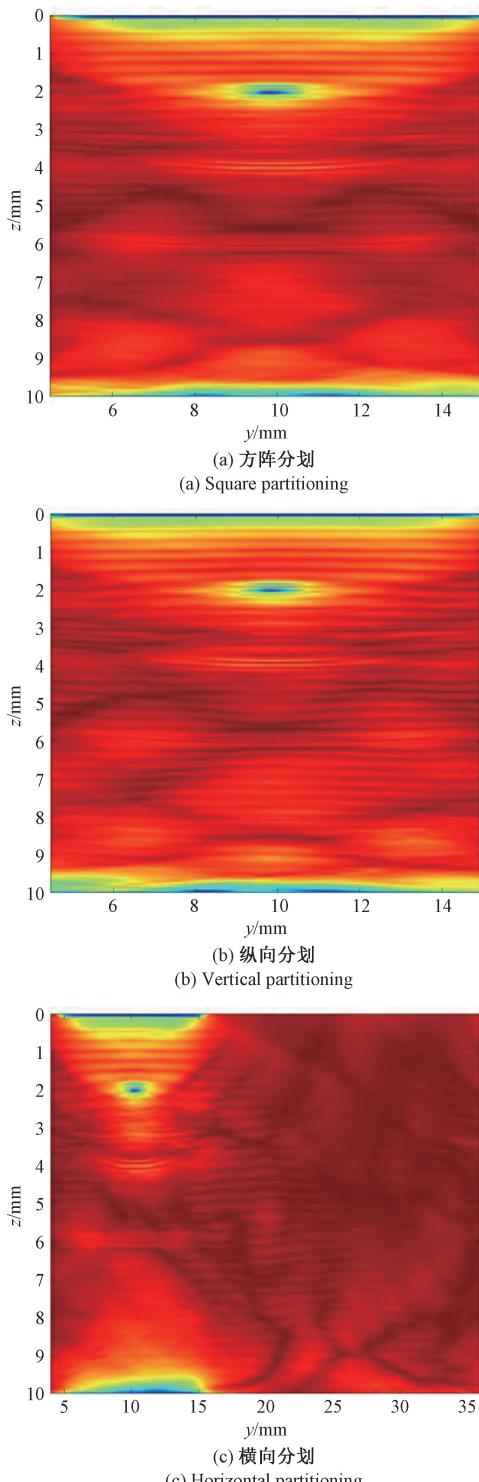


图 11 1 号缺陷成像效果

Fig. 11 Imaging effect of defect 1

的数据量从而提升成像效率。结合图 11~13,由于方阵分划是以靶向阵元 i 为中心分别在纵向和横向两个维度划分子矩阵,即只引入了与靶向阵元相邻 21 个阵元的收发信号,物理意义上类似于使用阵元数较少的相控阵探

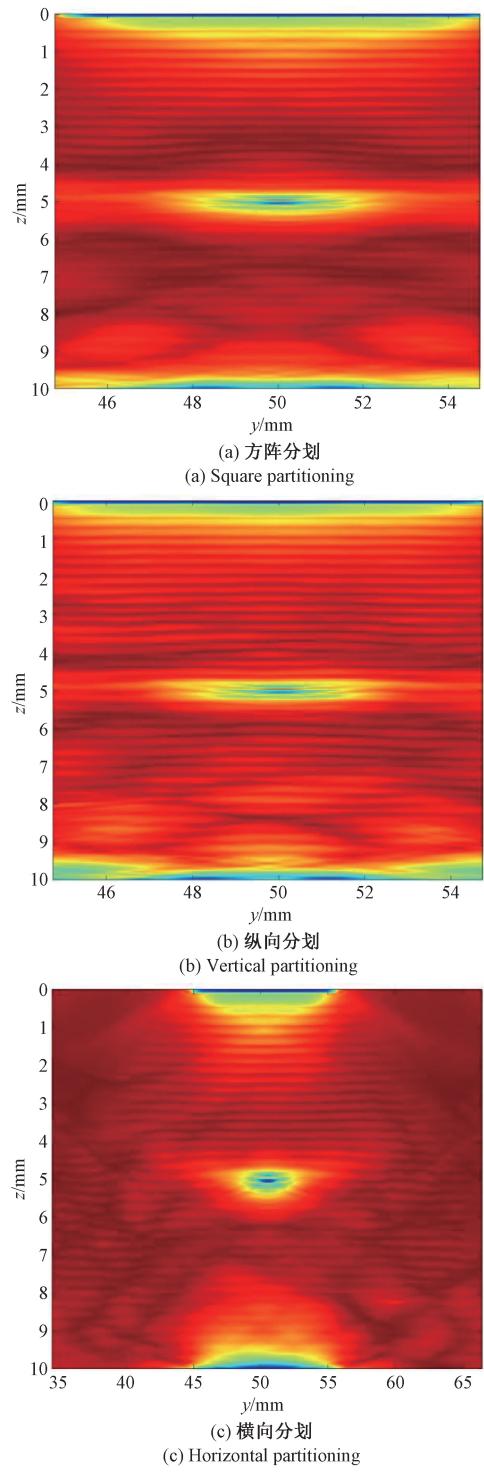


图 12 2 号缺陷成像效果

Fig. 12 Imaging effect of defect 2

头进行全聚焦检测,可以从数据维度提升成像效率,但由于引入的数据量过小,使得缺陷轮廓不够清晰,声束能量较低,指向性较差,对于埋深较深的缺陷成像效果不佳。纵向分划是在纵向维度对全矩阵数据进行分划,即保留 64 个阵元分别激励,靶阵元为中心的相邻 21 个阵元所

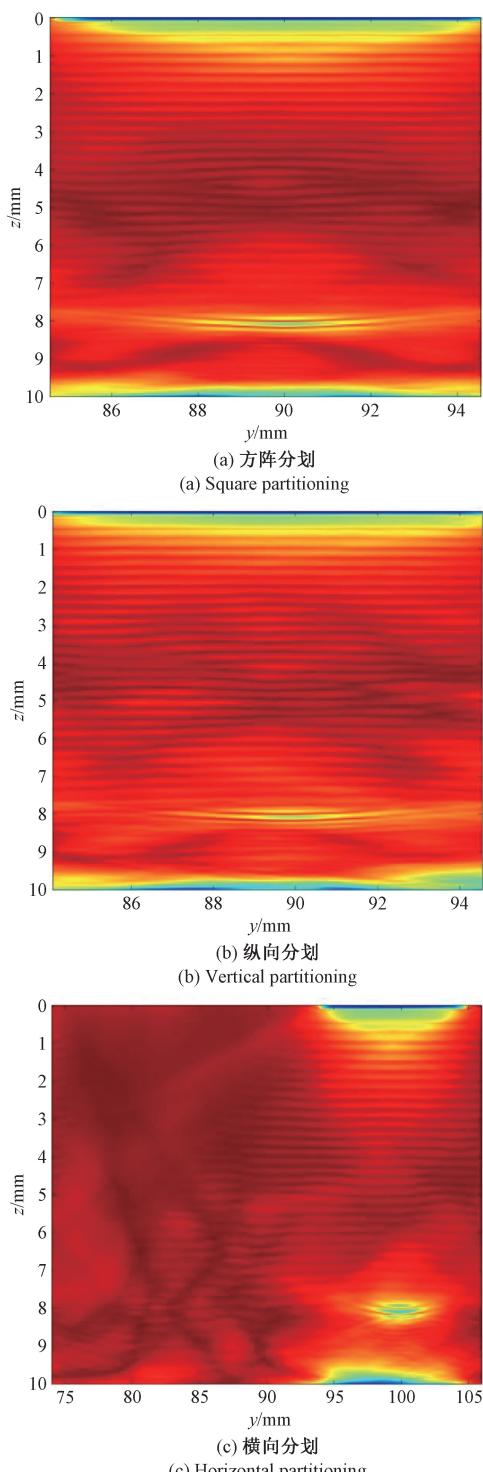


图 13 3 号缺陷成像效果

Fig. 13 Imaging effect of defect 3

接收到的超声回波信号,使得合成声束能量高,声束指向性更好。横向分划是在横向维度即以靶阵元 i 为中心,分划 i 阵元上下各 10 行全矩阵数据。这种分划方法得到的子矩阵包含缺陷正上方的 21 个阵元分别进行激励,64 个阵元全部接收的超声信号,减少了与缺陷无关数据

的同时有效保留了成像需要的关键数据,有效提高了缺陷轮廓的清晰度。

为了进一步比较 3 种分划方法成像效果的优劣。从 API、PSLR、ISLR 和缺陷水平位置预测 4 个方面进行比较。3 种不同分划方法的 API 对比见表 11,结果表明,在 API 指标维度,对于不同埋深的缺陷,3 种不同的分划方式成像分辨率均较为出色,未见显著差异。

表 11 API 对比

Table 11 Comparison of API

缺陷编号	不同分划方法 API		
	方阵分划	纵向分划	横向分划
1 号缺陷	0.173 6	0.168 1	0.176 9
2 号缺陷	0.225 1	0.214 2	0.203 3
3 号缺陷	0.393 5	0.399 0	0.393 5

由表 12 和 13 可得,相较于方阵分划和纵向分划,横向分划引入计算的有效数据量更多,对于近表面缺陷检测时的旁瓣抑制效果更好,峰值旁瓣比在 1 号和 2 号缺陷横向分划分别比方阵分划高 7.138 8 和 0.096 0 dB,分别比纵向分划高 7.196 5 和 0.443 4 dB,可以有效减少伪影影响的同时抑制噪声对成像的影响,具有更好的鲁棒性。而对于埋深较深,距离工件底面较近的缺陷,由于方阵分划去除的无效数据更多,减少了工件边缘的散射信号等噪声,表现出了更好的旁瓣抑制效果,在 3 号缺陷中方阵分划峰值旁瓣比纵向分划高 1.923 7 dB,比横向分划高 6.074 1 dB,方阵分划积分旁瓣比比纵向分划高 1.496 0 dB,比横向分划高 6.086 0 dB。纵向分划在 2 号、3 号缺陷均表现出较好的最大旁瓣和整体旁瓣抑制效果。

表 12 PSLR 对比

Table 12 Comparison of PSLR

缺陷编号	不同分划方法 PSLR/dB		
	方阵分划	纵向分划	横向分划
1 号缺陷	-0.568 9	-0.511 2	-7.707 7
2 号缺陷	-7.036 1	-6.688 7	-7.132 1
3 号缺陷	-6.595 3	-4.671 6	-0.521 2

表 13 ISLR 对比

Table 13 Comparison of ISLR

缺陷编号	不同分划方法 ISLR/dB		
	方阵分划	纵向分划	横向分划
1 号缺陷	-0.181 2	-0.241 1	-7.170 8
2 号缺陷	-3.558 0	-3.878 7	-3.260 8
3 号缺陷	-6.172 2	-4.676 2	-0.086 2

由表 14 可得, 由于横向分划包含的回波信号接收较多, 使得缺陷位置能量过于集中, 缺陷水平位置无法很好的预测。方阵分划和纵向分划均对缺陷水平位置预测有较好的表现, 在 1 号缺陷相对误差绝对值分别比横向分划小 7.995 2% 和 7.633 4%, 在 2 号缺陷相对误差绝对值分别比横向分划小 2.603 0% 和 2.447 9%, 在 3 号缺陷相对误差绝对值分别比横向分划小 0.595 2% 和 0.496 5%。

表 14 水平位置预测相对误差对比

Table 14 Comparison of relative error in horizontal position prediction (%)

缺陷编号	不同分划方法水平位置预测相对误差		
	方阵分划	纵向分划	横向分划
1 号缺陷	-5.301 0	-5.662 9	-13.296 3
2 号缺陷	-1.781 3	-1.936 4	4.384 3
3 号缺陷	-0.722 6	-0.623 9	-0.127 4

本节通过对比使用全矩阵数据和方阵分划子矩阵数据的成像效果和成像效率, 得出 TFM-IPTAED 算法可以有效保证成像效果的同时提升成像效率。通过对方阵分划、纵向分划和横向分划的成像效果, 发现使用纵向分划得到的子矩阵进行后处理成像, 可以兼顾成像分辨率、旁瓣抑制效果和缺陷水平位置预测, 使得 TFM-IPTAED 算法的成像效果进一步提升。

4 结 论

针对传统 TFM 技术涉及的全矩阵数据量大、计算复杂度高、实时性不足的问题, 提出了一种基于靶向阵元智能分划的超声全聚焦成像方法 (TFM-IPTAED)。该方法通过分析主阵元自发自收信号预定位可疑缺陷区域对应的靶阵元, 结合方阵、横向及纵向分块策略对全矩阵数据进行分划, 并利用相位迁移算法实现高效聚焦成像。通过理论分析、实验验证及对比研究得出的结论为:

1) 基于阵元中心分划的靶向全聚焦超声成像方法在 CFRP 分层缺陷检测中展现出良好的鲁棒性, 对不同埋深、尺寸的缺陷均能实现准确的定位与定量分析。

2) 通过提取全矩阵数据中的主对角线信号, 可精准定位缺陷正上方的靶向阵元, 并以该阵元为中心划分子矩阵。实验结果表明, 方阵分划、纵向分划和横向分划均能显著减少参与计算的数据量, 分别为原数据的 10.77%、32.81% 和 32.81%, 从而降低计算复杂度。其中, 纵向分划和横向分划在保留关键成像数据的同时, 有效抑制了无关噪声, 在保证成像分辨率的基础上, 将 PSLR 和 ISLR 提升 1~7 dB, 证明该策略在提升效率的同时未显著降低成像质量。

3) 对比 3 种分划方法的成像效果发现, 纵向分划在缺陷水平位置预测上表现最优。以试样 1 中的 1、2、3 号缺陷为例, 纵向分划的水平位置预测相对误差分别比方阵分划和横向分划小 7.995 2% 和 7.633 4% (浅层缺陷)、2.603 0% 和 2.447 9% (中层缺陷)、0.595 2% 和 0.496 5% (深层缺陷)。这得益于纵向分划在激励端保留全阵元信号、接收端聚焦靶向阵元邻近区域, 从而在增强声束指向性的同时, 避免了数据过度精简导致的定位偏差。

TFM-IPTAED 成像算法可定位多靶向阵元实现多缺陷成像, 但多缺陷间距过小时可能存在分划子矩阵重叠, 后续可优化多靶向阵元协同分划策略, 通过子矩阵边界自适应或多靶向区域融合分划避免重叠; 研究对象 CFRP 存在纵波声速各向异性, 当前采用平均声速进行计算, 可能造成缺陷定位误差, 后续可结合各向异性声速模型对不同方向的波束传播路径进行矫正; TFM-IPTAED 数据量减少可以与 GPU/FPGA 等硬件加速融合, 进一步提升成像效率。

参考文献

- [1] KIKUCHI T, SATO S. Three-dimensional imaging by synthetic aperture focusing technique using a large aperture plane ultrasonic transducer [J]. Japanese Journal of Applied Physics, 1993, 32(5S): 2513.
- [2] REJANI S, KHAMLICHI A, EL-HAJJAJI A, et al. Robustness of ultrasonic detection of flaws by using synthetic aperture focusing technique [J]. MATEC Web of Conferences, 2018, 191: 00012.
- [3] KRIEG F, KIRCHHOF J, KODERA S, et al. SAFT processing for manually acquired ultrasonic measurement data with 3D smartInspect [J]. Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2019, 61(11): 663-669.
- [4] HOLMES C, BRINKWATER B W, WILCOX P D. Post-processing of the full matrix of ultrasonic transmit-receive array data for non-destructive evaluation [J]. NDT & E International, 2005, 38(8): 701-711.
- [5] YAN D, SUTCLIFFE M, WRIGHT B, et al. Ultrasonic imaging of full matrix capture acquired data for carbon fibre-reinforced polymer [J]. Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring, 2013, 55(9): 477-481.
- [6] LAROCHE N, BOURGUIGNON S, IDIER J, et al. Fast non-stationary deconvolution of ultrasonic beamformed images for nondestructive testing [J]. IEEE Transactions on Computational Imaging, 2021, 7: 7935-947.
- [7] REVERDY F. The evolution of ultrasonic testing (UT) from conventional UT to total focusing method [J].

- Quality, 2022, 61(11): 30-30.
- [8] 袁阿琳, 赖迎庆, 石剑, 等. 相控阵兰姆波全聚焦算法的不锈钢薄板分层缺陷检测[J]. 失效分析与预防, 2022, 17(3): 154-161.
- YUAN A L, LAI Y Q, SHI J, et al. Detection of delamination defects in stainless steel thin plates using phased array Lamb wave total focusing method [J]. Failure Analysis and Prevention, 2022, 17(3): 154-161.
- [9] LEWANDOWSKI M, WALCZAK M, WITEK B, et al. A GPU-based portable phased-array system with full-matrix capture[J]. 2018 IEEE International Ultrasonics Symposium, 2018: 1-3.
- [10] NJIKI M, ELOUARDI A, BOUAZIZ S, et al. A multi-FPGA architecture-based real-time TFM ultrasound imaging [J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2019, 16(2): 505-521.
- [11] DUCOUSSO M, REVERDY F. Real-time imaging of microcracks on metallic surface using total focusing method and plane wave imaging with Rayleigh waves[J]. NDT & E International: Independent Nondestructive Testing and Evaluation, 2020, 116: 102311.
- [12] NUKADA A, OGATA Y, ENDO T, et al. Bandwidth intensive 3-D FFT kernel for GPUs using CUDA [C]. 2008 ACM/IEEE Conference on Supercomputing, 2008: 1-11.
- [13] MBAKOYIANNIS D, TOMOUTZOGLOU O, KORNAROS G, et al. Energy-performance considerations for data offloading to FPGA-based accelerators over PCIe [J]. ACM Transactions on Architecture and Code Optimization, 2018, 15(1): 1-24.
- [14] 周至伟, 饶静, 牛伟. 基于改进稀疏表示的高衰减厚壁结构超声相控阵全聚焦成像[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(12): 246-255.
- ZHOU ZH W, RAO J, NIU W. Total focusing method for highly attenuated thick-walled structures based on improved sparse representation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(12): 246-255.
- [15] PIEDADE L P, PAINCHAUD-APRIL G, LE DUFF A, et al. Compressive sensing strategy on sparse array to accelerate ultrasonic TFM imaging [J]. IEEE Transactions on Ultrasonics, Ferroelectrics, and Frequency Control, 2023, 70(6): 538-550.
- [16] 秦飞红, 袁懋诞, 祝端阳, 等. 基于多层特征融合目标检测网络的超声全聚焦钢板焊缝缺陷自动检测研究[J]. 机械工程学报, 2025, 61(4): 55-66.
- QIN F H, YUAN M D, ZHU D Y, et al. Research on automatic detection of steel plate weld defects in ultrasonic full focusing based on multi-layer feature fusion target detection network [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2025, 61(4): 55-66.
- [17] MOLINIER N, PAINCHAUD-APRIL G, LE DUFF A, et al. Ultrasonic imaging using conditional generative adversarial networks [J]. Ultrasonics, 2023, 133: 107015.
- [18] PILLARISETTI L S S, RAJU G, SUBRAMANIAN A. Sectorial plane wave imaging for ultrasonic array-based angle beam inspection [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2021, 40(3): 77.
- [19] 李文涛, 张文宾, 王俊, 等. 多层介质钛合金梯度材料的阵列超声全聚焦成像方法研究[J]. 机械工程学报, 2024, 60(14): 69-76.
- LI W T, ZHANG W B, WANG J, et al. Research on array ultrasonic full-focus imaging method for multi-layered dielectric titanium alloy gradient materials [J]. Journal of Mechanical Engineering, 2024, 60(14): 69-76.
- [20] 许才彬, 左浩, 陈一馨. 超声导波相控阵脉冲压缩全聚焦缺陷成像方法[J]. 振动与冲击, 2024, 43(11): 50-57, 82.
- XU C B, ZUO H, CHEN Y X. Ultrasonic guided wave phased array pulse compression full-focus defect imaging method [J]. Journal of Vibration and Shock, 2024, 43(11): 50-57, 82.
- [21] 杨宁, 陆铭慧, 张萍, 等. 基于分割环阵的CFRP分层缺陷超声全聚焦成像[J]. 仪器仪表学报, 2024, 45(1): 200-210.
- YANG N, LU M H, ZHANG P, et al. Ultrasonic total focusing method of carbon fiber reinforced plastics delamination defects based on segmented annular arrays [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2024, 45(1): 200-210.
- [22] 陈明, 陈尧, 肖树坤, 等. 基于环形统计矢量阈值加权的上表面开口裂纹横波全跨全聚焦成像[J]. 仪器仪表学报, 2023, 44(4): 52-60.
- CHEN M, CHEN Y, XIAO SH K, et al. Shear wave full-skip total focusing method of upper surface-breaking cracks based on circular statistic vector threshold weighting [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2023, 44(4): 52-60.
- [23] BAIOTTO R, KNIGHT-GREGSON B, NAGESWARAN C, et al. Coherence weighting applied to FMC/TFM data from austenitic CRA clad lined pipes [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2018, 37(3): 49.
- [24] 曾邱毓晨, 吴文焘, 李平, 等. 渐进式频率-波数域全聚焦超声成像[J]. 声学学报, 2022, 47(5): 663-

674.

ZENGQIU Y CH, WU W T, LI P, et al. Gradual total focusing method ultrasonic imaging in frequency-wavenumber domain[J]. *Acta Acustica*, 2022, 47 (5): 663-674.

- [25] 龙盛蓉, 邓文武, 陈炫宇, 等. 基于频率-波数的频域合成孔径导波成像研究[J]. *仪器仪表学报*, 2021, 42 (10): 230-238.

LONG SH R, DENG W W, CHEN X Y, et al. Research on frequency-domain synthetic aperture guided wave imaging based on frequency-wavenumber [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2021, 42 (10): 230-238.

- [26] CAO H Q, GUO SH F, ZHANG SH X, et al. Ray tracing method for ultrasonic array imaging of CFRP corner part using homogenization method[J]. *NDT & E International*, 2021, 122: 102493.

- [27] BALANIS C A. *Antenna theory: Analysis and design*[M]. Hoboken, NJ: John Wiley & Sons, 2016: 456-489.

- [28] RICHARDS M A. *Fundamentals of radar signal processing*[M]. New York: McGraw-Hill, 2022: 321-325.

- [29] DAVIS M S, LANTERMAN A D. Minimum integrated sidelobe ratio filters for MIMO radar[J]. *IEEE Transactions on Aerospace and Electronic Systems*, 2015, 51(1): 405-416.

作者简介



舒意峰,2023 年于南昌航空大学获得学士学位,现为南昌航空大学硕士研究生,主要研究方向为超声成像检测及超声后处理成像。

E-mail:1579777055@qq.com

Shu Yifeng received his B. Sc. degree from in 2023. He is currently a master's student at the Nanchang Hangkong University. His main research interests include ultrasonic imaging detection and ultrasonic post-processing imaging.



龙盛蓉(通信作者),2001 年于湖北工业大学获得学士学位,2005 年于湖北工业大学获得硕士学位,2014 年于南昌大学获得博士学位,现为南昌航空大学副教授,主要研究方向为超声无损检测。

E-mail:lornalong@126.com

Long Shengrong (Corresponding author) received her B. Sc. degree from in 2001, her M. Sc. degree from Hubei University of Technology in 2005, and her Ph. D. degree from Nanchang University in 2014. She is currently an associate professor at Nanchang Hangkong University. Her main research interest includes ultrasonic nondestructive testing.