

引文格式: 徐振业, 刘振浩, 钱恒奎, 等. 复合材料构件超声C扫描图像去噪与超分辨研究[J]. 航空制造技术, 2025, 68(19): 110–117.
XU Zhenye, LIU Zhenhao, QIAN Hengkui, et al. Research on ultrasonic C-scan images denoising and super-resolution reconstruction for composite components[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2025, 68(19): 110–117.

复合材料构件超声C扫描图像去噪与超分辨研究*

徐振业¹, 刘振浩², 钱恒奎¹, 金士杰², 罗忠兵²

(1. 中国航空工业集团济南特种结构研究所, 高性能电磁窗航空科技重点实验室, 济南 250023;
2. 大连理工大学无损检测研究所, 大连 116024)

[摘要] 针对大厚度蜂窝夹层复合材料构件超声检测图像噪声强、分辨率低、缺陷识别困难等问题, 本文以 C919 主起落架内舱门为研究对象, 开展了超声 C 扫描图像去噪与超分辨重构方法研究。提出一种基于梯度下降算法的高效边缘保护滤波方案, 能有效去除斑点噪声, 较好地保留图像细节信息。去噪图像峰值信噪比达到 37.53 dB, 结构相似性达到 0.92, 比传统数字形态学滤波法分别提升了 12.99 dB 和 0.04。改进的深度残差超分辨网络 (Improved super-resolution residual network, ISRResNet) 重构图像分辨率高、细节丰富、边缘纹理清晰。对含 $\Phi 11$ mm 分层缺陷图像处理后, 缺陷信噪比平均提升 6.25 dB。结果表明, 本文去噪方法和超分辨模型可以有效去除斑点噪声, 提高图像分辨率和缺陷定量准确性, 支撑大厚度蜂窝夹层复合材料构件的高质量检测。

关键词: 复合材料; 超声 C 扫描; 图像去噪; 超分辨重构; 深度学习; 缺陷检测

中图分类号: TG11

文献标志码: A

DOI: 10.16080/j.issn1671-833x.2025.19.110

Research on Ultrasonic C-Scan Images Denoising and Super-Resolution Reconstruction for Composite Components

XU Zhenye¹, LIU Zhenhao², QIAN Hengkui¹, JIN Shijie², LUO Zhongbing²

(1. Key Lab of High Performance Electromagnetic Window for Aviation Science and Technology, AVIC Research Institute for Special Structures of Aeronautical Composites, Jinan 250023, China;
2. NDT & E Laboratory, Dalian University of Technology, Dalian 116024, China)

[ABSTRACT] The high noise and low resolution of ultrasonic testing images of large-thickness honeycomb sandwich composite components bring challenges to quality evaluation and defect identification. In this study, image denoising and super-resolution reconstruction methods are investigated using ultrasonic C-scan images of the C919 inner door for the main landing gear. An efficient edge-preserving filter denoising scheme based on a gradient descent algorithm is proposed, effectively removing speckle noise while preserving image details. After denoising, the peak signal-to-noise ratio reaches 37.53 dB and the structural similarity is 0.92, outperforming the digital morphological filter by 12.99 dB and 0.04, respectively. The images reconstructed by the improved super-resolution residual network (ISRResNet) model have high resolution, rich content details, and clear edges. Furthermore, an image with $\Phi 11$ mm delamination defects is processed, the signal-to-noise ratio of defects is improved by 6.25 dB on average. Results show that the proposed denoising method and super-resolution model can effectively remove speckle noise, improve the image resolution, and enhance the accuracy of defect quantification. It can support high-quality ultrasonic testing of large-thickness honeycomb sandwich composite components.

Keywords: Composite materials; Ultrasonic C-scan; Image denoising; Super-resolution reconstruction; Deep learning; Defect detection

* 基金项目: 国家自然科学基金 (52375527); 辽宁省科学技术计划 (2023-MS-102); 中央高校基本科研业务费 (DUT22GF304)。

复合材料在航空航天领域应用广泛,如飞机舱门、机翼、航空发动机壳体等部位,具有高比模量、设计灵活、耐疲劳等优点^[1-2]。然而,受制造工艺复杂和服役环境多变的影响,复合材料构件易产生分层、孔隙、纤维断裂等缺陷,严重影响复合材料的力学性能和服役可靠性^[3-4]。超声C扫描成像直观、检测效率高,能够检测大尺寸、复杂外形构件,在复合材料构件无损检测中备受青睐^[5]。受复合材料构件制造工艺、表面粗糙度、多层结构等因素影响,大厚度蜂窝夹层复合材料构件只能采用喷水穿透法超声C扫描进行检测。在检测过程中,会产生散射波干扰形成斑点噪声,图像信噪比和分辨率较低,不利于缺陷识别与质量评估,严重威胁复合材料构件的服役安全^[6-7]。因此,有必要开展针对大厚度蜂窝夹层复合材料构件超声C扫描图像的去噪和超分辨重构研究,进而提升图像质量,为复合材料构件高质量超声检测提供技术支持。

目前,超声检测图像的去噪方法主要有基于滤波器、基于数学模型和基于学习3类。其中,基于学习的方法通过学习含噪图像与无噪图像之间的潜在映射关系实现去噪。熊晨辰等^[8]引入双注意力机制对卷积神经网络进行改进,有效平滑了斑点噪声,同时保留了边缘特征。基于深度学习的变分自编码器降噪模型使图像峰值信噪比(Peak signal-to-noise ratio, PSNR)和结构相似性(Structural similarity, SSIM)得到较大提升^[9]。基于学习的方法去噪效果好,但通常结构复杂,需要大量训练数据,并且缺乏可解释性;基于数学模型的方法利用数学模型描述图像与噪声的统计特性或结构特性,通过优化算法估计和恢复原始图像,具有很强的数学推导性,如图拉普拉斯正则模型能有效降低噪声^[10],加权核范数最小化模型更好地保留了图像局部结构^[11],但恢复纹理结构的性能在强噪声下显著降低,并且繁杂的迭代优化难免耗时较长;基于滤波器的方法根据像素值的统计特征进行去噪,结构简单、灵活有效,如均值滤波^[12]、中值滤波^[13]、数字形态学滤波等^[14],能在一定程度上降低斑点噪声,但会造成图像细节损失;近年来提出的边缘保护滤波方法^[15],能够去除斑点噪声,并较好地保留图像边缘特征,但仍需要手动调节超参数。

在超声图像质量评价与缺陷识别过程中,不仅要保证图像具有较高的信噪比,还要满足较高的分辨率。图像超分辨技术能够从低分辨图像中重建出信息更丰富、结构更清晰的高分辨图像。传统超分辨方法利用低分辨图像的像素信息,通过插值生成新的像素值,如最邻近插值^[16]、双线性插值^[17]和双三次插值等^[18],结构简单、实时性好,但重建图像相对平滑,细节恢复欠佳。近年来,深度学习广泛应用于图像超分辨中,通过构建神

经网络迭代学习获得图像间的映射关系,将低分辨图像重构为高分辨图像。Dong等^[19]首次通过3个卷积层构建端到端的卷积神经网络超分辨模型,获得了比传统方法更好的重建效果。生成对抗超分辨网络(Super-resolution generative adversarial network, SRGAN)通过生成器与判别器的迭代博弈来优化网络性能^[20],重构图像质量进一步提高。残差网络(Residual network, ResNet)解决了网络层数过多引起的梯度逐渐消亡或爆炸的问题^[21]。但是,针对大厚度复材超声检测图像的深度学习超分辨技术研究较少,难以满足复合材料构件现场检测质量评估的实际发展需求。

本文提出一种基于梯度下降算法的高效边缘保护滤波方案,通过梯度下降算法优选边缘保护滤波的超参数,避免了手动调参的不确定性,有效去除斑点噪声的同时,提高了效率。对深度残差超分辨网络进行改进,提升了网络性能,获得了边缘细节更为清晰的高分辨率超声C扫描图像。此外,对含缺陷图像去噪后,缺陷信噪比(Signal-to-noise ratio, SNR)平均提升了6.25 dB,超分辨重构的缺陷形貌更加规则,边缘更加平滑。本文所提方法有利于缺陷识别与定量评估,能够有效支撑大厚度蜂窝夹层复合材料构件的高质量超声检测,对保证大型复合材料构件的制造质量和服役可靠性具有重要意义。

1 超声检测图像去噪方法与超分辨模型

1.1 数据的获取及预处理

本文检测对象为C919主起落架内舱门(简称“主起内舱门”),该构件对称分布于机身两侧,位于翼身整流罩底部,能够避免机轮暴露在机身外,维持气动外形,安装位置和构件实物图如图1所示。该构件为蜂窝A夹层结构,采用热压罐共固化成型工艺制成,轮廓尺寸约为2041.2 mm × 1856.3 mm,蜂窝夹芯厚60 mm。

试验使用Ultrasonic Sciences Ltd生产的USL大型喷水超声C扫描检测系统,检测布局如图2所示,构件贴模面为超声波束入射面,声束入射角为0°,表1为检测基本参数。通过喷水穿透法超声C扫描检测获取原始含

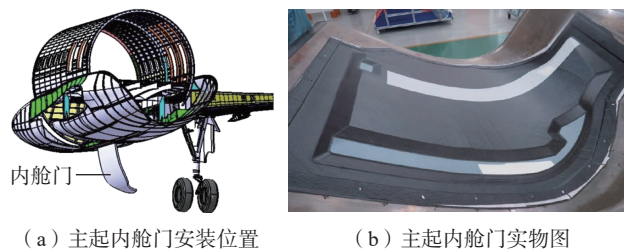


图1 C919主起内舱门安装位置及实物图

Fig.1 Installation position and image of C919 inner door for main landing gear

噪图像共 19 张,图像尺寸为 992 pixels × 992 pixels,如图 3 所示,斑点噪声明显,分辨率低。使用整幅图像进行去噪,构建深度残差超分辨去噪模型时,为解决原图像尺寸大、数量少的问题,将原图像与去噪图像统一裁剪为 128 pixels × 128 pixels 的尺寸,共 1862 张,按照 9 : 1 的比例随机划分为训练集和验证集。

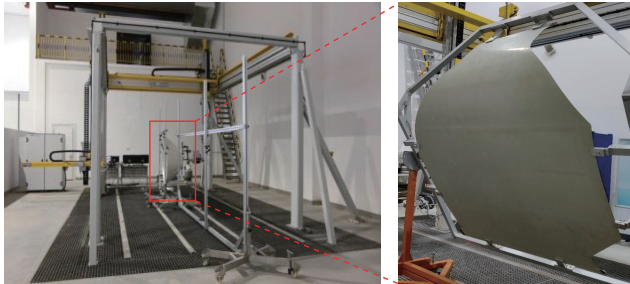


图 2 C919 主起内舱门喷水穿透法超声 C 扫描检测示意图
Fig.2 Schematic of ultrasonic C-scan inspection via water jet penetration method for C919 inner door of main landing gear

表 1 超声 C 扫描检测基本参数
Table 1 Basic parameters of ultrasonic C-scan inspection

项目	类型及参数
探头类型	水浸式直探头
探头频率/MHz	1
晶片直径/mm	19
喷嘴直径/mm	8
耦合剂	无气泡清洁水
扫描水距/mm	发射端: 100; 接收端: 160
扫描速度/(mm/s)	500
扫描间距/mm	2

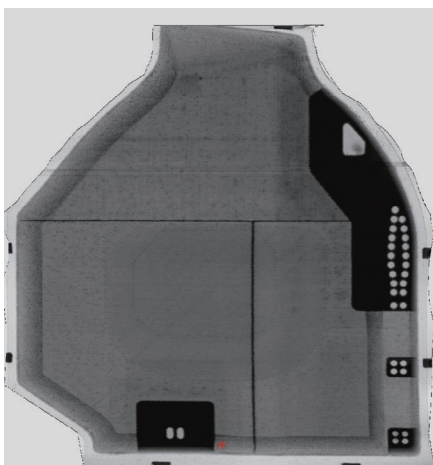


图 3 C919 主起内舱门喷水穿透法超声 C 扫描图像
Fig.3 Ultrasonic C-scan image of C919 inner door of main landing gear via water jet penetration method

1.2 基于梯度下降算法的高效边缘保护滤波去噪方案

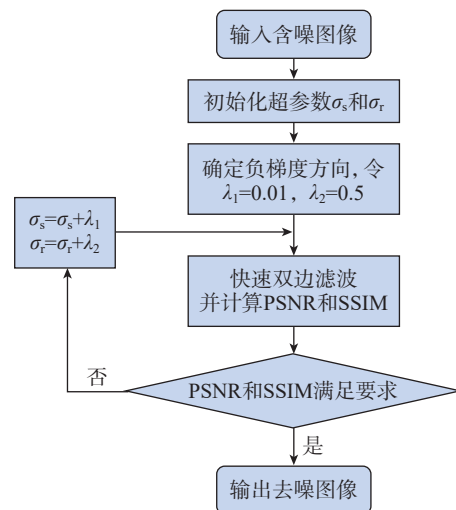
原始超声 C 扫描图像含有斑点噪声,在去噪过程中,需要尽可能保留图像边缘、轮廓等细节信息。近年来发展的双边滤波、引导滤波和加权最小二乘法滤波等边缘保护滤波方法可以满足这一要求,但需要手动选择超参数,耗时且具有随机性和不确定性,因此,进行超参数优选尤为重要。

本文从去除超声图像斑点噪声的实际问题出发,以 PSNR、SSIM 为参考指标,基于快速双边滤波算法来实现边缘保护滤波,并用梯度下降算法优化超参数范围,从而提高图像处理效率,获得高信噪比去噪图像。基于梯度下降算法的高效边缘保护滤波去噪方法的方案流程如图 4 所示。

1.3 改进深度残差超分辨模型

图像分辨率影响超声检测图像质量评估的准确性。基于深度学习的超分辨研究,核心问题在于训练速度和重构质量。ResNet 将残差学习引入传统卷积神经网络中,通过跳跃连接的方式将输入直接与网络层输出相连接,使网络中的信息能够更快地传递和共享,同时也可以减轻梯度消失的问题,使训练过程更加稳定^[22],原理如图 5 所示。

本文采用 Ledig 等^[20]提出的深度残差网络进行超声图像超分辨重构时,发现模型收敛速度较慢,每次训练后图像的重构质量误差较大,PSNR、SSIM 和视觉效果达不到期望值。基于此,本文改进了深度残差网络超分辨网络(Improved super-resolution residual network, ISRResNet),如图 6 所示,去掉了 BN 层,采用 32 个残



注: σ_s 和 σ_r 为边缘保护滤波去噪参数, σ_s 控制滤波效果, σ_r 控制模糊效果; λ_1 和 λ_2 分别为 σ_s 和 σ_r 的梯度下降步进阶数,用来优选 σ_s 和 σ_r 的值。

图 4 高效边缘保护滤波去噪方案

Fig.4 Efficient edge preserving filter denoising scheme

差模块提取图像特征,模型后面添加 2 倍于像素卷积模块来放大图像,在整个模型输入和输出部分均添加一个卷积模块用于数据调整和增强;使用平均绝对误差 L1 (式(1)) 替换均方误差 (Mean squared error, MSE) 作为目标函数进行网络训练,增强了深度残差网络的稳定性和图像重构质量。

$$L1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (1)$$

式中, N 是样本数量; y_i 是第 i 个样本的真实值; \hat{y}_i 是第 i 个样本的预测值。

模型一次训练样本数 (Batchsize) 为 64,在设备上共迭代 160 轮,模型收敛、损失函数收敛结果如图 7 所示。所用硬件配置为 Intel (R) Xeon (R) Platinum 8336C@2.30 GHz 处理器, NVIDIA RTX A5000, 24 GB 显卡。

2 结果与讨论

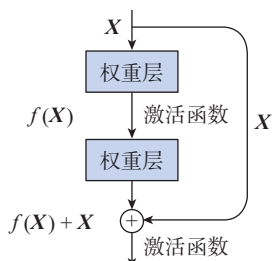
2.1 评价指标

为定量评价图像处理前、后的质量,本文根据 PSNR、SSIM 和 SNR 来评价图像去噪与超分辨率的效果。

(1) PSNR 用于衡量去噪图像与原始图像的失真情况。

$$PSNR = 20 \lg \left(\frac{I_{MAX}}{\sqrt{MSE}} \right) \quad (2)$$

式中, I_{MAX} 为图像像素最大值。MSE 为



注: X 为原始图像数据; $f(X)$ 为激活函数。

图 5 ResNet 原理图

Fig.5 Schematic of ResNet principle

$$MSE = \frac{1}{mn} \sum_{i=0}^{m-1} \sum_{j=0}^{n-1} [I(i, j) - K(i, j)]^2 \quad (3)$$

式中, m 、 n 分别为图片的宽度与高度; I 为去噪后图像矩阵; K 为原始图像矩阵。

(2) SSIM 从亮度、结构和对比度 3 个方面评估去噪图像与原始图像的相似性。

$$SSIM(I, K) = \frac{(2\mu_I \mu_K + C_1)(2\sigma_{IK} + C_2)}{(\mu_I^2 + \mu_K^2 + C_1)(\sigma_I^2 + \sigma_K^2 + C_2)} \quad (4)$$

式中, μ_I 和 μ_K , σ_I 和 σ_K 分别为 I 和 K 的灰度均值及标准差; σ_{IK} 为 I 和 K 的协方差; C_1 与 C_2 均为常数。

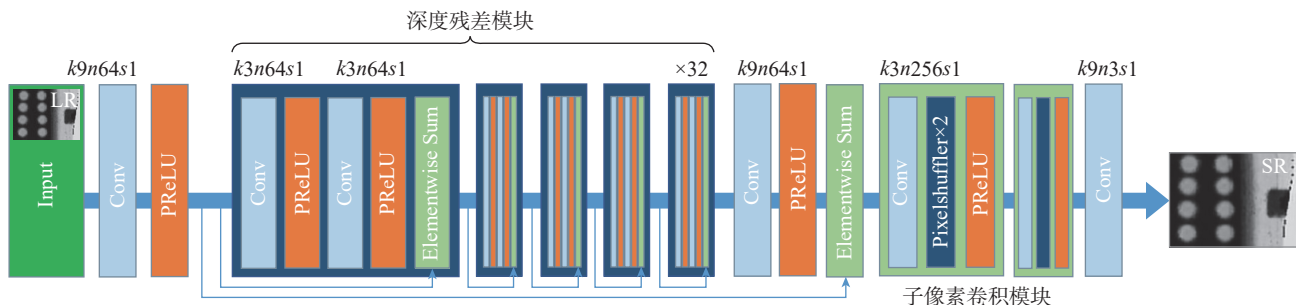
(3) SNR 越高说明噪声干扰越小,缺陷更容易被识别,有助于缺陷检测。

$$SNR = 20 \lg \left(\frac{I_{MEAN}}{N_{STD}} \right) \quad (5)$$

式中, I_{MEAN} 为缺陷信号强度的平均值; N_{STD} 为噪声区域信号强度的标准差,值越大,表明像素值的波动范围越大,噪声越强烈。

2.2 图像去噪结果与讨论

为验证本文算法的有效性,以 PSNR 和 SSIM 为评价指标,将本文方法与数字形态学滤波方法进行对比,去噪结果如图 8 (a) 和 (b) 所示,对应的残差图如图 8 (c) 和 (d) 所示。采用式 (3) 和 (4) 计算图 8 (a) 和 (b) 的 PSNR 和 SSIM,其中数字形态学滤波去噪图像的 PSNR 为 24.54 dB, SSIM 为 0.88; 边缘保护滤波去噪图像的 PSNR 为 37.53 dB, SSIM 为 0.92, 分别比数字形态学滤波高 12.99 dB 和 0.04。从视觉效果来看,图 8 (a) 的结果更为平滑,其边缘细节与图 3 基本一致,而图 8 (b) 的结果中仍然含有明显的斑点噪声;从残差图的对比也可以发现,图 8 (c) 中含有大量的被滤除的斑点噪声。对比结果表明,本文提出的基于梯度下降算法的高效边缘保护滤波去噪方案能够对超声检测图像中的斑点噪声进行有效去除,并且较好地保留图像边缘和细节信息,去噪效果强于数字形态学滤波。边缘保护滤波对超声原图去噪的部分 PSNR 和 SSIM 结果如表 2 所示, PSNR 均达到



注: k 表示卷积核大小; n 表示输出通道数; s 表示计算步长。

图 6 ISRRresNet 网络结构

Fig.6 ISRRresNet network structure

36.00 dB 以上, SSIM 均达到 0.90 以上,证明了去噪的有效性。

2.3 图像超分辨重构结果与讨论

为验证 ISRResNet 算法的有效性,与经典的最邻近插值、双线性插值和 SRGAN 进行对比,对原图和去噪图像分别进行超分辨重构放大 2 倍和 4 倍,从 PSNR、SSIM 进行比较分析。原图超分辨重构的对比结果如图 9 所示,对应的 PSNR 和 SSIM 结果如表 3 所示,图 10 为根据表 3 结果绘制的散点图。从重构质量来看,图 9

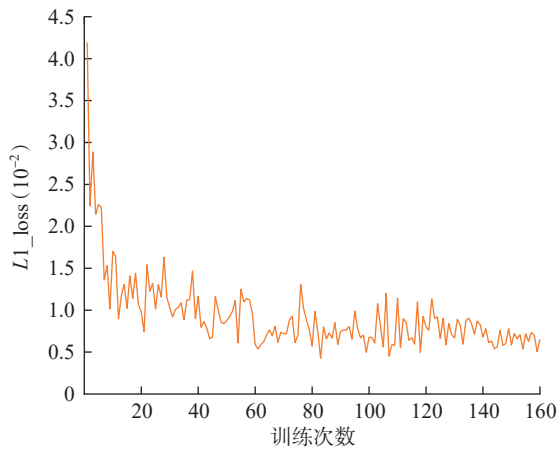
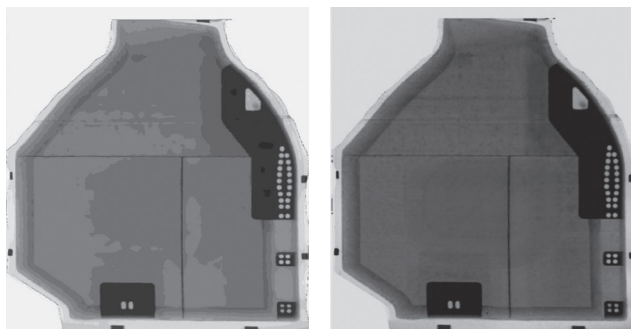


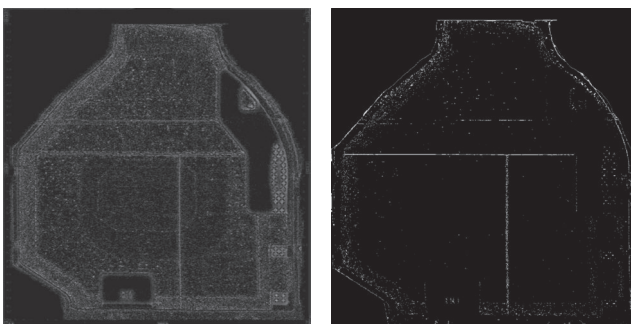
图 7 ISRResNet 模型损失函数收敛图

Fig.7 Convergence diagram of ISRResNet model loss function



(a) 边缘保护滤波结果

(b) 数字形态学滤波结果



(c) 边缘保护滤波残差图

(d) 数字形态学滤波残差图

图 8 超声 C 扫描图像不同去噪方法的结果及残差图

Fig.8 Results and residual images of different denoising methods for ultrasonic C-scan images

(e)中的边缘细节信息更为清晰。图 10 结果更直观地表明,无论放大 2 倍还是 4 倍,本文所提 ISRResNet 方法超分辨图像的 PSNR 和 SSIM 均高于传统插值方法和 SRGAN 方法,其中 4 倍放大图像 PSNR 为 33.22 dB,比 SRGAN 方法提升 3.21 dB; SSIM 为 0.98,比 SRGAN 方法提升 0.01。

表 2 边缘保护滤波去噪 PSNR 和 SSIM 部分结果

Table 2 Partial results of PSNR and SSIM for edge preserving filter denoising

超分辨方法	图片编号				
	1	2	3	4	5
PSNR/dB	37.53	37	36.57	36.53	36.71
SSIM	0.92	0.91	0.91	0.90	0.91

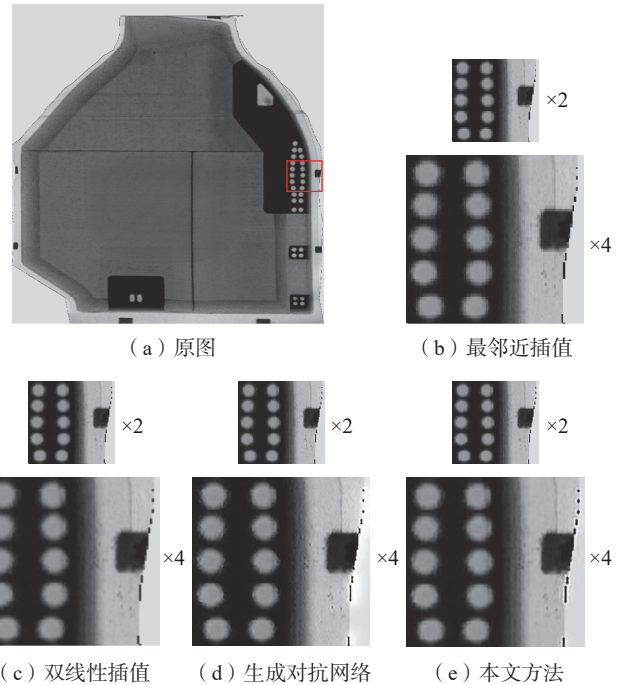


图 9 超声 C 扫描图像不同超分辨重构方法结果对比

Fig.9 Residual images of different denoising methods for ultrasonic C-scan images

表 3 超声 C 扫描图像不同超分辨重构方法 PSNR 和 SSIM 结果

Table 3 PSNR and SSIM results of different super-resolution methods for ultrasonic C-scan images

超分辨方法	最邻近插值		双线性插值		生成对抗网络		本文方法	
	×2	×4	×2	×4	×2	×4	×2	×4
PSNR/dB	28.58	28.58	31.71	28.46	35.12	30.01	35.84	33.22
SSIM	0.95	0.95	0.97	0.94	0.98	0.97	0.98	0.98

超声去噪图像超分辨重构的对比结果如图 11 所示,对应的 PSNR 和 SSIM 结果如表 4 所示。从图 11 超分辨重构质量来看,所提 ISRResNet 方法超分辨图像的边缘细节信息更清晰。从表 4 结果中可以看到,传统插值方法的 PSNR 较低, SSIM 表现为虚高。ISRResNet 方法超分辨图像的 PSNR 和 SSIM 均高于 SRGAN 方法,其中 4 倍放大图像 PSNR 为 32.16 dB,比 SRGAN 方法提升 2.7 dB, SSIM 为 0.92,比 SRGAN 方法提升 0.01。

超声 C 扫描原图和去噪图像的超分辨结果表明,所提 ISRResNet 方法对含噪图像和去噪图像均能获得质量较高的超分辨重构图像,图像边缘细节信息更加清

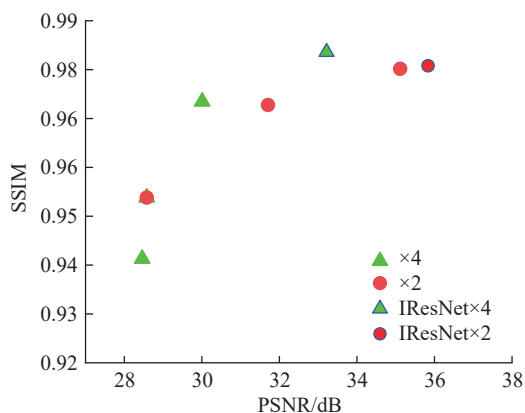


图 10 超声 C 扫描图像不同超分辨重构方法 PSNR 和 SSIM 散点图

Fig.10 Scatter plots of PSNR and SSIM for different super-resolution reconstruction methods of ultrasonic C-scan images

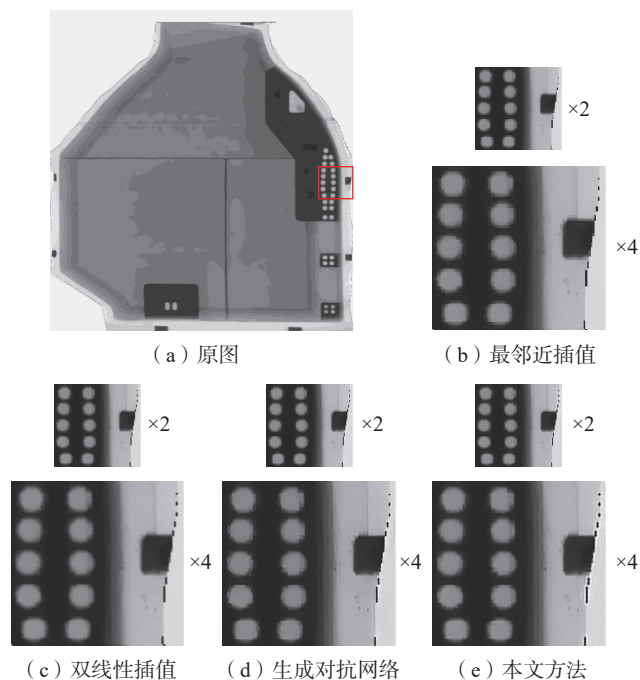


图 11 超声去噪图像不同超分辨重构方法结果对比

Fig.11 Comparison of results of different super-resolution reconstruction methods for denoised ultrasonic images

晰,模型鲁棒性较好,性能优于传统插值方法和 SRGAN 方法。

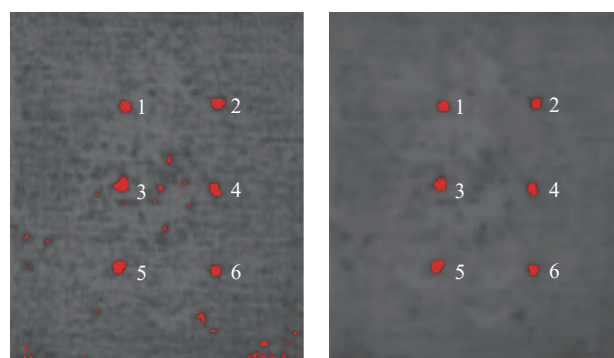
2.4 含缺陷图像处理结果与讨论

为验证本文算法在缺陷检测中的有效性,制作了 C919 主起内舱门大厚度蜂窝夹层复合材料对比试块,并预埋了 6 个 $\Phi 11$ mm 的圆形分层缺陷,其超声 C 扫描图像如图 12 (a)所示,图 12 (b)为对应的去噪图像(红色部分为阈值下的缺陷显示)。可见,图 12 (a)中存在较多的斑点噪声干扰,影响缺陷判别;而图 12 (b)中去除了斑点噪声对缺陷的干扰,提高了缺陷识别度。计算去噪前、后缺陷 SNR,如表 5 所示,6 个缺陷的 SNR 均有较大提高,平均提升 6.25 dB。

对图 12 进一步超分辨重构,结果如图 13 所示,对应的 PSNR 和 SSIM 见表 6。结果表明,重构缺陷(图 13

表 4 超声去噪图像不同超分辨重构方法 PSNR 和 SSIM 结果
Table 4 PSNR and SSIM results of different super-resolution reconstruction methods for denoised ultrasonic images

超分辨方法	最邻近插值		双线性插值		生成对抗网络		本文方法	
	×2	×4	×2	×4	×2	×4	×2	×4
PSNR/dB	28.77	28.77	31.91	28.66	33.11	29.46	34.20	32.16
SSIM	0.97	0.97	0.98	0.97	0.91	0.91	0.92	0.92



(a) 超声C扫描缺陷图像 (b) 边缘保护滤波图像

图 12 超声 C 扫描缺陷图像和去噪结果

Fig.12 Ultrasonic C-scan defect images and their denoising results

表 5 超声 C 扫描缺陷图像去噪前后缺陷 SNR 结果

Table 5 SNR results of defects in ultrasonic C-scan images before and after denoising

不同阶段	缺陷编号						平均值
	1	2	3	4	5	6	
去噪前	24.25	22.94	17.01	22.43	20.9	23.36	21.81
去噪后	31.3	29.96	22.24	28.34	26.84	29.69	28.06
提高	7.05	7.02	5.23	5.91	5.94	6.33	6.25

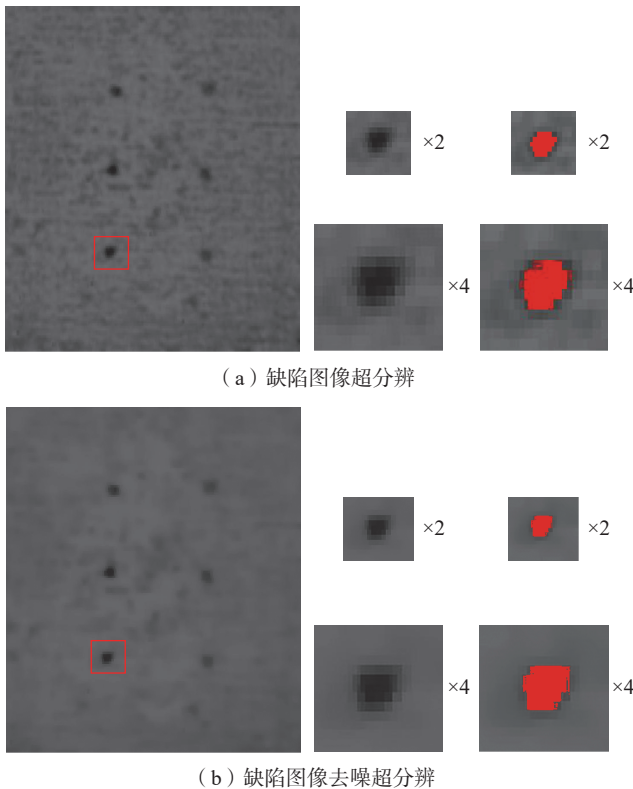


图 13 超声 C 扫描缺陷图像超分辨和去噪超分辨结果
Fig.13 Super-resolution results and denoising-super-resolution results of ultrasonic C-scan defect images

表 6 超声缺陷图像及其去噪图像的超分辨重构 PSNR 和 SSIM 结果
Table 6 PSNR and SSIM of super-resolution reconstruction for ultrasonic defect images and denoising image

超分辨重构		超分辨放大倍数	
		× 2	× 4
原图超分辨	PSNR/dB	36.67	33.3
	SSIM	0.99	0.99
去噪图超分辨	PSNR/dB	36.88	33.48
	SSIM	0.99	0.99

(a) 的边缘细节较原图更为清晰,对应 PSNR 和 SSIM 较高;去噪重构的缺陷(图 13 (b))边缘更为光滑,形貌更加规则。对图 13 (a)和(b)中缺陷面积进行定量计算,结果分别为 90.12 mm^2 和 93.92 mm^2 ,与预埋缺陷面积 95.03 mm^2 的偏差率分别为 5.17% 和 1.17%,说明去噪方法结合超分辨模型能够提高缺陷的定量准确性,满足大厚度蜂窝夹层复合材料构件超声检测图像的质量评估要求。

3 结论

(1) 基于梯度下降算法优化边缘保护滤波的超参

数,提高了去噪效率,结果表明,相比于数字形态学滤波,本文方案能够在保留图像边缘细节信息的同时,有效去除超声 C 扫描图像中的斑点噪声,去噪图像更为平滑,PSNR 均大于 36 dB, SSIM 均大于 0.9,分别比数字形态学滤波提高 12.99 dB 和 0.04。

(2) 本文所提 ISRResNet 方法能够对大厚度蜂窝夹层复合材料构件超声 C 扫描图像进行有效超分辨重构,重构图像边缘细节信息更为清晰,分辨率高,算法性能强于传统插值算法和 SRGAN 算法,4 倍放大图像 PSNR 为 33.22 dB,比 SRGAN 方法提升 3.21 dB; SSIM 为 0.98,比 SRGAN 方法提升 0.01。

(3) 本文所提去噪方案和 ISRResNet 算法对含有缺陷的超声 C 扫描图像进行处理,使缺陷边缘细节更加清晰,提高了缺陷信噪比和定量准确性,有利于提升大厚度蜂窝夹层复合材料构件缺陷检测能力。

参考文献

[1] NSENGIYUMVA W, ZHONG S C, LIN J W, et al. Advances, limitations and prospects of nondestructive testing and evaluation of thick composites and sandwich structures: A state-of-the-art review[J]. Composite Structures, 2021, 256: 112951.

[2] 罗忠兵,曹欢庆,林莉.航空复材构件R区相控阵超声检测研究进展[J].航空制造技术,2019,62(14):67-75.

LUO Zhongbing, CAO Huanqing, LIN Li. Progress in study of phased array ultrasonic testing on CFRP radii in aerospace component[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2019, 62(14): 67-75.

[3] CUGNONI J, AMACHER R, KOHLER S, et al. Towards aerospace grade thin-ply composites: Effect of ply thickness, fibre, matrix and interlayer toughening on strength and damage tolerance[J]. Composites Science and Technology, 2018, 168: 467-477.

[4] ZHAO G Q, WANG B, HAO W F, et al. Localization and characterization of delamination in laminates using the local wavenumber method[J]. Composite Structures, 2020, 238: 111972.

[5] ISKANDARANI M Z. Abnormalities in ultrasonic (C-scan) images of composite structures: Impact damaged versus hole damaged[J]. Journal of Computer Science, 2019, 15(7): 972-982.

[6] ZHANG Z, LI Q, CAO A D, et al. Defect identification in thick porous and wavy composites with hybrid use of ultrasound non-reciprocity and scattering[J]. Composites Science and Technology, 2022, 225: 109514.

[7] ZHANG Z, GUO S F, LI Q, et al. Ultrasonic detection and characterization of delamination and rich resin in thick composites with waviness[J]. Composites Science and Technology, 2020, 189: 108016.

[8] 熊晨辰,蒋卫丽,贾立中,等.基于双注意力机制的医学超声图像降噪模型[J].激光与光电子学进展,2022,59(2):0217001.

XIONG Chenchen, JIANG Weili, JIA Lizhong, et al. Noise reduction model of medical ultrasound images based on dual attention mechanism[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2022, 59(2): 0217001.

[9] 汪小凯,蒋秋月,关山月,等.基于深度学习的TC4钛合金

零件微小缺陷超声相控阵检测图像降噪方法研究[J]. 航空制造技术, 2023, 66(22): 46–52.

WANG Xiaokai, JIANG Qiuyue, GUAN Shanyue, et al. Research on ultrasonic phased array images denoising method for micro defect detection of TC4 titanium alloy parts based on deep learning[J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2023, 66(22): 46–52.

[10] PANG J H, CHEUNG G. Graph Laplacian regularization for image denoising: Analysis in the continuous domain[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(4): 1770–1785.

[11] GU S H, ZHANG L, ZUO W M, et al. Weighted nuclear norm minimization with application to image denoising[C]//2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, Piscataway, NJ: IEEE, 2014: 2862–2869.

[12] 净亮, 邵党国, 相艳, 等. 基于支持向量机的自适应均值滤波超声图像降噪[J]. 电子测量与仪器学报, 2020, 34(3): 1–8.

JING Liang, SHAO Dangguo, XIANG Yan, et al. Adaptive mean filtering ultrasonic image denoising based on support vector machine[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2020, 34(3): 1–8.

[13] CHEN T, MA K K, CHEN L H. Tri-state median filter for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1999, 8(12): 1834–1838.

[14] 李兵, 刘晓宏, 郭晓光, 等. Top-hat形态学滤波在图像预处理中的应用及FPGA实现[J]. 光电与控制, 2011, 18(10): 80–85.

LI Bing, LIU Xiaohong, GUO Xiaoguang, et al. Application of morphological filtering in image preprocessing and implementation based on FPGA[J]. Electronics Optics & Control, 2011, 18(10): 80–85.

[15] MILLS P K, HUSSEIA V. Multiresolution joint bilateral filtering with modified adaptive shrinkage for image denoising[J]. Multimedia Tools and Applications, 2016, 75(23): 16135–16152.

[16] NGUYEN N, MILANFAR P, GOLUB G. A computationally efficient super-resolution image reconstruction algorithm[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(4): 573–583.

[17] LI X, ORCHARD M T. New edge-directed interpolation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(10): 1521–1527.

[18] 郑心草, 孙忠贵. 图像超分中双三次插值的非局部拓展[J]. 南京师范大学学报(工程技术版), 2023, 23(3): 53–59.

ZHENG Xincuo, SUN Zhonggui. Non-local extension of bicubic interpolation in image super-resolution[J]. Journal of Nanjing Normal University (Engineering and Technology Edition), 2023, 23(3): 53–59.

[19] DONG C, LOY C C, HE K M, et al. Image super-resolution using deep convolutional networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016, 38(2): 295–307.

[20] LEDIG C, THEIS L, HUSZÁR F, et al. Photo-realistic single image super-resolution using a generative adversarial network[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Honolulu, Piscataway, NJ: IEEE, 2017: 105–114.

[21] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, Piscataway, NJ: IEEE, 2016: 770–778.

[22] 梁越. 基于C-TIRADS的甲状腺结节超声图像检测与危险分层深度学习模型研究[D]. 南昌: 南昌大学, 2023.

LIANG Yue. Research on C-TIRADS-based ultrasound image detection of thyroid nodules with deep learning model for risk stratification[D]. Nanchang: Nanchang University, 2023.

通信作者: 罗忠兵, 教授, 博士, 研究方向为材料无损检测与评价。

(责编 七七)

(上接第 95 页)

[2] SU R T, TAO R M, WANG X L, et al. 2.43 kW narrow linewidth linearly polarized all-fiber amplifier based on mode instability suppression[J]. Laser Physics Letters, 2017, 14(8): 085102.

[3] PLATONOV N, YAGODKIN R, CRUZZ D L, et al. Up to 2.5 kW on non-PM fiber and 2.0 kW linearly polarized on PM fiber: Narrow-linewidth CW diffraction-limited fiber amplifiers in all-fiber format[J]. Proceedings of SPIE, 2018, 10512: 105120.

[4] CHANG Z, WANG Y S, SUN Y H, et al. 1.5 kW polarization-maintained Yb-doped amplifier with 13 GHz linewidth by suppressing the self-pulsing and stimulated Brillouin scattering[J]. Applied Optics, 2019, 58(23): 6419–6425.

[5] 来文昌, 马鹏飞, 肖虎, 等. 高功率窄线宽光纤激光技术[J]. 强激光与粒子束, 2020, 32(12): 7–28.

LAI Wenchang, MA Pengfei, XIAO Hu, et al. High-power narrow-linewidth fiber laser technology[J]. High Power Laser and Particle Beams, 2020, 32(12): 7–28.

[6] WANG Y S, PENG W J, SUN Y H, et al. Effect of the number of longitudinal modes on spectral broadening in a high power fiber amplifier[J]. IEEE Photonics Technology Letters, 2018, 30(12): 1107–1110.

[7] 宋家鑫, 任帅, 王广建, 等. 国产锥形光纤实现4.2 kW近单模窄线宽激光[J]. 中国激光, 2022, 49(8): 0816002.

SONG Jiabin, REN Shuai, WANG Guangjian, et al. Realization of 4.2 kW near single mode narrow linewidth laser with domestic tapered fiber[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(8): 0816002.

[8] 石梦悦, 吴勇, 李洁, 等. 基于光谱展宽的高功率窄线宽激光器研究进展[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(15): 1500001.

SHI Mengyue, WU Yong, LI Jie, et al. Research progress of high-power narrow-linewidth lasers based on spectral broadening[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2023, 60(15): 1500001.

[9] GAO W, FAN W H, JU P, et al. Thermally-induced transverse mode instability: Hopf bifurcation in high-power fiber laser[J]. Results in Physics, 2022, 43: 106098.

[10] ZHANG L M, ZHANG K, ZHANG X X, et al. 2.2 kW linearly polarized narrow linewidth all-fiber laser[J]. Proceedings of SPIE, 2023, 12792: 127921.

通信作者: 张利明, 高级工程师, 博士, 研究方向为高功率光纤激光器。

(责编 七七)