

# 航空蜂窝夹芯复合材料板粘接状态 智能超声检测技术\*

陈振华<sup>1</sup> 涂思敏<sup>1,2</sup> 殷晓芳<sup>2</sup> 邓文武<sup>2</sup> 张志强<sup>2</sup> 卢超<sup>1</sup>

(1. 南昌航空大学无损检测技术教育部重点实验室 南昌 330063; 2. 江西洪都航空工业集团有限责任公司 南昌 330000)

**摘要:**飞机平尾蜂窝夹芯复合板结构复杂、面积大、缺陷类型多,通过超声C扫描成像技术能够直观分析蜂窝与蒙皮粘接状态;由此产生大量的检测图像,需依赖技术人员丰富的工作经验进行评估,存在评估效率低、主观性强等问题。因此,提出基于深度学习的蜂窝夹芯复合材料板粘接层超声C扫描图像智能分类技术。首先,通过界面反射波跟踪方法采集胶层与蜂窝间界面的超声C扫描检测图像,结合图像处理技术进一步提高图像质量;其次,为构造训练数据库,通过滑动窗方式截取C扫描图像样本,根据C扫描幅度分布将样本分为3种粘接状态(目标区域),提出小样本图像数据集扩展方法;最后,构建50层残差网络(residual network 50 layers, ResNet50)并对其进行训练,并评估深度学习网络对蜂窝粘接状态的分类能力。研究结果表明,通过界面反射波跟踪能够克服蒙皮表面形状变化并形成蜂窝粘接层C扫描图像,ResNet50网络能够识别蜂窝夹芯复合板结构的3类目标区域,具有良好的稳定性和准确率,并体现出“智能性”特点。

**关键词:**蜂窝夹芯复合板;喷水式超声聚焦检测;深度学习;智能分类;粘接状态;C扫描图像

**中图分类号:** TN06; TB332 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.2060; 430.25

## Intelligent ultrasonic testing technology for bonding status of aerial honeycomb sandwich composite plate

Chen Zhenhua<sup>1</sup> Tu Simin<sup>1,2</sup> Yin Xiaofang<sup>2</sup> Deng Wenwu<sup>2</sup> Zhang Zhiqiang<sup>2</sup> Lu Chao<sup>1</sup>

(1. Key Laboratory of Nondestructive Testing of Ministry of Education, Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China; 2. Jiangxi Hongdu Aviation Industry Group, Nanchang 330000, China)

**Abstract:** The aircraft flat-tail honeycomb sandwich composite plate has complex structure, large area and many types of defects. The bonding state between honeycomb and skin can be intuitively analyzed by ultrasonic C-scan imaging. As a result, a large number of detection images need to be evaluated by the rich work experience of technicians, there are problems such as low evaluation efficiency and strong subjectivity. Therefore, an intelligent classification technology of ultrasonic C-scan image of honeycomb sandwich composite plate bonding layer based on deep learning is proposed. Firstly, an ultrasonic C-scan testing image of the interface between the adhesive layer and the honeycomb is acquired by an interface reflected wave tracking method, and the image quality is further improved by combining an image processing technology. Secondly, in order to construct the training database, C-scan image samples are intercepted by sliding window, and the samples are divided into three bonding states (target areas) according to the amplitude distribution of C-scan, and a small sample image data set expansion method is proposed. Finally, the 50-layer residual network (ResNet50) is constructed and trained, and the classification ability of the deep learning network for honeycomb bonding states is evaluated. The results show that the interface reflection wave tracking can overcome the shape change of the skin surface and form the C-scan image of the honeycomb bonding layer, and the ResNet50 network can identify the three types of target areas of the honeycomb sandwich composite panel structure with good stability and accuracy, and reflect the characteristics of “intelligence”.

**Keywords:** honeycomb sandwich composite plate; water-jet ultrasonic focus testing; deep learning; intelligent classification; bonding status; C scan images

## 0 引言

蜂窝夹芯复合板具有重量轻、强度高、阻燃性好和抗冲击性能强等优点,已广泛应用于飞机机身、机翼等重要结构部位<sup>[1-3]</sup>。由于蜂窝夹芯复合板自身结构以及服役环境的复杂性,容易形成蒙皮分层、蒙皮-蜂窝界面脱粘、蜂窝芯格塌陷、蜂窝芯材褶皱等缺陷<sup>[4-6]</sup>。蒙皮-蜂窝界面脱粘会导致板材结构的整体强度和稳定性下降,严重影响构件安全性<sup>[7-8]</sup>。超声检测由于其穿透性强、灵敏度高、成本低、定位准确等优势,成为了检测蜂窝夹芯复合板缺陷的常用方法。在实际工程应用中常采用超声波透射法、脉冲反射法对蒙皮-蜂窝界面脱粘缺陷进行成像检测,直观分析粘接层状态<sup>[9]</sup>。飞机平尾蜂窝夹芯复合材料板内部结构复杂、检测面积大,导致产生大量复杂的检测图像数据,人工评估存在效率低、稳定性差、易误判等问题,亟需一种适用于蜂窝粘接层超声 C 扫描图像的粘接状态智能分类方法。深度学习技术已用于无损检测缺陷的自动分类与识别。Hu 等<sup>[10]</sup>采用全维度动态卷积(omni-dimensional dynamic convolution, ODDC)改进后的 YOLO 系列第七版轻量级版本(YOLOv7-tiny)对钢结构桥梁裂纹相控阵检测图像进行识别,识别准确率达 95.56%。王海军等<sup>[11]</sup>使用卷积神经网络(convolutional neural networks, CNN)用于碳纤维增强复合材料(carbon fiber reinforced polymer/plastic, CFRP)超声相控阵检测的夹杂、分层、富树脂缺陷识别分类,识别准确率达 98.27%。夏桂然等<sup>[12]</sup>发现双向长短期记忆网络(bidirectional long short-term memory, BiLSTM)对黏钢构件的黏接层缺陷定量和定位识别性能最好、一维卷积神经网络(1D convolutional neural network, 1D-CNN)模型对黏接层老化程度识别性能最佳。Nauman 等<sup>[13]</sup>通过超声检测采集裂纹、未融合、未焊透、夹渣、气孔缺陷图像并对其进行智能识别,发现的 CNN 模型的抗噪性能高于深度神经网络(deep neural networks, DNN)模型。目前,基于蜂窝夹芯复合材料板胶接层超声检测的图像分类研究较少,尤其是蜂窝结构周期性排列且相似性大;即使粘接状态不同,其图像差异依然较小,导致分类识别更为困难。

将深度学习技术用于飞机平尾蜂窝夹芯复合材料板粘接状态的智能分类,构建蜂窝粘接状态智能识别的 50 层残差网络(residual network 50 layers, ResNet50)模型。通过波形跟踪法改善蜂窝夹芯复合粘接层 C 扫描图像质量并提出小样本数据增强方法,根据 C 扫描图像显示的超声反射波幅度分布图像划分为 3 类目标区域,基于小样本数据对 ResNet50 网络进行训练,训练后的 ResNet50 网络能够实现蜂窝夹芯复合材料板粘接状态的智能分类。

## 1 检测试样与试验方法

超声脉冲反射法较之穿透法可避免厚度方向缺陷图像显示的重叠,为缺陷定位定量提供更准确的检测信息;脉冲反射法的单侧探头布置方式具有更好的环境适应性,更适用于在役非拆卸条件下的无损检测。从飞机平尾蜂窝夹芯复合板截取 65 mm×180 mm 的区域作为检测试样,碳纤维复合材料蒙皮厚度 3.7 mm、芳纶纸蜂窝夹芯厚度 88 mm、壁厚 0.1 mm、蜂窝孔径 3 mm、胶粘剂为环氧树脂胶,如图 1(a)所示。采用喷水式超声聚焦检测技术对蜂窝板进行 C 扫描成像检测,探头中心频率 15 MHz、晶片直径 6 mm、水中焦距 19.2 mm。调整探头水距 8.56 mm,每隔 0.1 mm 的扫描步进提取一个 A 扫信号;检测信号由水-蒙皮界面脉冲反射波  $f_1$ 、蒙皮-胶层界面脉冲反射波  $f_2$ 、胶层-蜂窝界面脉冲发射波  $f_3$  组成,脉冲反射波  $f_2$ 、 $f_3$  到达时间分别为 13.82、13.94  $\mu\text{s}$ ,二者时间差 0.12  $\mu\text{s}$  与粘接层厚度相对应,如图 1(b)、(c)所示。

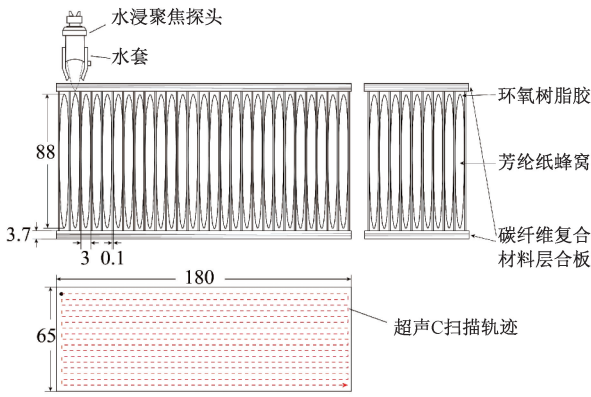
蒙皮-胶层界面脉冲反射波  $f_2$  能够反映上表面蒙皮与蜂窝的粘接状态,但无法反映粘接层及其与蜂窝的粘接状态。因此,跟踪捕捉粘接层与蜂窝的界面反射波  $f_3$  成像才能较好的显示蜂窝板的粘接状态。由于蒙皮厚度不变,以水-蒙皮界面脉冲反射波  $f_1$  为基准,向后延迟蒙皮中的波传播时间即可追踪脉冲发射波  $f_3$ 。基于追踪前  $f_2$  和追踪后  $f_3$  的 C 扫描图像如图 2 所示,基于  $f_2$  的 C 扫描图像整体幅度较高,未能完整反映蜂窝结构的整体粘接状态;基于  $f_3$  的 C 扫描图像分辨率良好,清晰显示了规则排列的蜂窝孔。

通过高斯滤波降低检测图像噪声和模糊边缘的不利影响,将高斯核与图像进行卷积运算,根据像素点(每个像素点对应一个反射回波幅度)与高斯核中心点的距离分配权重,距离中心点越近的像素点分配权重越大,处理后的像素点幅度值由其本身及其邻域内像素点的原始幅度值加权平均所得,从而实现平滑图像、抑制噪声,同时也保留了图像的边缘细节信息<sup>[14]</sup>。高斯滤波函数表示为:

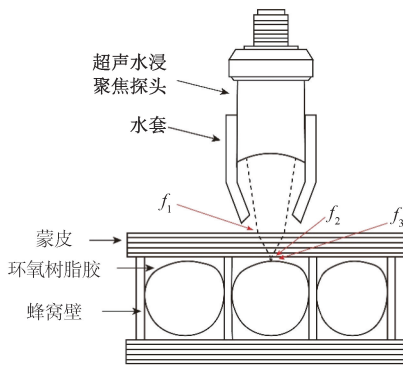
$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

式中:  $(x, y)$  为像素点的坐标;  $\sigma$  为标准差。

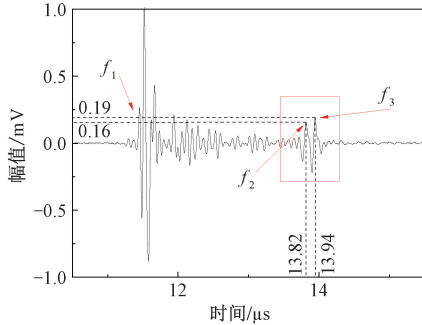
继续对检测图像进行基于 16 个邻近像素点(4×4 邻域中的像素点)的双三次插值处理,先对水平方向上的 4 行像素值分别进行三次插值运算,并对每行的运算结果进行加权求和得到 4 个中间值,后在垂直方向上对这 4 个中间值进行三次插值运算,并进行加权求和得到目标点的新像素值,该方法可进一步减少锯齿效应,提高图像



(a) 检测试样三视图与超声C扫描运动轨迹示意图  
(a) Three views of the test sample and the schematic diagram of the ultrasonic C-scan trajectory



(b) 喷水式超声聚焦检测示意图  
(b) Schematic diagram of water-jet ultrasonic focusing testing



(c) 检测A扫描信号  
(c) Detection of A-scan signal

图 1 检测试样与试验方法

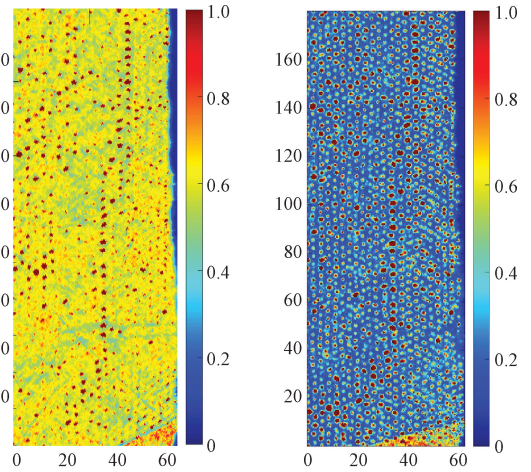
Fig. 1 Inspection samples and test methods

的平滑性、增强图像的分辨率<sup>[15-16]</sup>。双三次插值的数学表达式为：

$$B(X, Y) = \sum_{i=0}^3 \sum_{j=0}^3 a_{ij} \times W(i) \times W(j) \quad (2)$$

$$W(t) =$$

$$\begin{cases} (a+2)|x|^3 - (a+3)|x|^2 + 1, & 0 \leq |x| < 1 \\ a|x|^3 - 5a|x|^2 + 8a|x| - 4a, & 1 \leq |x| < 2 \\ 0, & |x| \geq 2 \end{cases} \quad (3)$$



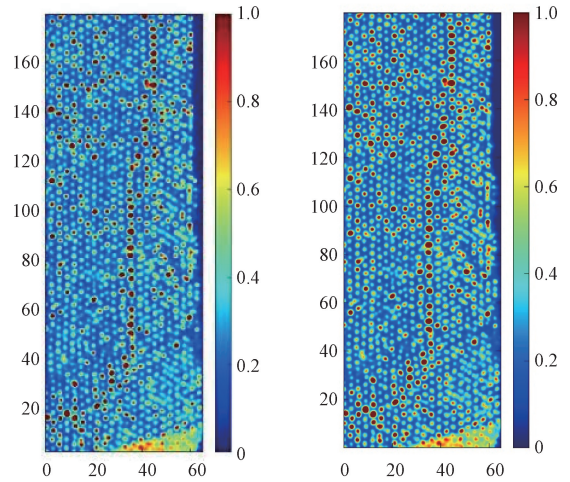
(a) 未脉冲跟踪 (a) No pulse tracking  
(b) 脉冲跟踪 (b) Pulse tracking

图 2 脉冲跟踪前后 C 扫描成像对比

Fig. 2 C-scan imaging with or without pulse tracking

式中： $W(t)$  为插值权重函数； $W(i)$ 、 $W(j)$  分别为水平方向和垂直方向上的权重系数； $x$  为目标点最近像素点的坐标距离； $a$  为插值系数，一般取  $a = -0.5$ ； $B(X, Y)$  为插值后目标点  $(X, Y)$  的新像素值； $a_{ij}$  为  $4 \times 4$  邻域中像素点的像素值。

在进行高斯滤波、双三次插值法后的图像噪声得到了明显的抑制、边缘也得到了平滑，图像质量有明显提高，如图 3 所示。图 3 中红色区域对应着幅度较高区域，该区域无粘接、显示的是蜂窝结构；蓝色区域为幅度较低区域，为粘接良好区域。



(a) 高斯滤波后 (a) After Gaussian filtering  
(b) 插值后 (b) After interpolation

图 3 超声检测 C 扫描图像

Fig. 3 Ultrasonic detection of C-scan images

## 2 检测图像分析与图像数据集扩充

通过金相试验分析 C 扫描图像特征对应的蜂窝粘接

状态,如图 4 所示。图 4(a)中 C 扫描图像中分布了相互间隔的圆形黄红色区域,该区域对应界面的高反射波幅度,即未粘接的蜂窝区域;蓝色区域表示蒙皮与蜂窝完好的粘接状态,超声波通过该区域透射至蜂窝导致反射回波很弱;蜂窝中最厚胶层 0.45 mm 厚处的高反射回波区(C 扫描黄红区域)最小,蜂窝中最薄胶层 0.16 mm 厚处的高反射回波区(C 扫描黄红区域)最大,较厚的胶层使超声波衰减较大、反射波较弱;图 4(b)中圆形黄红色区域间存在黄色高反射区域,该黄色高反射区表示蒙皮与蜂窝壁出现了脱粘,使该区域出现高幅度反射。因此,蜂窝结构的 C 扫描图像(幅度分布)显示了蜂窝内胶层厚度及蒙皮与蜂窝的粘接状态,界面超声波的高反射区表示粘接状态较差。

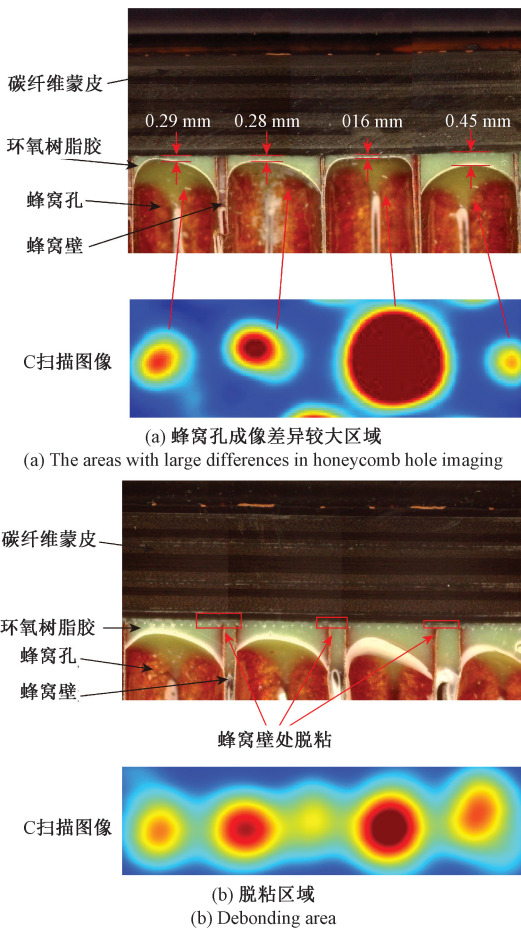


图 4 金相试样与超声检测图像  
Fig. 4 Metallographic and ultrasonic testing image

蜂窝夹芯复合材料板区域内一定数量的蜂窝单元共同承担外部载荷,决定板材的整体性能,相比而言评价某区域的粘接状态比评价单个蜂窝粘接状态更加具有现实意义。因此,设置 9.9 mm×9.9 mm 滑动窗在 C 扫描图像上随机截取图片样本,共截取 9.9 mm×9.9 mm 正方形图片样本 300 张。由于在实验室研究环境下很难获得大量

的标定了粘接状态的检测样本(需大量无损检测试验和破坏性试验比对)。为了快速获得大量标定的训练样本,通过数学统计方法并设置阈值将 C 扫描图像样本划分为粘接状态各异的 3 类目标区域。具体方法为按目标区域内幅值>0.7 mV(即目标区域内幅值较高)的像素点数量的累计值划分目标区域的粘接状态等级,以所有目标区域内超幅度的最大累计像素点个数  $N_{max}$  为基准将目标区域 A、B、C 定义如下。

目标区域 A:  

$$N_A \leq N_{max} \times 20\% \tag{4}$$

目标区域 B:  

$$N_{max} \times 20\% < N_B < N_{max} \times 40\% \tag{5}$$

目标区域 C:  

$$N_C \geq N_{max} \times 40\% \tag{6}$$

式中: $N_A$ 、 $N_B$ 、 $N_C$  为目标区域 A、目标区域 B、目标区域 C 的超幅度(0.7 mV)像素点个数。

按式(4)~(6)定义的目标区域 C 扫描图像如图 5 所示,目标区域 A 的超幅度像素值累计个数最少,蜂窝排列有序、结构完整,表示粘接完好区域;目标区域 C 的超幅度像素值累计个数最多,蜂窝图像出现粘连、排列不规整,表示粘接问题严重区域;目标区域 B 的超幅度像素值累计个数介于目标区域 A 和目标区域 C 之间,表示粘接问题区域。

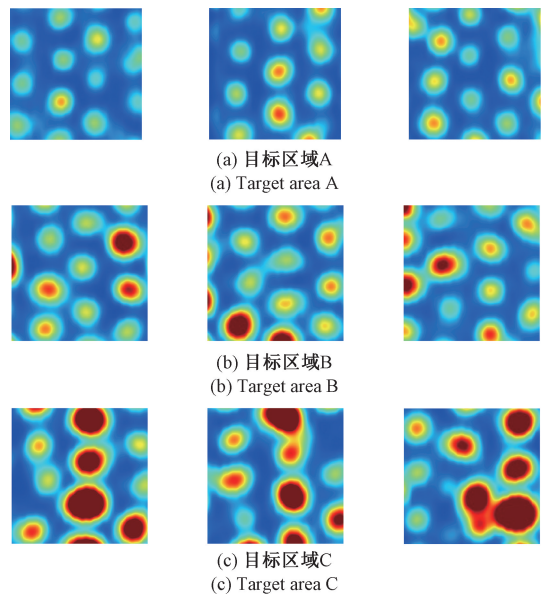


图 5 3 类目标区域样本图片  
Fig. 5 Three types of target area sample picture

在滑动窗截取的 300 张图像样本中,目标区域 A、B、C 的样本数量分别为 99、95、106 张。由于数据集样本较少,为避免模型训练过拟合、泛化能力差等问题,采用镜像翻转、加噪声、旋转及两种方法相结合等数据增强方法

将检测图片数据库扩充至 2 700 张<sup>[17]</sup>,其中目标区域 A 的样本图片有 891 张、占比 33.0%,目标区域 B 的样本图片有 855 张、占比 31.7%,目标区域 C 的样本图片有 954 张、占比 35.3%,如图 6 所示。将超声检测数据集按 7 : 2 : 1 的比例随机划分为训练集 (Train)、验证集 (Val) 和测试集 (Test)。

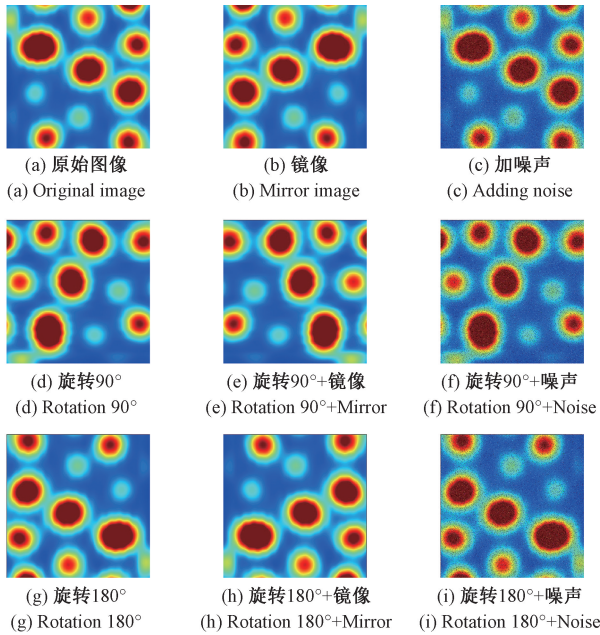


图 6 检测图像增强示例图

Fig. 6 Detection image enhancement example diagram

### 3 深度学习网络结构及性能评估方法

ResNet50 网络由卷积层、全局平均池化层和全连接层构成,包括 7 个阶段。第 1 阶段的  $7 \times 7$  卷积层初步提取图像特征;第 2~5 阶段是 Conv2\_x~Conv5\_x 共 4 个残差单元,分别包含 3、4、6 和 3 个残差块,图 7(a) 中红框标示为 1 个残差块,每个残差块由  $1 \times 1$ 、 $3 \times 3$  和  $1 \times 1$  卷积层组成,主要用于降低、恢复特征图的维度以及提取特征;第 6 阶段是在所有残差块之后的全局平均池化层,用于将特征图转换为特征向量;第 7 阶段是全连接层,用于将提取的特征映射至具体类别,并通过归一化指数 (softmax) 函数输出蜂窝夹芯复合材料板超声检测图像 3 类目标区域的分类结果。ResNet50 网络的主要特点是引入了残差块 (residual block),而残差块引入了快捷链接 (shortcut connection),将输入  $x$  叠加  $F(x)$  作为残差块输出,即  $H(x) = F(x) + x$ ;当  $F(x) = 0$  时构成了一个恒等映射,输出  $H(x)$  等于输入  $x$ ,使网络在层数增加时能保持或提高性能,解决了网络退化问题,如图 7(b) 所示。残差块使梯度较小时仍然可以通过快捷链接进行反向传播,有助于缓解深层网络中的梯度消失问题<sup>[18-20]</sup>。残差

网络 (residual network, ResNet) 通过残差块的堆叠,构建较深的网络结构以增强网络模型对飞机平尾蜂窝夹芯复合材料板复杂特征和微小差异的分类能力,避免出现梯度消失或网络退化的问题。

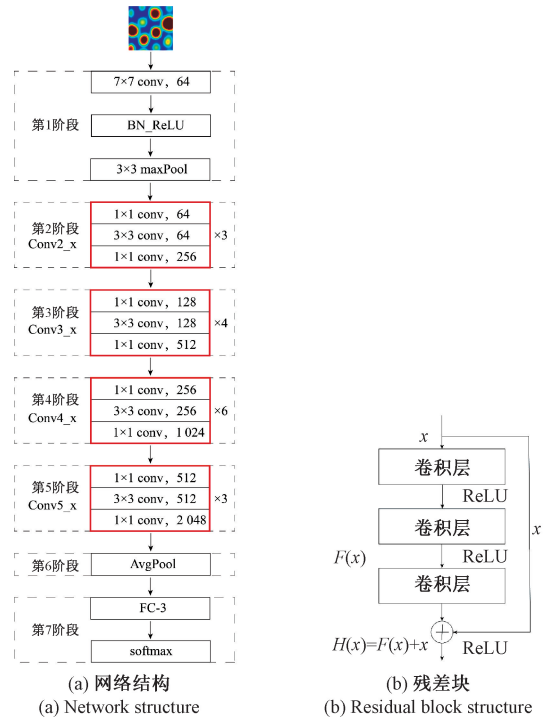


图 7 ResNet50 网络

Fig. 7 ResNet50 network

采用网络的识别准确率 (accuracy, A) 和精确率 (precision, P) 评估网络性能<sup>[21]</sup>:

$$A = \frac{R_a}{R} \quad (7)$$

$$P = \frac{Q_a}{Q} \quad (8)$$

式中:  $R_a$  为正确分类的测试集图像数量;  $R$  为测试集总数量;  $Q_a$  为正确识别某一类目标区域的样本数量;  $Q$  为该目标区域样本的总数。

准确率表示网络对所有样本的整体分类能力,精确率则是表示正确识别某一类样本的能力。

## 4 网络训练与性能测试

### 4.1 网络训练

基于训练样本库对 ResNet50 网络进行训练,将训练次数 (epoch) 设置为 150、初始学习率为 0.000 3、优化器动量 (momentum) 为 0.9、训练的批大小 (batch size) 为 12。随着网络模型训练次数的增加,验证准确率逐渐上升至趋于稳定状态,该网络准确率为 98.7%,如图 8 所示。

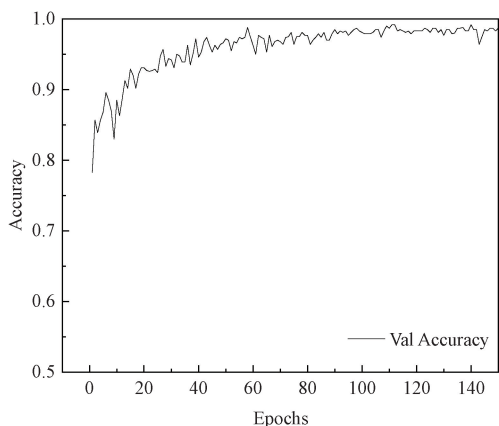


图 8 网络验证曲线

Fig. 8 Network verification curve diagram

### 4.2 智能识别能力测试

重新采集一块尺寸 40 mm×300 mm 新蜂窝夹芯复合板的超声 C 扫描图像,设置 9.9 mm×9.9 mm 滑动窗口并以步距 9.9 mm 从 C 扫描图像中截取图片样本并记录样本坐标,共提取 120 张图片样本,如图 9(a)所示。分别采用数学方法和深度学习方法对样本进行分类染色:目标区域 A—绿色、目标区域 B—黄色、目标区域 C—红色。ResNet50 分类网络会在输出图片类型的同时标示分类的置信度,置信度越高表示对分类结果的不确定性越高。考虑深度学习的智能分类置信度可表示不确定性,当样本识别结果置信度低于 0.6 则判定为未识出类型,标示为白色,该区域类别为不确定。数学方法和智能分类方法的图片识别效果如图 9(b)~(d)所示,分类结果基本一致,考虑置信度(0.6)的智能识别方法不仅能够对粘接状态进行分类,还能够标定不确定区域(白色区域),以便技术人员进一步判定。

以数学分区结果为基准,统计 ResNet50 网络识别结果中各目标区域分类的精确率。据式(8)可知,目标区域 A、B、C 的智能识别分类精确率分别达到 87%、83%、91%以上,在考虑不确定(置信度低于 0.6)情况后,3 个目标区域的智能识别分类精确率可分别上升至 91.8%、86.7%、95.0%,此时置信度低于 0.6 的分类结果不计入精确率统计,如图 10(a)所示。因此,有必要考虑置信度较低导致的分类不确定性以降低误识风险。进一步分析影响精确率的因素可知,误识样本主要是目标区域 B 与其他目标区域间的误识,无目标区域 A 与目标区域 C 间的误识,且大量的误识别发生在目标区域 A→B 误识(6.7%)、目标区域 B→C(3.3%)的误识,其他误识<1.7%。因此,主要误识发生在对不良粘接状态的高估,符合无损检测对缺陷评价的从严要求。尽管训练数据样本源于数学阈值方法,但经过这些数据样本训练的智能

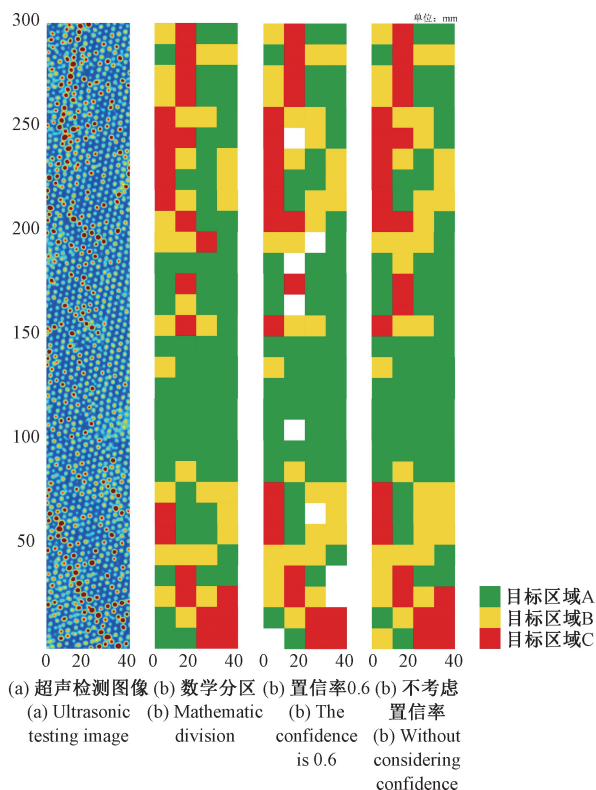
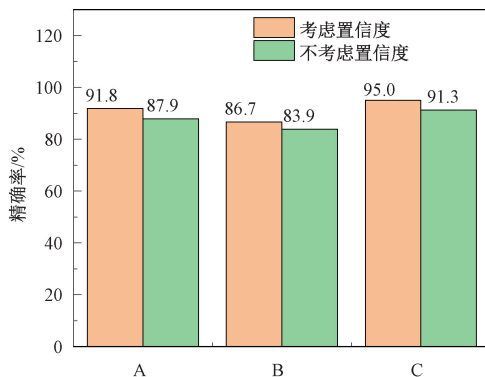


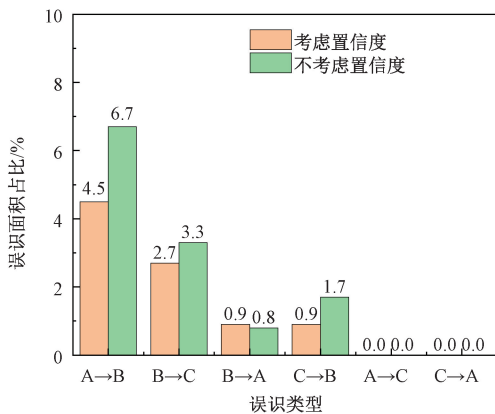
图 9 目标区域智能分类重构

Fig. 9 Target area intelligent classification reconstruction

分类模型表现出了一定的“智能特性”,即置信度和“不确定性”,这种“智能特性”可有效避免漏检和误判,给二次复检提供了重要依据。将深度学习的智能分类结果与数学统计分类结果相对比可知:样本扩充、训练方法能够实现网络智能识别能力。在智能识别网络的实际应用中,ResNet50 网络会根据不断累积的先验数据不断成长,可“继承”或“替代”技术专家的辨识能力,其优势是数学统计方法无法比拟的。在实际工程应用中,大量的检测试样应通过无损检测工程实践及相关破坏性试验的标定,由此,通过持续的基于自然样本的网络训练实现智能网络识别能力的持续提升。



(a) 3类目标区域精确率  
(a) Three types of target area precision



(b) 各类误识类型占比  
(b) Proportion of various types of misunderstandings

图10 3类目标区域精确率及各类误识类型占

Fig. 10 The accuracy rate of the three types of target areas and the proportion of various types of misrecognition types

## 5 结论

融合基于深度学习的图像智能分类方法实现夹芯蜂窝复合材料板粘接状态智能超声成像检测,通过提取并跟踪胶层(粘接层)与蜂窝界面的脉冲反射波形成粘接层的C扫描图像,经高斯滤波和双三次插值处理后,图像噪声得到进一步抑制,分辨率得到明显提高;结合蜂窝粘接面C扫描图像特征,提出窗口滑动截取方法并结合相关数学方法将C扫描图像扩展为深度学习网络训练和验证所需的样本数据库,克服小样本C扫描数据训练难题。训练后的ResNet50网络能够识别蜂窝夹芯复合材料板粘接层C扫描图像的粘接状态,3类目标区域的识别准确度在考虑置信度和不确定后可达到91.8%、86.7%、95.0%,考虑置信度后的评判结果表现出良好的“智能”特性,符合无损检测技术在缺陷评价时的从严要求,可有效避免漏检和误判,给二次复检提供了重要依据。同时,深度学习网络可根据样本数据的累积和训练实现持续“成长”,这是一般数学统计方法无法比拟的。

## 参考文献

[1] 贺靖, 杨晓琳, 朱秀迪, 等. Nomex 蜂窝夹层复合材料力学性能研究[J]. 复合材料科学与工程, 2020(9):79-84.  
HE J, YANG X L, ZHU X D, et al. Study on mechanical properties of Nomex honeycomb sandwich composites [J]. Composites Science and Engineering, 2020(9):79-84.

[2] 王文煜, 李锋, 任飞翔, 等. 轻质高强复合材料网格加筋壳体结构设计方法及力学性能研究进展[J]. 航空学报, 2024, 45(17):99-116.  
WANG W Y, LI F, REN F X, et al. Research progress on structural design methods and mechanical properties of

lightweight high-strength composite lattice stiffened shell structure [J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2024, 45(17):99-116.

[3] TOWSYFYAN H, BIGURI A, BOARDMAN R, et al. Successes and challenges in non-destructive testing of aircraft composite structures [J]. Chinese Journal of Aeronautics, 2020, 33(3):771-791.

[4] 刘松平, 刘菲菲, 李乐刚, 等. 航空复合材料无损检测与评估技术研究进展回顾[J]. 航空制造技术, 2019, 62(14):14-27.  
LIU S P, LIU F F, LI L G, et al. Review of research progress on nondestructive testing and evaluation techniques for aero-composites [J]. Aeronautical Manufacturing Technology, 2019, 62(14):14-27.

[5] 卜迟武, 刘涛, 赵博, 李锐. CFRP/Al 蜂窝结构缺陷红外热图特征的多结构形态学-PCNN 识别[J]. 电子测量与仪器学报, 2021, 35(9):222-228.  
BU CH W, LIU T, ZHAO B, LI R. Recognition of defects in CFRP/Al honeycomb structure by multi-structure morphology-PCNN [J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2021, 35(9):222-228.

[6] 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, 256:112951-112951.

[7] 於之杰, 郭玉佩, 孙汉斌, 等. 先进材料及工艺的结构完整性研究进展[J]. 航空学报, 2024, 45(18):33-54.  
YU ZH J, GUO Y P, SUN H B, et al. Recent progress in structural integrity of novel materials and advanced techniques [J]. Acta Aeronautica ET Astronautica Sinica, 2024, 45(18):33-54.

[8] 檀桢, 王明泉, 刘康驰, 等. 蜂窝夹芯结构脱粘的空气耦合超声检测技术研究[J]. 压电与声光, 2021, 43(6):799-804.  
TAN ZH, WANG M Q, LIU K CH, et al. Research on Air-Coupling Ultrasonic Testing Technology for Debonding of Honeycomb Sandwich Structure [J]. Piezoelectrics & Acoustooptics, 2021, 43(6):799-804.

[9] 郝威, 李明, 徐莹, 等. 复合材料蜂窝夹芯缺陷超声检测模拟研究[J]. 机械科学与技术, 2023, 42(8):1362-1365.  
HAO W, LI M, XU Y, et al. Ultrasonic testing simulation research of honeycomb core defects in composite sandwich structure [J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2023, 42(8):1362-1365.

[10] HU F, GOU Y H, YANG Z H, et al. Automatic PAUT crack detection and depth identification framework based

- on inspection robot and deep learning method [J]. *Journal of Infrastructure Intelligence and Resilience*, 2025, 4(1):100113-100113.
- [11] 王海军, 王涛, 俞慈君. 基于递归量化分析的 CFRP 超声检测缺陷识别方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2024, 58(8):1604-1617.  
WANG H J, WANG T, YU C J. CFRP ultrasonic detection defect identification method based on recursive quantitative analysis [J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2024, 58(8):1604-1617.
- [12] 夏桂然, 魏敦涛, 刘泽佳, 等. 基于深度学习的黏钢构件黏接层损伤识别方法[J]. *实验力学*, 2024, 39(4):399-412.  
XIA G R, WEI D T, LIU Z J, et al. Damage identification method of adhesive layer of adhesive steel members based on deep learning [J]. *Journal of Experimental Mechanics*, 2024, 39(4):399-412.
- [13] MUNIR N, KIM H J, PARK J, et al. Convolutional neural network for ultrasonic weldment flaw classification in noisy conditions[J]. *Ultrasonics*, 2019, 94:74-81.
- [14] 张志勇, 潘宁慧, 赵廷玉. 基于标准差加权高斯滤波函数及多方向 Sobel 算子的感兴趣区域中心子区图像期望清晰度值计算方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(18):395-403.  
ZHANG ZH Y, PAN N H, ZHAO T Y. Calculation method of expected sharpness value for region of interest in ventral subregion image based on standard deviation-weighted Gaussian filter function and multidirectional sobel operator [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(18):395-403.
- [15] 焦传佳, 江明. 基于 AprilTag 图像识别的移动机器人定位研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2021, 35(1):110-119.  
JIAO CH J, JIANG M. Research on positioning of mobile robot based on low complexity AprilTag image recognition[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2021, 35(1):110-119.
- [16] 张睿, 高美蓉, 傅留虎, 等. 基于多域多尺度深度特征自适应融合的焊缝缺陷检测研究[J]. *振动与冲击*, 2023, 42(17):294-305.  
ZHANG R, GAO M R, FU L H, et al. Weld defect detection based on adaptive fusion of multi-domain and multi-scale deep features [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2023, 42(17):294-305.
- [17] 董甲东, 郭庆虎, 陈琳, 等. 深度学习中单阶段金属表面缺陷检测算法优化综述[J]. *计算机工程与应用*, 2025, 61(4):72-89.  
DONG J D, GUO Q H, CHEN L, et al. Review on optimization algorithms for one-stage metal surface defect detection in deep learning [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2025, 61(4):72-89.
- [18] 朱阳光, 刘瑞敏, 黄琼桃. 基于深度神经网络的弱监督信息细粒度图像识别[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(2):115-122.  
ZHU Y G, LIU R M, HUANG Q T. Fine-grained image recognition of weak supervisory information based on deep neural network [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(2):115-122.
- [19] 罗海保. 基于改进 Faster R-CNN 的多尺度小目标检测算法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2019.  
LUO H B. Research on Detection Algorithm for Multi-scale Small Targets Based on Improved Faster R-CNN [D]. Beijing:Beijing Jiaotong University, 2019.
- [20] 曹红燕, 沈小林, 刘长明, 等. 改进的 YOLOv3 的红外目标检测算法[J]. *电子测量与仪器学报*, 2020, 34(8):188-194.  
CAO H Y, SHEN X L, LIU CH M, et al. Improved infrared target detection algorithm of YOLOv3 [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2020, 34(8):188-194.
- [21] 王秀菊, 付主木, 翟坤宁, 等. 基于改进 ResNet 的路面状态识别算法[J]. *科学技术与工程*, 2024, 24(32):14033-14040.  
WANG X J, FU ZH M, ZHAI K N, et al. Improved ResNet-based road surface state recognition algorithm [J]. *Science Technology and Engineering*, 2024, 24(32):14033-14040.

## 作者简介



陈振华(通信作者), 2004 年于江西师范大学获得学士学位, 2010 年于北京工业大学获得博士学位, 现为南昌航空大学教授, 主要研究方向为先进超声波无损检测技术及其系统。

E-mail: zhenhuachen@yeah.net

Chen Zhenhua (Corresponding author) received his B. Sc. degree from Jiangxi Normal University in 2004 and Ph. D. degree from Beijing University of Technology in 2010. He is currently a professor at Nanchang Hangkong University. His main research interests include advanced ultrasonic nondestructive testing technologies and their systems.



涂思敏, 分别在 2022 年和 2025 年于南昌航空大学获得学士学位和硕士学位, 主要研究方向为先进超声波无损检测技术及其系统。

E-mail: 1372352257@qq.com

Tu Simin received her B. Sc. degree and M. Sc. degree from Nanchang Hangkong University in 2022 and 2025, respectively. Her main research interests include advanced ultrasonic nondestructive testing technologies and their systems.