

DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.J2210487

面向石质文物裂隙的超声定位系统及算法研究

闫 蓓, 李晓达

(北京航空航天大学自动化科学与电气工程学院 北京 100191)

摘要:面向石质文物多年风化、干裂,急需修复的场景,针对深度学习在文物裂隙检测应用中的不足,提出一种基于缺陷特征增强和卷积神经网络(CNN)的石质文物缺陷定位算法。算法通过小波包分解进行特征提取并选择包含丰富特征信息的有效频段,作为CNN网络的输入,通过模型训练和波形分类识别,缩小定位范围,提高缺陷定位算法的泛化能力和识别率。本文搭建了以现场可编程门阵列(FPGA)为核心的超声检测平台,并在边长为40 cm的立方体试件上进行了实验验证,实验结果表明,波形识别准确率相较传统算法提高了11.3%,平均定位误差小于10%,为石质文物裂隙检测提供了可靠依据,有助于文物保护和修复。

关键词:超声检测系统;石质裂隙检测;深度学习;文物保护

中图分类号: TH878 TP274.2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.4010

Research on the ultrasonic localization system and algorithm for stone cultural relics

Yan Bei, Li Xiaoda

(School of Automation Science and Electrical Engineering, Beihang University, Beijing 100191, China)

Abstract: The stone cultural relics have been weathered and cracked for many years and are in urgent need of repair. To address this issue, presents a defect location algorithm for stone cultural relics based on defect feature enhancement and convolutional neural network (CNN) in view of the deficiency of depth learning in the application of crack detection for cultural relics. The algorithm extracts features through wavelet packet decomposition and selects an effective frequency band containing rich feature information as the input of the CNN network. Through model training and waveform classification recognition, it narrows the location range and improves the generalization ability and recognition rate of the crack location algorithm. An ultrasonic detection platform is established with field programmable gate array (FPGA) as the core, and experimental verification is implemented on a cube specimen with a side length of 40 cm. The experimental results show that the accuracy rate of waveform identification is 11.3% higher than that of traditional algorithms, and the average positioning error is less than 10%, which provides a reliable basis for defect detection of stone cultural relics and is helpful for the protection and restoration of cultural relics.

Keywords: ultrasonic testing system; stone crack detection; deep learning; cultural relics protection

0 引言

我国石质文物遗产众多,在长年累月的自然作用下,许多文物会出现表层剥落、开裂、风化等病害现象,其中表面裂隙是最常见的,也是影响石质文物健康状态最具破坏性的病害类型之一。因此,研究石质文物表面裂隙情况,对掌握石质文物缺陷发育状态,维护和针对性制定

保护措施具有重要意义^[1]。

考虑到石质文物的特殊性和缺陷的微小性,本文选择超声无损检测技术作为主要检测手段,它常用于检测金属铸件,石质材料较之更加粗糙,振动频率更低,利用超声波频率高、波长短的特性,在石质材料差异空间能够达到厘米乃至毫米级别的分辨率。杨治攀等^[2]通过超声波检测仪器对裂隙进行研究,分析超声波的波形波速变化,发现波形波速在裂隙处有异常变化。卢森骧等^[3]提

取缺陷多维度相似性特征,通过选择性搜索实现小样本缺陷识别,解决了超声检测领域存在的小样本定位精度低的问题。张超等^[4]针对超声检测数据量大的问题,建立残差网络模型,挖掘导波特征,验证了深度学习理论在超声信号处理领域的可靠性。针对文物检测场景和测试条件的多变性,本文引入神经网络对数据信息进行处理,使模型具有较强的学习能力^[5]。

本文主要工作包括两点:1)解决传统超声检测设备对石质材料的不适配问题,自主开发了一套以现场可编程门阵列(field programmable gate array, FPGA)为主控制器的超声检测系统。2)面对检测场景中各文物表面及内部性状不统一的问题,搭建小波包-卷积神经网络模型(wavelet packet transform-convolutional neural network, WPT-CNN),实现数据增强和特征提取,学习波形相对特性,更好的解决石质文物表面裂隙的定位问题。

1 波形分类模型

文物表面裂隙多呈纵深状态,使用透射波检测获得缺陷信息较为丰富,回波信号在穿过文物内部时,存在的缺陷会导致波形发生不同情况的畸变,而由于文物形状、内部密度、构造等大不相同,难以制定普遍适用的判别模型。本文借助神经网络的思想对回波特征智能学习,能够减小检测对象中与缺陷无关的特性对识别结果的影响,保留检测对象缺陷部分的相对差异信息,提升模型的泛化能力。

1.1 小波包变换

小波分析是一种常用的信号分析方法,适用于处理非平稳信号,本文采用的小波包变换则是在小波分析的基础上演变而来,它将信号频带进行多层次划分,保留了原始信号更丰富的特征。由于不同频率的信号声衰减系数不同,缺陷波形在各个频段呈现出差异性特征,对于裂隙波形来说,在高低频段上的差别明显。

小波包分解树如图1所示, (m, n) 表示第 m 层第 n 个子空间,使用 Daubechies 函数将超声信号分解3层,可得到8个子空间,每个子空间的频带由式(1)计算。

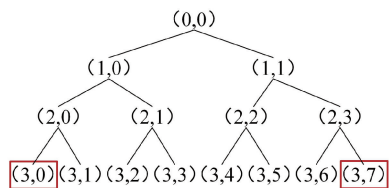


图1 小波包分解树

Fig. 1 Wavelet packet decomposition tree

$$[(n-1)2^{-m-1}f_s, n2^{-m-1}f_s], n=1, \dots, 8 \quad (1)$$

对于分解后各层的信号,根据 Parseval 定理,分解前后信号总能量保持不变。信号经过第 m 层分解后的小波包系数所对应的能量公式如式(2)所示。

$$E_n = \|S(n, m)\|^2 \quad (2)$$

小波包分解将一维数据转换为多维数据,并提取出更丰富的波形特征。

1.2 神经网络模型

本文使用 keras 框架搭建一维卷积神经网络,将小波包变换层输出数据引入网络输入端,搭建 WPT-CNN 模型,模型工作流程如图2所示,图中实线为该模型核心算法,虚线框内为基于卷积神经网络的超声回波分类模型详细框架^[6-10]。

其中,激活函数选用 ReLU 函数,计算公式如式(3)所示。

$$\text{ReLU} = \max(0, wx + b) \quad (3)$$

式中: w 为权重系数, b 为偏移量。该函数能够有效提升网络的稀疏性,防止过拟合。

运用 softmax 函数计算波形信号被识别为某类的概率,设 x_1, x_2 分别有无缺陷对应输出, e^{x_i} 为经过计算后识别为第 i 个标签的输出值,则被识别为第 i 个标签的概率如式(4)所示。

$$f(x_i) = \frac{e^{x_i}}{\sum_m e^{x_i}} \quad (4)$$

综上,利用超声信号衰减效果受传播路径影响的特性设计缺陷分类模型,首先由小波包变换对数据进行处理,全面完整的保留波形高低频段信息,确定波形特征参数,再通过对卷积神经网络的训练设定模型参数,实现波形识别。小波包变换实现了一维实验数据和二维卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型的匹配,同时使模型能够学习到超声信号更为本质的特征,在多变的文物检测现场具有重要意义。

2 超声检测系统平台

超声检测系统平台主要由发射模块、接收模块、信号处理模块及 FPGA 主控模块组成^[11-12],通过设计 Verilog 编程语言实现软硬件交互。采用压电超声换能器作为收发探头,实现电能和声能的转换,完成收发闭环。

系统以按键为主要信号,控制发射电路产生周期性的负高压脉冲,同时能够控制接收模块调节信号放大倍数,并根据回波接收情况实现信号的缓存和传输。

图3为检测平台缺陷定位实验流程。主要分为数据采集及预处理、模型训练和缺陷定位3个环节。

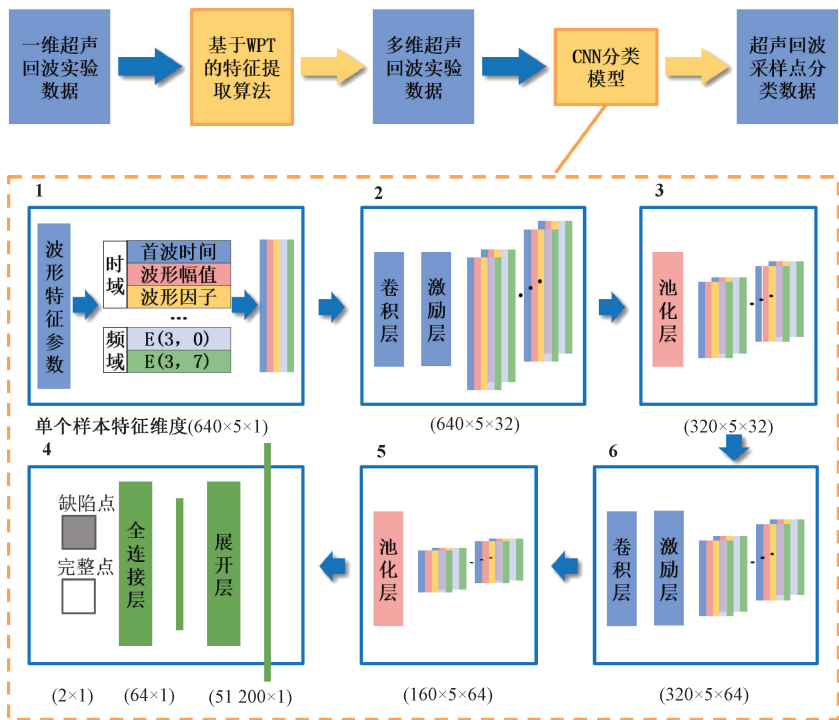


图 2 WPT-CNN 模型结构示意图
Fig. 2 Architecture diagram of WPT-CNN

3 实验与结果分析

3.1 实验设置

根据文物实地考察与研究,笔者在实验室环境中定制了带有裂隙缺陷的标准试件,材质选择与石质文物相近的青石材料,通过在该试件上进行实验,验证系统硬件和软件算法的可行性和准确性。

在试件上方正中有一条长 40 cm,宽 5 mm,深 5 cm 的裂隙缺陷。试件和检测平台实物如图 4 所示,传统的金属探伤所用的激励频率一般在 0.5~10 MHz 之间,已知越粗糙的试件内部对高频信号损耗越大,由于石质材料振动频率较低,选择超声探头频率为 50 kHz,系统设置发射频率为 10 Hz,发射电压为 130 V,采样率为 5 MHz。

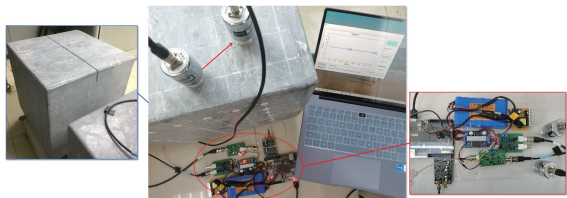


图 4 石质试件及检测平台实物图
Fig. 4 Stone specimen and physical drawing of testing platform

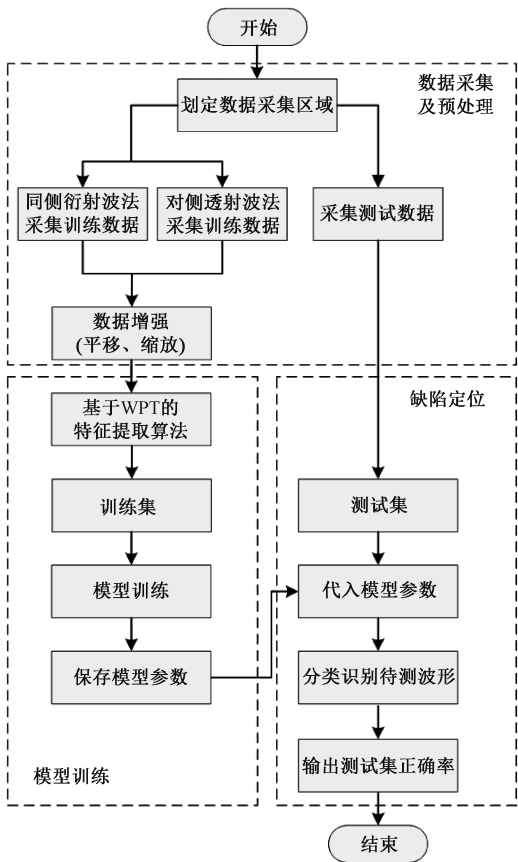


图 3 检测平台实验流程
Fig. 3 Flow of detection platform

裂隙缺陷一般为狭长形状,单独依靠透射波法得到的有效数据较少,在裂隙走向平行面存在检测盲区,因此设计以透射波检测和衍射波检测为主的检测方案,将采集数据分为4种类型,其中,crack-near表

示靠近裂隙区域,crack-far表示远离裂隙区域,crack-have表示有缺陷区域,crack-intact表示无缺陷区域。在试件侧面及上表面进行数据采集,检测方案如图5所示。

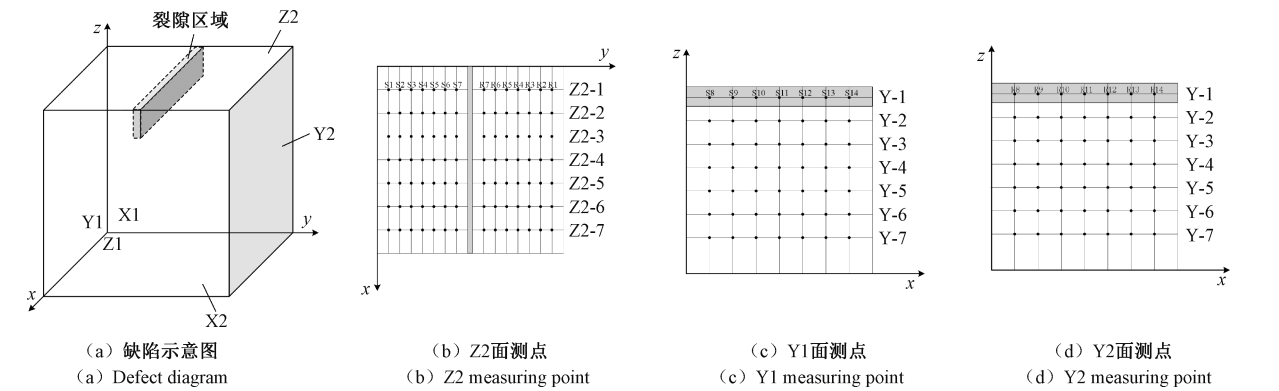


图5 测点分布及数据标签示意图

Fig.5 Distribution of points and data labels

3.2 数据预处理及特征提取

为保证模型的可靠性,每组位置数据至少包含10次采集数据,分为探头对齐坐标和不对齐坐标,以测点位置为圆心向周围拓展,使采集范围尽可能覆盖试件表面,提升网络泛化性能,获得实验数据组成如表1所示。

表1 实验数据构成情况

Table 1 Composition of experimental data

方法	缺陷类型	训练集	测试集	总计
同侧衍射法	crack-near	597	200	797
	crack-far	697	235	932
对侧透射法	crack-have	312	105	417
	crack-intact	357	119	476
总计		1 963	659	2 622

本文借鉴了图形数据扩充的经验,用数据切割、平移、缩放的方式实现数据增强。将信号向前向后分别时移,并将信号幅值随机缩小 a 倍,其中 a 的取值范围为0.7~0.9,这个操作实质上是调整了数据到达的时间和幅值,给发射探头和接收探头之间的距离增加了人为宽度,相当于提高了检测试件的尺寸裕度。将采集数据按3:1分为训练集与测试集,经数据扩充后两者比例为9:1。

不同缺陷类型波形如图6所示,可以看出由于传播距离、检测方式的不同,首波时间、峰峰值均有明显差异^[13-14],具体参数如表2所示。由于越靠近裂隙,传播路径越短,所以crack-near首波到达时间更早,同时波形衍射角度更大,剩余能量更小。

表2 样本分析结果

Table 2 Sample analysis results

方法	缺陷类型	首波时间/ μs	峰峰值/V
同侧衍射法	crack-near	265.6	2.38
	crack-far	328.0	4.16
对侧透射法	crack-have	321.8	3.98
	crack-intact	302.0	6.99

系统采样点数为5 120,经过3层小波包分解后得到8个频段,宽度为312.5 kHz,每个子频带包含640个系数。4种类型的波形在各个频段的特征各不相同,石质材料相对金属材料质地更加疏松,对高频信号的作用更加明显,为了最大程度区分波形高低频特征^[15],在特征提取环节分析(3,0)和(3,7)两个节点,图7为训练样本经过3层分解后(3,0),(3,7)两个节点的能量占总能量的比值情况,从图中能够明显看出不同类型波形的能量分布。

图7(a)、(c)对比可知,两种检测方式下(3,0)节点的能量占总能量比值均处于90%以上。图7(a)、(b)对比可知,crack-intact波形整体波动较小,信号稳定,大部分能量集中于低频段,crack-have波形则波动较大,变化复杂,高频能量占比增大。图7(c)、(d)对比可知,crack-near和crack-far波形波动变化相似,但crack-near波形存在少部分高频信号能量,同样能够起到表征作用。

综上,在总计600组数据中,只有0.8%的数据出现能量占比交叉情况,普遍存在于crack-have和crack-intact波形能量分布图中,如图7(a)、(b)中所示,其余数据在对应频段的能量分布区分明显,说明3层小波包分解能够清晰的分离出波形特征信息。

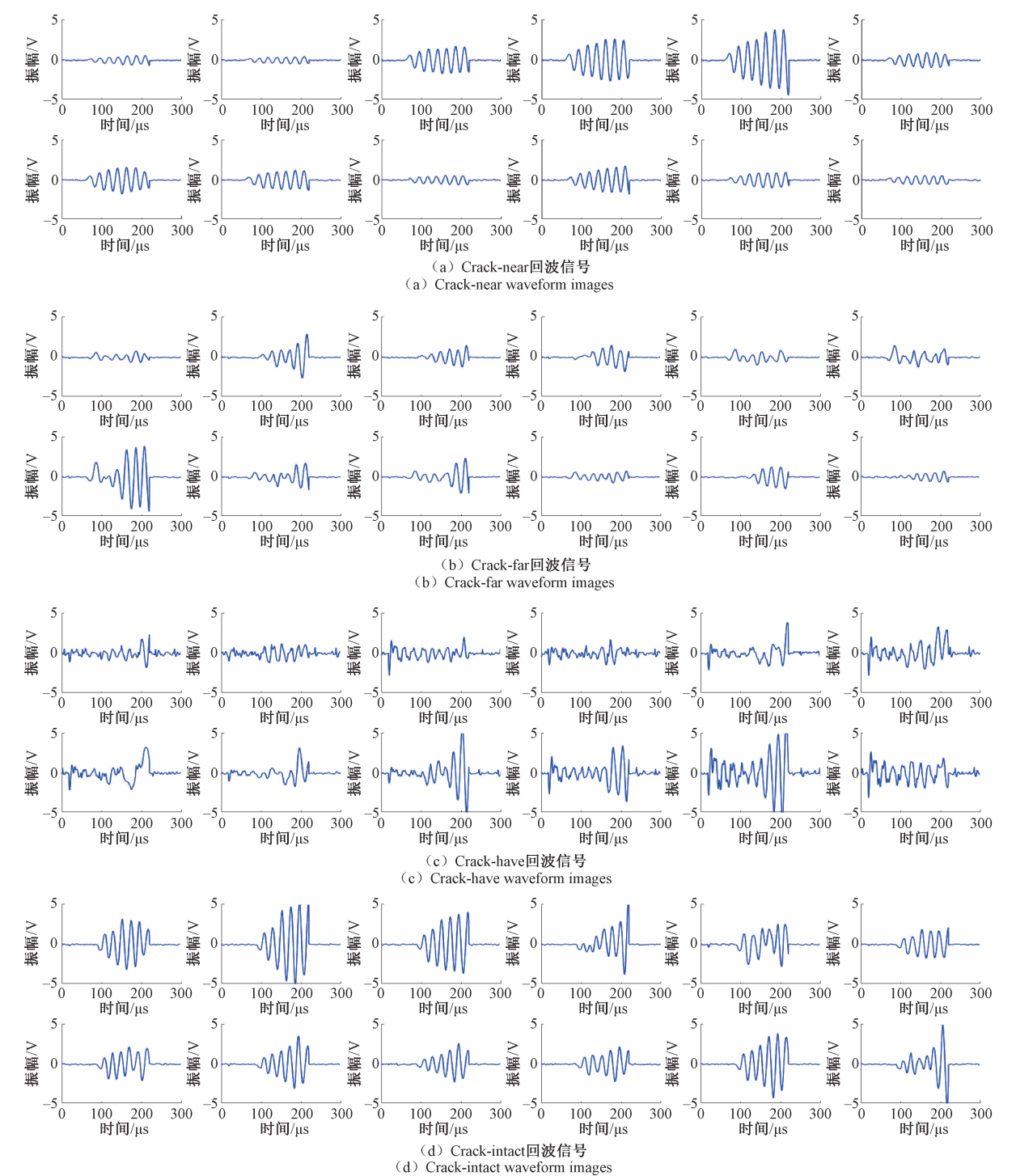


图 6 不同类型典型波形图像

Fig. 6 Different types of waveform images

3.3 波形分类及缺陷定位实验

基于超声分类器模型,对表 1 中的数据集进行训练, WPT-CNN 和 CNN 在原始数据集和增强数据集上的平均性能如表 3 所示。

由结果可知:1)数据增强对更有助于波形分析,在增

强数据集下,两种模型的性能均有所提高;2) WPTCNN 对数据增强更敏感,表现性能更好,识别准确率提升了 11.3%。由此可见 WPTCNN 能够充分利用数据信息,更高效的学习缺陷特征,而对于 CNN 来说,数据增强的效果则较弱一些,模型可迁移性不高。

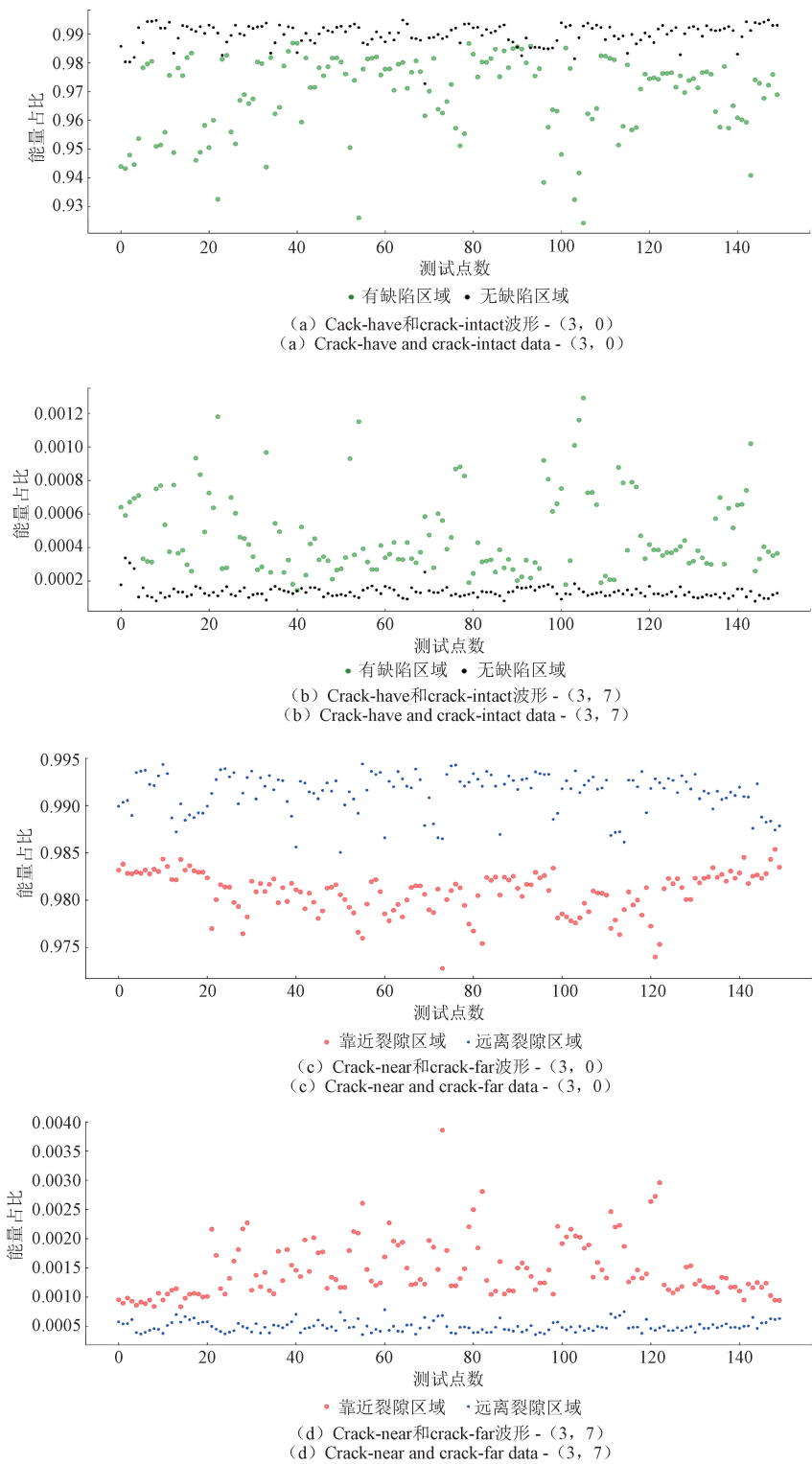


图 7 波形各频段能量占比

Fig. 7 Energy proportion of each frequency band

图 8 为 WPTCNN 和 CNN 模型在测试数据集上的性能表现差异,无论是原始数据还是增强数据,WPTCNN 都表现出优于 CNN 的分类识别能力,该结果验证了 WPT

层对 CNN 网络泛化能力,说明 WPTCNN 能够更适应真实文物检测场景。

表 3 WPTCNN 和 CNN 模型性能表现

Table 3 WPTCNN and CNN model performance

%

测试数据集	原始数据集		增强数据集	
	WPTCNN	CNN	WPTCNN	CNN
训练集	99.44(±0.47)	98.46(±0.95)	99.29(±0.40)	98.61(±0.67)
测试集	83.66(±1.06)	79.13(±1.03)	94.96(±0.70)	87.01(±2.97)

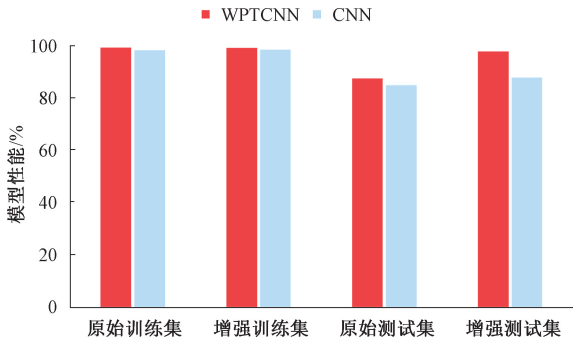


图 8 WPTCNN 和 CNN 性能对比

Fig. 8 Model performance comparison

波形分类及缺陷定位结果如图 9 所示。图 9(a)、(b)中黄色圆点表示测点识别为无缺陷,深色圆点表示测点识别为有缺陷,深色阴影框表示缺陷真实区域,浅色阴影框表示缺陷定位区域。在 Z2 面使用衍射波法,波形数据区分度较大,识别效果优秀,几乎没有干扰波形。侧面使用的透射波法存在少部分误判,准确率为 86%,主要是由于在该试件上,裂隙宽度占试件宽度的比例小于 1.5%,随着差异空间变小,波形分辨率趋于极限。

如图 10 所示为调整后的传感器分布图,若需更精确定位,可在此基础上增加测点。

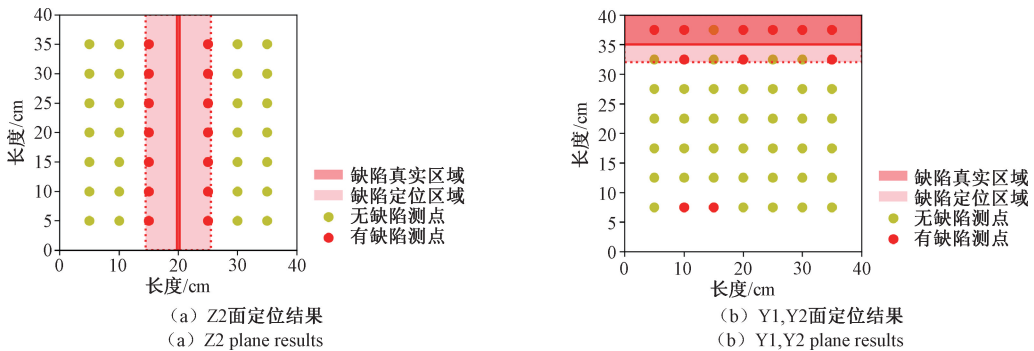


图 9 波形分类及缺陷定位结果

Fig. 9 Layout and defect location results

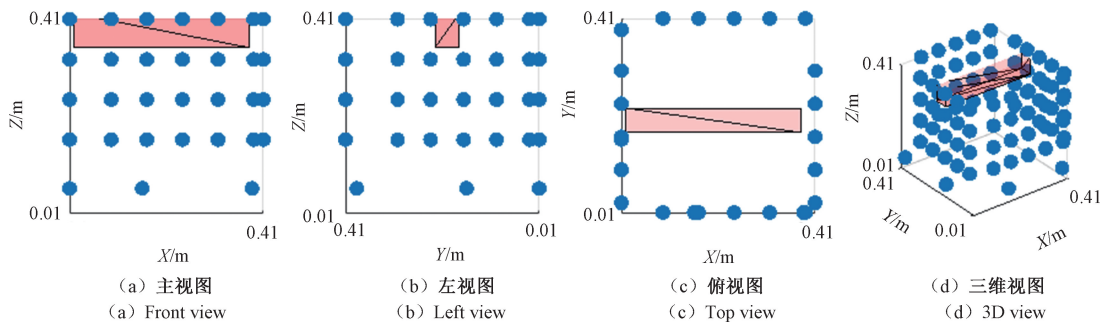


图 10 调整传感器布局

Fig. 10 Sensor layout

将裂隙缺陷近似为片状立方体形状,利用波形分类结果和走时反演算法进行缺陷定位,图 11 为定位结果,最终重建误差为:中心误差 2.40%,体积误差 11.10%,最长轴误差 0.14%。由于纵深裂隙缺陷宽度相对较小,所以体积误差较大,对于裂隙中关键的深度和长度等参数都保持较小误差,能够精确的定位到缺陷位置。

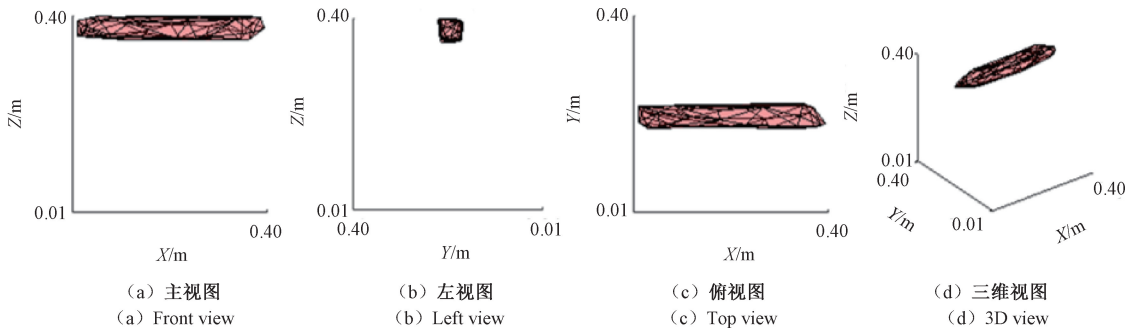


图 11 缺陷定位结果

Fig. 11 Location of defect

4 结 论

本文面向石质文物裂隙检测及定位问题展开研究。将石质文物缺陷定位与波形分类相结合,提出一种基于小波包变换和深度学习的缺陷定位方法,将波形数据划分为 4 种类型,通过 WPT-CNN 网络学习波形特征,进而展开波形识别和缺陷定位工作。

本文设计的系统及定位方法能够完整实现检测功能,不受文物检测多变场景的影响,将中心定位误差降至 2.40%,验证了该系统的实用性和模型的可靠性,为石质文物缺陷检测和制定有效保护措施提供了理论支持。

参考文献

[1] 闫蓓,刘孟轲,马宏林. 超声检测系统设计及回波信号特征分析[J]. 电子测量技术,2019,42 (2):123-129.
YAN B, LIU M K, MA H L. Design of ultrasonic testing system and analysis of echo signal characteristics [J]. Electronic Measurement Technology, 2019, 42 (2): 123-129.

[2] 杨治攀,胡鑫,周选林. 超声波检测含裂隙岩石损伤特性试验研究[J]. 公路交通技术,2017,33 (4): 37-42.
YANG ZH P, HU X, ZHOU X L. Experimental study on damage characteristics of rock containing cracks using ultrasonic detection [J]. Highway Transportation Technology, 2017, 33 (4): 37-42.

[3] 卢森襄,徐行,张润江,等. 基于多维度选择性搜索的小样本缺陷识别方法[J]. 仪器仪表学报,2022,43(1):220-228.
LU S X, XU X, ZHANG R J, et al. Small sample defect recognition method based on multi-dimensional selective search [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43 (1): 220-228.

[4] 张超,魏宇,王宏远,等. 基于深度学习的导波特征提取及其激光超声检测[J]. 仪器仪表学报,2022,43(11):242-251.
ZHANG CH, WEI Y, WANG H Y, et al. Guided wave feature extraction and laser Ultrasonic testing based on deep learning [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022,43(11):242-25.

[5] 段怡如. 基于深度学习的 Sentinel-1 SAR 影像在冰盖上的冰裂隙检测方法[D]. 山东: 山东科技大学,2020.
DUAN Y R. Ice fissure detection method of Sentinel-1 SAR image on ice sheet based on depth learning [D]. Shandong: Shandong University of Science and Technology, 2020.

[6] 万卓. 基于深度学习的复杂铸件缺陷检测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学,2021.
WAN ZH. Research on complex casting defect detection technology based on deep learning [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2021.

[7] 王立中. 基于深度学习的带钢表面缺陷检测[D]. 西安: 西安工程大学,2018.
WANG L ZH. Strip surface defect detection based on deep learning [D]. Xi'an: Xi'an Polytechnic University, 2018.

[8] 曲建岭,余路,袁涛,等. 基于一维卷积神经网络的滚动轴承自适应故障诊断算法[J]. 仪器仪表学报,2018,39(7):134-143.
QU J L, YU L, YUAN T, et al. Adaptive fault diagnosis algorithm of rolling bearing based on one-dimensional convolutional neural network [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2018,39 (7): 134-143.

[9] 李丹. 基于深度学习的 PCB 缺陷检测技术研究[D]. 长沙: 湖南师范大学,2021.

- LI D. Research on PCB defect detection technology based on deep learning [D]. Changsha: Hunan Normal University, 2021.
- [10] 王晓茹. 基于深度学习的硅片图像缺陷检测算法研究[D]. 太原: 太原理工大学, 2020.
- WANG X R. Research on silicon image defect detection algorithm based on deep learning[D]. Taiyuan: Taiyuan University of Technology, 2020.
- [11] 许文俊, 瞿少成, 秦天柱, 等. 一种基于 STM32 的超声波发射与接收电路的设计与实现[J]. 电子测量技术, 2018, 41(17): 90-94.
- XU W J, QU SH CH, QIN T ZH, et al. Design and implementation of an ultrasonic transmitting and receiving circuit based on STM32 [J]. Electronic Measurement Technology, 2018, 41 (17): 90-94.
- [12] 田锦明, 黄超, 纪林海, 等. 基于 LabVIEW 的智能轮速传感器测试系统设计[J]. 电子测量技术, 2022, 45(1): 153-158.
- TIAN J M, HUANG CH, JI L H, et al. Design of an intelligent wheel speed sensor test system based on LabVIEW [J]. Electronic Measurement Technology, 2022, 45 (1): 153-158.
- [13] 樊家伟, 郭瑜, 伍星, 等. 基于 LSTM 神经网络和故障特征增强的行星齿轮箱故障诊断[J]. 振动与冲击, 2021, 40(20): 271-277.
- FAN J W, GUO Y, WU X, et al. Planetary gear box fault diagnosis based on LSTM neural network and fault feature enhancement [J]. Vibration and Shock, 2021, 40 (20): 271-277.
- [14] 徐云飞, 孙永顺, 丁晓喜, 等. 基于 Lamb 波的数据传输与缺陷检测同步实现方法[J]. 仪器仪表学报, 2022, 43(3): 24-31.
- XU Y F, SUN Y SH, DING X X, et al. The synchronous realization method of data transmission and defect detection based on Lamb wave [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2022, 43 (3): 24-31.
- [15] 逯宇佳, 曹俊兴, 刘哲哥, 等. 波形分类技术在缝洞型储层流体识别中的应用[J]. 石油学报, 2019, 40(2): 182-189.
- LU Y J, CAO J X, LIU ZH J, et al. Application of waveform classification technology in fluid identification of fractured vuggy reservoirs [J]. Acta petrologica Sinica, 2019, 40 (2): 182-189.

作者简介



E-mail: yanbei@buaa.edu.cn

Yan Bei (corresponding author) obtained a doctoral degree from Beihang University in 2013 and is an associate professor at Beihang University. Her main research interests include advanced vision detection technology, advanced aerospace test systems, detection technology and automatic equipment.



李晓达, 2016 年于北京科技大学获得学士学位, 现为北京航空航天大学硕士研究生, 主要研究方向为超声检测技术、缺陷识别。

E-mail: buaa_xiaoda@163.com

Li Xiaoda received her B.Sc. degree from University of Science and Technology Beijing in 2016. She is currently a master student at Beihang University. Her main research interests include ultrasonic testing technology and defect identification.