

DOI:10.116544/j.cnki.cn43-1494/u.20210907001

文章编号:1674-599X(2023)02-0071-09

引用格式:陈卓异,谭胜,李传习,等. 超声智能识别CFRP-钢界面缺陷研究[J]. 交通科学与工程, 2023, 39(2): 71-79.

Citation: CHEN Zhuoyi, TAN Sheng, LI Chuanxi, et al. Research on ultrasonic intelligent recognition of CFRP-steel interface defects[J]. J. Transp. Sci. Eng., 2023, 39(2): 71-79.

超声智能识别CFRP-钢界面缺陷研究

陈卓异, 谭胜, 李传习, 彭彦泽

(长沙理工大学 土木工程学院, 湖南 长沙 410114)

摘 要: 土木工程常采用碳纤维增强复合材料(CFRP)对钢结构进行加固,但加固后产生的缺陷会影响CFRP-钢结构的力学性能。因此,如何快速、准确地检测与识别CFRP-钢结构中存在的各种缺陷具有重大的实际工程意义。在对比傅里叶快速变换和小波包分析法后,该研究采用小波包分析方法处理钢结构试件的超声A扫信号。该方法能更好地提取回波信号特征,有效识别工程中最常见的夹杂、分层与钢板开裂3种缺陷。先对超声信号进行小波包分析;再提取近似系数节点与细节系数节点的8个特征值来构建特征向量;然后,利用所得特征向量分别采用梯度下降法、准牛顿法与共轭梯度法3种算法训练神经网络;最后,利用这些神经网络对3种缺陷进行智能识别并优选出识别精度最高的神经网络。研究表明:通过共轭梯度算法训练的BP神经网络模型的识别精度最高,可达93.75%。

关键词: 碳纤维增强复合材料;胶黏缺陷;相控阵超声检测;小波包分析;BP神经网络

中图分类号: TU375.4 **文献标志号:** A

Research on ultrasonic intelligent recognition of CFRP-steel interface defects

CHEN Zhuoyi, TAN Sheng, LI Chuanxi, PENG Yanze

(School of Civil Engineering, Changsha University of Science & Technology, Changsha 410114, China)

Abstract: Carbon fibre reinforced plastics (CFRP) are often used in civil engineering to strengthen steel structures, but various defects can affect the mechanical properties of CFRP-steel structures. Therefore, it is of great research significance to detect and identify various defects in CFRP-steel structures quickly and accurately. This study uses wavelet packet analysis to process the ultrasonic A-scan signals of steel specimens to identify the three most common types of defects in engineering, including, delamination and the steel plate cracking. The eight eigenvalues of the approximate coefficients and detail coefficients were extracted to construct the feature vectors; then, three algorithms, namely gradient descent optimization, quasi-Newton method and conjugate gradient descent optimization, were used to train the neural networks; finally, these neural networks were used to intelligently identify the three defects and the best neural network was selected. The results showed that the BP neural network model trained by the conjugate gradient algorithm has the best recognition accuracy of 93.75%.

Key words: carbon fiber reinforced composites; adhesive defects; phased array ultrasonic testing; wavelet packet analysis; BP neural network

收稿日期:2021-09-07

基金项目:国家自然科学基金项目(51708047, 51778069);湖南省自然科学基金项目(2019JJ50670);湖南省教育厅优青项目(19B013)

作者简介:陈卓异(1985—),男,长沙理工大学副教授,博士后。

采用碳纤维复合增强材料(carbon fibre reinforced plastics, CFRP)加固钢结构能有效提高钢结构的承载力和刚度,延长钢结构的疲劳寿命。但 CFRP-钢结构在使用过程中遭受的冲击损伤与疲劳会产生不同类型的缺陷^[1-2]。CFRP-钢结构中的缺陷可分为分层、脱黏、气孔、夹杂、钢板开裂、磨损、老化等类型^[3-4]。其中,分层、夹杂和钢板开裂最为典型和常见。CFRP-钢结构可能同时包含一种或几种类型的缺陷^[5]。这些缺陷会影响结构的性能,造成安全隐患和经济损失。因此,对 CFRP-钢结构中的缺陷进行检测与识别具有十分重要的意义。

CFRP-钢结构内部的缺陷往往不易被肉眼观察到。因此,常采用智能检测技术对其进行识别^[6]。20 世纪 70 年代以来,随着回波频谱分析理论、超声探头和大规模集成电路的迅速发展,超声无损检测技术逐渐走上了数字化、图像化、智能化的发展道路^[7],利用超声无损检测技术智能识别 CFRP-钢结构缺陷的方法也得到了长足的发展。

近年来,国内外众多研究人员对超声智能识别 CFRP-钢结构缺陷的方法进行了深入的研究。靳世久等^[8]运用相控阵超声探伤技术获取碳纤维复合材料中缺陷的 A 扫信号,并对这些信号进行小波分解。通过分析信号得到的归一化能量特征分布能有效区分碳纤维复合材料中缺陷的类型。但 CFRP-钢结构并不具备碳纤维复合材料各向异性的特点,且其损伤机理更复杂。因此,仅选用能量作为特征值来区分 CFRP-钢结构中的缺陷往往效果不佳。从超声 A 扫信号得到的近似系数与细节系数可提供更细致、更全面的缺陷回波信息。有研究从细节系数与近似系数中提取特征值,利用非线性映射能力和泛化能力强、容错能力高的 BP 神经网络对这些信号特征进行识别和分类^[9-11]。李健等^[12]在利用小波变换提取 CFRP 板中的回波信号特征值后,建立了 BP 神经网络模型,对复合材料中的分层、夹杂和脱黏缺陷进行智能识别,识别率可达 95.7%。但该神经网络模型的训练算法较单一,且识别仅局限于 CFRP 材料内部。在实际工程中,CFRP-钢结构的缺陷常出现在胶黏界面间。因此,深入研究采用智能超声技术检测和识别 CFRP-钢板胶黏界面在实际应用中可能出现的各种缺陷,分析不同训练算法对 BP 神经网络模型识别精度的

影响对实际工程具有重要的理论价值和现实意义。

本研究针对 CFRP-钢结构复合材料在胶黏及工程服役过程中最常见的夹杂、分层与钢板开裂 3 种缺陷进行试验和分析。先制作分别包含 3 种不同缺陷的 CFRP-钢的黏接板试件;再采用相控阵超声探伤仪对这 3 组试件进行单线扫描检测;然后,对比快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)与小波包分析对 A 扫信号的降噪效果后,选用小波包分析中的 dmey 小波对信号进行 3 层分解和重构;最后,建立基于 3 种不同训练算法的 BP 神经网络模型,从中优选出识别 CFRP-钢结构中 3 种常见缺陷的最佳算法。

1 相控阵超声检测试验

1.1 试验装置

1.1.1 检测仪器

本试验结合日本奥林巴斯公司生产的 OmniScan SX 16×64 相控阵超声探伤仪和 TomoView 软件,扫描和检测 CFRP-钢结构的黏接板试件。其中,探头选用日本奥林巴斯公司生产的 5L16-A10 相控阵小底面探头,该探头共有 16 个阵元,阵元间距为 0.6 mm,阵元宽度为 0.39 mm,中心频率设定为 5 MHz。为减少探头磨损及近场效应对检测结果的影响,将该探头安装在零度楔块上。同时,采用以水为溶剂的高分子化合物溶液作为耦合剂来减少超声波信号在空气中的衰减。编码器选择日本奥林巴斯公司生产的 ENC1-2.5-LM 光电式增量型编码器,步距设为 12 mm。

1.1.2 试件制作

试验一共制作 3 组试件,分别设置分层、夹杂和钢板开裂 3 种缺陷。采用碳纤维板作为增强体,采用瑞士西卡公司生产的 Sika30 cn 环氧树脂作为黏接剂,粘接碳纤维板与钢板,最后制成长为 25 cm、宽为 5 cm、厚度约为 15 mm 的黏接板。在制作过程中,使用直径为 1 mm 的小钢珠控制胶层厚度,保证每组试验板的胶层厚度一致。本试验只考虑对缺陷类型的识别,不考虑对缺陷位置与大小的辨别。在该复合材料黏接板中,放置长方形的四氟乙烯薄膜模拟分层缺陷;放置长方形金属片模拟夹杂缺陷;制作一组含裂纹的 CFRP-钢黏接板试件模拟

钢板开裂缺陷,如图1所示。3组黏接板试件制作完成后,均在常温下养护7 d,待环氧树脂固化后再进行扫描检测。



图1 3种缺陷黏接板

Fig. 1 Three types of defective adhesive plates

1.2 试验过程

根据探头种类、样本材料、扫描方式,选择延迟法调整增益参数。扫描前,需在楔块与试验板试件上均匀地涂抹超声耦合剂,保证探头与楔块、楔块与试验板间紧密贴合,减少超声束的能量损失,确保超声探伤仪成像精确、清楚。扫描过程中将探头与编码器连接,同时保证编码器计米轮的转动方向与仪器扫描记录的正方向一致。仪器记录的有效长度设置为160 mm。探头一共包含16个晶片,每次激发8个晶片,步进设为1,每次扫描可得9组超声A扫信号。9组超声A扫信号共同组成超声B扫视图,如图2所示。将探头沿样本长轴进行线性扫描,同时观察仪器中实时显示的超声A扫与B扫视图。从图2可以看出,3组试验板试件的B扫视图差别较大。其中,夹杂组缺陷对应位置的信号回波、缺陷回波与底波信号全部消失,而其他位置的信号回波与缺陷回波较强且底波信号明显;分层组的信号回波较明显,且缺陷对应位置的缺陷回波以及底波信号也均消失;裂纹组缺陷对应位置的信号回波较弱,缺陷回波与底波均较强。从这次试验发现:3种缺陷的超声B扫视图差异较明显,但仅通过超声

B扫视图区分缺陷类型非常依赖操作人员的经验,出错的可能性也较大。因此,可通过分析超声A扫数据来实现对缺陷种类的智能识别。

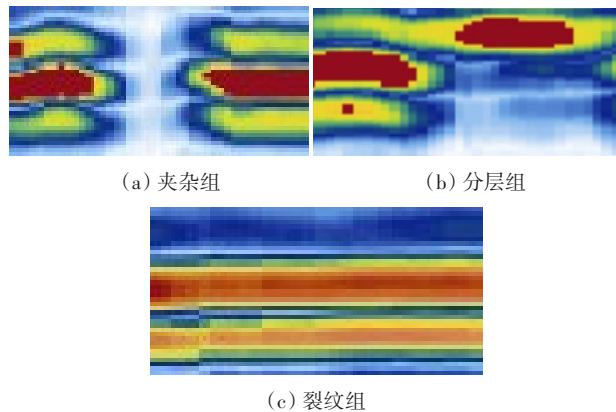


图2 3类缺陷B扫视图

Fig. 2 B scans of three defects

2 超声A扫信号降噪与特征向量的构建

2.1 傅里叶变换

通过TomoView软件对相控阵超声探伤仪扫描的12组超声C扫信号数据进行分解,得到12×9组超声A扫信号,再通过Matlab数值软件绘制对应的波幅图,如图3所示。从图3可以看出,3组不同缺陷的超声A扫信号区别不大。超声A扫信号包含复杂的时域与频域信息,故可对信号进行降噪处理来提高信号的分辨率。目前,基于FFT的频谱分析法和小波包分析法是主要的信号分析处理方法^[13]。本研究先将3组A扫信号进行FFT变换,得到信号幅值图,如图4所示。从图4可以看出,进行FFT变换后的3组信号的差别仍较小,无法区分缺陷类型。这是由于3组缺陷信号属于非平稳高频信号,而FFT变换先把信号分解为一系列正弦波,再按时域信息进行叠加,实现时域与频域信息的转化,不适合处理不含时域信息的突变点的高频信号^[14]。因此,本研究选用小波包分析对这些信号进行处理。

2.2 小波包分析

相比于FFT,小波包分析通过一系列小波函数逼近剧烈变化的信号,能更细致地刻画信号高频段的时频信息^[15]。小波函数的选取会直接影响信号的降噪效果。Dmeyer是一种离散的Meyer小波,其本质是通过非递归型滤波器(finite impulse response, FIR)对信号进行降噪处理后,再采用Meyer小波来对

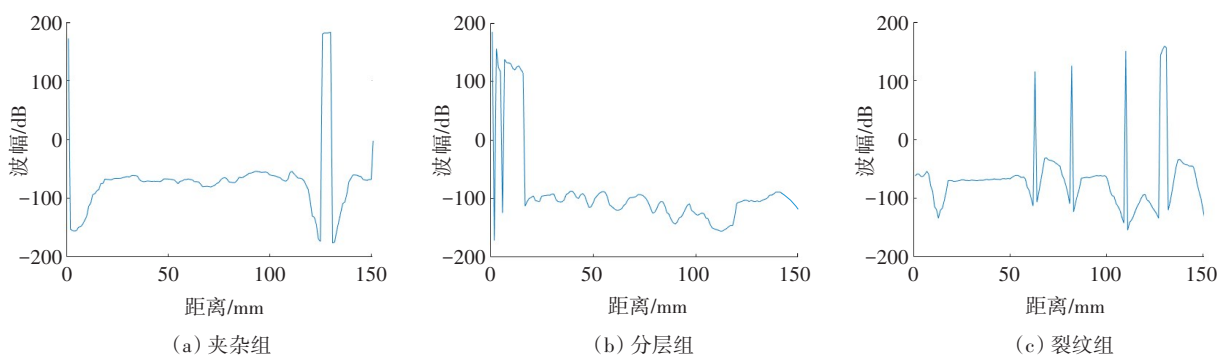


图3 3种缺陷的原始A扫信号

Fig. 3 Original A-scan signal for 3 defects

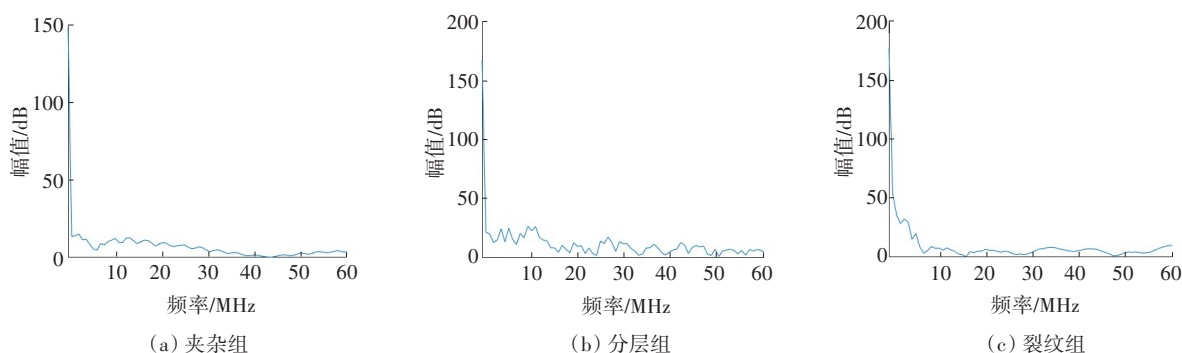


图4 经FFT变换后的3种缺陷的超声A扫信号

Fig. 4 A-scan signal after FFT transformation of 3 defects

其进行逼近,常用于快速离散小波变换的计算^[16]。本试验选取dmey小波函数对原始超声A扫信号进行3层分解,得到小波包分解树,如图5所示。

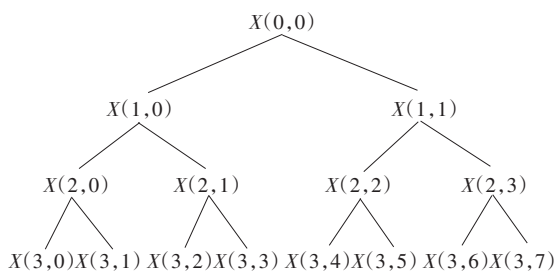


图5 小波包分解树

Fig. 5 Wavelet packet decomposition tree

对原始超声A扫信号进行3层分解后,各节点能量重新得到了分配。一般情况下,可通过节点的能量分布特征区分不同类型的缺陷。本次分解的第3层各节点的能量占比见表1。由表1可知,75%以上的能量集中在近似系数节点(3,0)上,该节点包含了原始A扫信号(0,0)节点的大部分特征;不到17%的能量集中在细节系数节点(3,1)和(3,2)上,它们包含了原始A扫信号(0,0)节点的局部特征。其他节点能量占比太小,无法反映原始A扫信号(0,0)节点的特征。但3种不同缺陷信号的能量分布基

本相同。仅通过能量信号特征无法区分缺陷类型。

表1 小波包分解后各节点的能量占比

Table 1 Energy ratio of each node after wavelet packet decomposition

节点	能量占比/%		
	夹杂组	分层组	裂纹组
(3,0)	77.23	76.56	84.11
(3,1)	9.91	11.25	3.18
(3,2)	6.73	5.03	2.48
(3,3)	3.24	1.20	1.24
(3,4)	0.80	0.97	4.00
(3,5)	0.08	2.17	1.50
(3,6)	0.65	1.86	1.23
(3,7)	1.36	0.96	2.26

细节系数与近似系数节点包含的信号时频信息更精细,通过对近似系数节点(3,0)与细节系数节点(3,1)、(3,2)的分析,可对其进行重构,发掘原始信号波形中更细微的局部时频信息,更好地突出缺陷回波信号的特征。节点(3,0)、(3,1)、(3,2)信号的波形如图6所示。

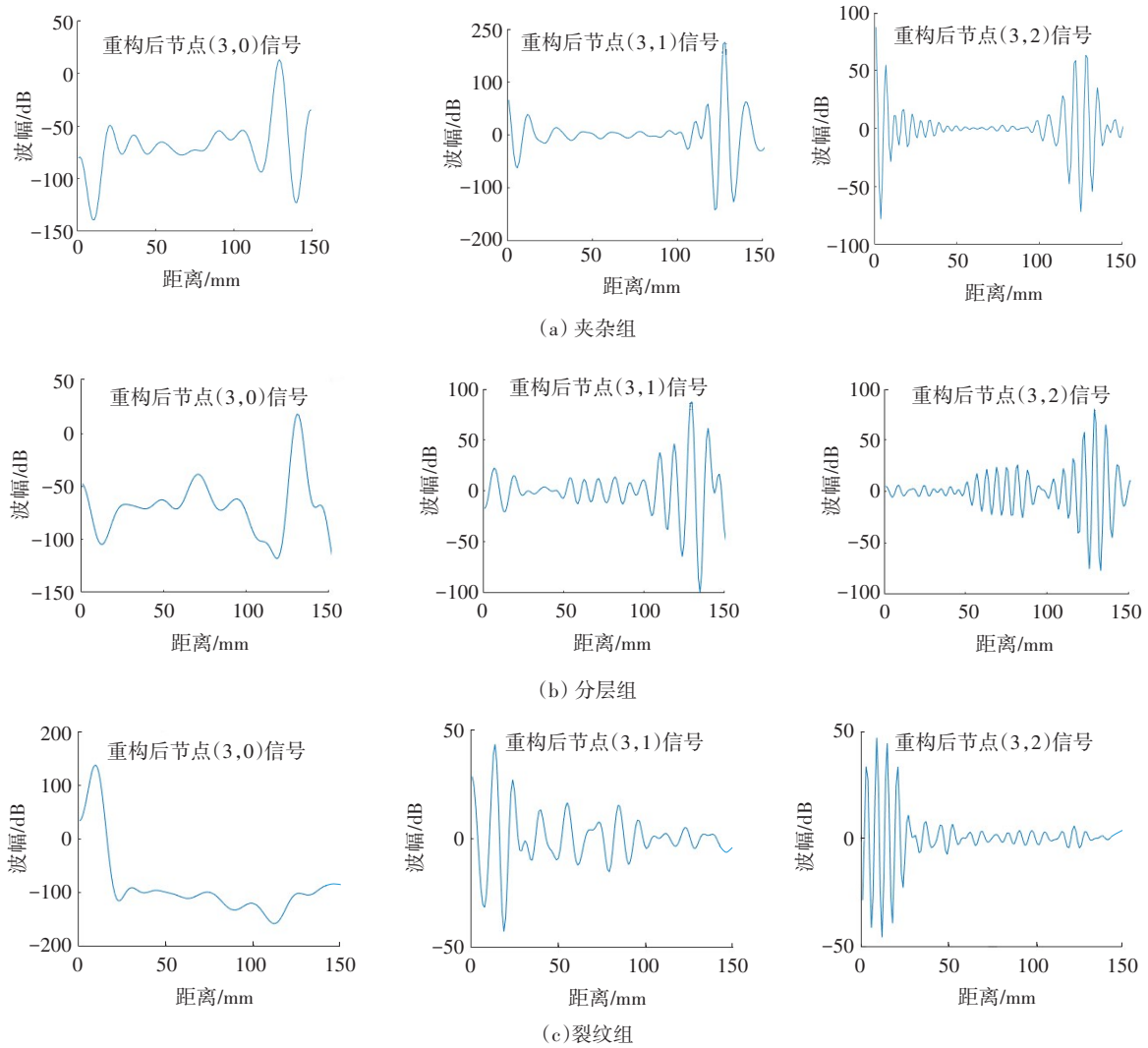


图6 重构的3种缺陷信号小波包分解信号

Fig. 6 Wavelet packet decomposition coefficients reconstruction of three defects

2.3 构建特征向量

从图6可以看出,3种不同缺陷信号经过dmey小波分解重构后,细节系数节点(3,2)的波形特征产生了较大差异,而近似系数节点(3,0)的波形与重构前信号的波形基本一致。因此,可以选用近似系数节点(3,0)的波峰系数 k_p 与波形系数 k_F 作为3种不同缺陷信号的特征值来区分3种不同缺陷,其表达式为:

$$k_p = \frac{\max\{A(i) | i = 1, 2, \dots, N\}}{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [A(i)]^2}} \quad (1)$$

$$k_F = \frac{\sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [A(i)]^2}}{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [A(i)]} \quad (2)$$

式中: $A(i)$ 为第 i 个节点的近似系数; N 为节点总数。

为提高3种不同缺陷信号的识别精度,更细致地突出缺陷信号的高频局部特征,选用节点(3,1)细节系数的平均值 s_1 、有效值 s_2 和方差 s_3 来表征其波形特征,具体表达式为:

$$s_1 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [D(i)] \quad (3)$$

$$s_2 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [D(i)]^2 \quad (4)$$

$$s_3 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [D(i) - s_1]^2 \quad (5)$$

式中: $D(i)$ 为第 i 个节点的细节系数; N 为节点总数。类似地,可对细节系数节点(3,2)计算其平均值 s_4 、有效值 s_5 和方差 s_6 。在分别对近似系数节点(3,0)和细节系数节点(3,2)的提取特征值后,构建特征向量: $T = [k_p, k_F, s_1, s_2, s_3, s_4, s_5, s_6]$ 。

3 BPNN 模型

反向传播神经网络(back propagation neural network, BPNN)是一种按照误差反向传播算法训练的多层前馈网络,它由信息的正向传播和误差的反向传播两个过程组成。当信息进行正向传播时,输入信号从输入层传入隐含层,进行非线性变换产生输出信号,并将其传递给输出层。在此过程中,每层神经元只能影响下一层神经元。若实际输出与期望输出不相符,则模型转入误差的反向传递过程。模型会根据预测误差来调整神经元节点数、网络的权值与阈值,使误差沿梯度下降,逐渐逼近期望输出。当误差达到允许范围时,则会停止网络训练^[17]。BPNN的结构模型如图7所示。BPNN独特的非线性映射能力使其特别适合求解内部机制复杂的问题^[18]。因此,可利用其解决CFRP-钢结构中常见的分层、夹杂、钢板开裂3种缺陷的智能识别与分类问题。

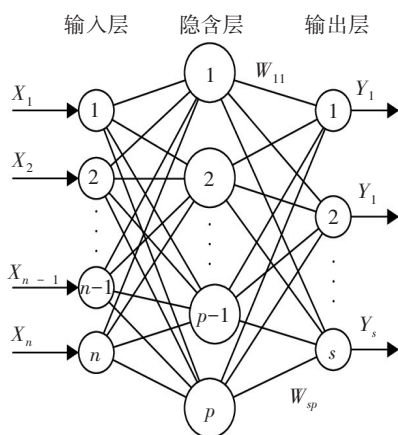


图7 BPNN的结构模型

Fig. 7 back propagation neural network structure model

3.1 BPNN 模型的构建

在采用BPNN模型对CFRP-钢结构复合材料中的缺陷进行智能识别之前,要先确定BNPP的具体结构,即模型的输入层、输出层以及隐含层的节点数目^[19]。其中,输入层节点数是由样本特征值决定的。本研究通过提取复合材料黏结试验板试件的8个特征值构建特征向量,故该模型的输入层节点数为8;试验共设置3组不同类型缺陷的复合材料黏接试验板,故该模型输出层节点数为3。采用二进制向量表示3种不同缺陷的输出信号。夹杂信号、分层信号和

钢板裂纹信号分别表示为 $[0,0,1]$ 、 $[0,1,0]$ 和 $[1,0,0]$ 。隐含层层数设为1。神经元数目的选择至关重要,过少的神经元会使神经网络模型训练不充分,训练精度降低,导致样本识别率过低;而过多的神经元会增加不必要的训练时间和训练迭代次数,还会导致模型过度拟合,降低模型训练效率。一般根据经验公式估算神经元数目^[20],该经验公式为:

$$n_h = 2n_i + 1 \quad (6)$$

式中: n_h 为隐含层神经元数; n_i 为输入层节点数。

据此,求出本试验隐含层的神经元数目为17。

3.2 训练算法的选择

BPNN的参数需要通过训练算法才能获得,选取不同训练算法会直接影响BPNN模型的收敛速度、学习率及识别精度。目前,较常用的训练算法有弹性梯度下降法、准牛顿法与共轭梯度法。其中,弹性梯度下降法的学习率较高,但在具体计算中可能会陷入局部极值的陷阱,导致最终结果的误差大;准牛顿法的收敛性较为出色,但计算速度较慢;共轭梯度法在各方面较为均衡,学习率与识别精度皆较高且收敛速度也较快^[21]。

为了得到最高识别精度的BPNN模型,建立分别基于弹性梯度下降法、准牛顿法与共轭梯度法的BPNN模型,并且在计算过程中不断更新权值和阈值,调整模型,控制误差,提升算法学习速度与识别精度。训练次数设为150,学习率设置为1%,目标相对误差设置为0.001。

3.3 BPNN 模型的识别结果

由于BPNN需要通过大量数据进行训练,而本研究的缺陷样本数量有限,因此,本研究采用循环交替网络训练的方法^[22]。先从108组有效超声A扫数据中随机提取76组数据构成训练组,分别对3类BPNN模型进行训练;再利用剩下的32组数据组成测试组与验证组,进行测试与验证。其中,测试组与验证组各包含16组数据。这样可较好地保证测试样本的独立性与测试结果的真实性。弹性梯度下降法、准牛顿法与共轭梯度法3种算法得到的BPNN模型的预测结果分别见表2~4。在表2~4中,对角线上的数字都是被正确识别的缺陷个数,非对角线上的数字则都是被误判的缺陷个数。如果表中某行的3个数字除主对角线外,其他部分全部为0,则说明该行表示的缺陷均被正确识别出;否则,说明该行所表示的

缺陷有被误判的。

表 2 弹性梯度法

Table 2 Elastic layer method

输入缺陷类型	模型判定的缺陷个数		
	夹杂缺陷	分层缺陷	裂纹缺陷
夹杂缺陷	4	0	0
分层缺陷	1	5	3
裂纹缺陷	0	0	3

表 3 准牛顿法

Table 3 Quasi-Newton method

输入缺陷类型	模型判定的缺陷个数		
	夹杂缺陷	分层缺陷	裂纹缺陷
夹杂缺陷	6	0	0
分层缺陷	1	6	0
裂纹缺陷	1	0	2

表 4 弹性梯度法

Table 4 Conjugate layer method

输入缺陷类型	模型判定的缺陷个数		
	夹杂缺陷	分层缺陷	裂纹缺陷
夹杂缺陷	6	0	0
分层缺陷	0	2	0
裂纹缺陷	0	1	7

由表 2 可知,在 16 个训练样本中,弹性梯度法训练的 BPNN 模型正确识别了 12 个缺陷样本,误判了 4 个缺陷样本,识别正确率为 75.00%。其中,全部的夹杂缺陷和裂纹缺陷样本都被正确地识别出,但对分层缺陷的识别错误率较高。1 个分层缺陷样本被误判为夹杂缺陷,3 个分层缺陷样本被误判为裂纹缺陷,总的错误率为 25.00%。由表 3 可知,在 16 个训练样本中,准牛顿法训练的 BPNN 模型也正确识别了 14 个缺陷样本,误判了 2 个缺陷样本,识别正确率为 87.50%。其中,全部的夹杂缺陷样本都被正确地识别出,但对分层缺陷和裂纹缺陷的识别错误率较高。1 个分层缺陷样本被误判为夹杂缺陷,1 个裂纹缺陷样本被误判为夹杂缺陷,总的错误率为 12.50%。由表 4 可知,在 16 个训练样本中,弹性梯度法训练的 BPNN 模型正确识别了 15 个缺陷样本,只误判了 1 个缺陷样本,识别正确率为

93.75%。其中,全部的夹杂和分层缺陷样本都被正确地识别出,但对裂纹缺陷样本发生了一个误判。1 个裂纹缺陷样本被误判为分层缺陷,该误判可能是缺陷制作工艺导致的。在制作 CFRP 板的过程中,个别裂纹试件胶层出现了分层。该方法总的错误率为 6.25%

4 结论

1) 在试验过程中,在探头上安装编码器可实现对试件的精确扫描与检测,提高超声 A 扫信号的获取效率和缺陷成像的准确性。获取精确的 A 扫视图后,可以采用超声 B 扫视图初步识别 3 种不同类型的缺陷样本,但该识别方法非常依赖操作人员的经验,容易出错。

2) 相比于 FFT,小波包分析可以将超声 A 扫信号分解为一系列近似节点与细节节点。本研究通过 demy 小波函数处理细节节点和近似节点,发掘任意时刻信号的频域信号特征,解决了信号突变点处理的难题。同时,小波包分析可以对高频信号按频带进行细致的分解,有效地减少了噪声信号的干扰。

3) 提取降噪后细节系数节点与近似系数节点的特征值,将其构成特征向量。对比弹性梯度法、准牛顿法与共轭梯度法 3 种算法训练得到的神经网络模型,共轭梯度法训练的 BPNN 模型的识别精度最高,可达 93.75%,且该模型收敛速度也最快,学习率最高。该方法可用于检测和识别 CFRP-钢结构中 3 种常见的夹杂、分层与钢板开裂缺陷,可为类似工程实践提供借鉴。

参考文献(References):

[1] 陈卓异,李传习,柯璐,等. 某悬索桥钢箱梁疲劳病害及处治方法研究[J]. 土木工程学报,2017,50(3):91-100.
CHEN Zhuoyi, LI Chuanxi, KE Lu, et al. Study on fatigue damages and retrofit methods of steel box girder in a suspension bridge [J]. China Civil Engineering Journal,2017,50(3):91-100.

[2] 程晓东. 异形拱桥病害分析及吊杆更换方法研究[J]. 公路与汽运,2021(5):128-132.
CHENG Xiaodong. Disease analysis of special-shaped arch bridge and research on replacement method of

- suspenders [J]. *Highways & Automotive Applications*, 2021(5):128-132.
- [3] 陈卓异, 彭彦泽, 李传习, 等. 高温下双搭接钢-CFRP板胶黏界面力学性能试验[J]. *复合材料学报*, 2021, 38(2):449-460.
- CHEN Zhuoyi, PENG Yanze, LI Chuanxi, et al. Experimental study for the adhesive interface mechanical properties of double lapped steel-CFRP plate at high temperature [J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2021, 38(2):449-460.
- [4] 王恺, 罗南海. CFRP板/钢界面黏结性能水浴试验研究[J]. *中外公路*, 2021, 41(4):345-349.
- WANG Kai, LUO Nanhai. Experimental study on bonding properties of CFRP plate/steel interface in water bath [J]. *Journal of China & Foreign Highway*, 2021, 41(4):345-349.
- [5] 魏莹莹, 安庆龙, 蔡晓江, 等. 碳纤维复合材料超声扫描分层检测及评价方法[J]. *航空学报*, 2016, 37(11):3512-3519.
- WEI Yingying, AN Qinglong, CAI Xiaojian, et al. CFRP ultrasonic scan delamination detection and evaluation method [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2016, 37(11):3512-3519.
- [6] 徐丽, 张幸红, 韩杰才. 航空航天复合材料无损检测研究现状[J]. *材料导报*, 2005, 19(8):79-82, 95.
- XU Li, ZHANG Xinghong, HAN Jiecai. Review of NDE of composite materials in aerospace fields [J]. *Materials Review*, 2005, 19(8):79-82, 95.
- [7] 马保全, 周正干. 航空航天复合材料结构非接触无损检测技术的进展及发展趋势[J]. *航空学报*, 2014, 35(7):1787-1803.
- MA Baoquan, ZHOU Zhenggan. Progress and development trends of composite structure evaluation using noncontact nondestructive testing techniques in aviation and aerospace industries [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2014, 35(7):1787-1803.
- [8] 靳世久, 杨晓霞, 陈世利, 等. 超声相控阵检测技术的发展及应用[J]. *电子测量与仪器学报*, 2014, 28(9):925-934.
- JIN Shijiu, YANG Xiaoxia, CHEN Shili, et al. Development and application of ultrasonic phased array inspection technology [J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2014, 28(9):925-934.
- [9] 孙芳, 曾周末, 靳世久, 等. 碳纤维复合材料缺陷的小波包分析[J]. *计算机工程与应用*, 2012, 48(13):1-4, 21.
- SUN Fang, ZENG Zhoumo, JIN Shijiu, et al. Analysis of carbon fiber composite defects based on wavelet packet transform [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2012, 48(13):1-4, 21.
- [10] 杨琳瑜, 于润桥, 黄昌光, 等. 基于小波包变换的复合材料超声波检测信号特征提取[J]. *应用声学*, 2007, 26(3):176-180.
- YANG Linyu, YU Runqiao, HUANG Changguang, et al. Feature extraction from carbon fiber composites ultrasonic signals based on wavelet packet transform [J]. *Applied Acoustics*, 2007, 26(3):176-180.
- [11] 张德海, 朱浮声. 结构损伤智能诊断研究进展[J]. *力学与实践*, 2003, 25(4):1-6.
- ZHANG Dehai, ZHU Fusheng. The advances of research on structural damage intelligent diagnosis [J]. *Mechanics and Engineering*, 2003, 25(4):1-6.
- [12] 李健, 郭薇, 杨晓霞, 等. 超声相控阵检测CFRP缺陷识别方法[J]. *天津大学学报(自然科学与工程技术版)*, 2015, 48(8):750-756.
- LI Jian, GUO Wei, YANG Xiaoxia, et al. A flaw classification method for ultrasonic phased array inspection of CFRP [J]. *Journal of Tianjin University (Science and Technology)*, 2015, 48(8):750-756.
- [13] 姜增国, 瞿伟廉, 闵志华. 基于小波包分析的结构损伤定位方法[J]. *武汉理工大学学报*, 2006, 28(11):94-97, 124.
- JIANG Zengguo, QU Weilian, MIN Zhihua. Damage localization of structures by wavelet packet analysis [J]. *Journal of Wuhan University of Technology*, 2006, 28(11):94-97, 124.
- [14] 袁慎芳, 陶宝祺, 朱晓荣, 等. 应用小波分析及主动监测技术的复合材料损伤监测[J]. *材料工程*, 2001, 29(2):43-46.
- YUAN Shenfang, TAO Baoqi, ZHU Xiaorong, et al. Damage self diagnose of composite material using active monitoring technology and wavelet analysis method [J]. *Journal of Materials Engineering*, 2001, 29(2):43-46.
- [15] 冉志红, 李乔. 小波变换在结构损伤识别特征提取中的应用[J]. *振动与冲击*, 2007, 26(7):118-121, 185.
- RAN Zhihong, LI Qiao. Application of wavelet transformation in feature extraction for structure damage identification [J]. *Journal of Vibration and Shock*, 2007, 26(7):118-121, 185.
- [16] 董晓马, 张为公. 小波分析技术在复合材料损伤检测中的应用[J]. *仪器仪表学报*, 2004, 25(S2):489-491.
- DONG Xiaoma, ZHANG Weigong. Application of wavelet analysis technology for composite materials

- damage detection [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2004, 25(S2): 489-491.
- [17] 吴凡, 吴攀, 彭晖, 等. 端部嵌贴CFRP加固混凝土结构有限元分析[J]. 交通科学与工程, 2022, 38(4): 109-115.
- WU Fan, WU Pan, PENG Hui, et al. Finite element analysis of concrete structure reinforced by terminal embedded the CFRP strips [J]. Journal of Transport Science and Engineering, 2022, 38(4): 109-115.
- [18] 万振凯, 王占刚. 基于神经网络的复合材料缺陷超声波检测研究[J]. 纺织学报, 2010, 31(2): 54-59.
- WAN Zhenkai, WANG Zhangang. Research on flaw detection for composite material using ultrasonic testing based on neural network [J]. Journal of Textile Research, 2010, 31(2): 54-59.
- [19] 张燕. 基于模糊神经网络的复合材料损伤主动监测技术研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008.
- ZHANG Yan. Research on damage detection for composite material based on fuzzy neural network [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008.
- [20] 杨琳瑜, 于润桥, 卢超, 等. 基于BP神经网络的复合材料超声波检测缺陷类型识别[J]. 无损检测, 2007, 29(8): 450-452, 460.
- YANG Linyu, YU Runqiao, LU Chao, et al. Carbon fiber composites defect recognition based on BP neural network in ultrasonic testing [J]. Nondestructive Testing Technology, 2007, 29(8): 450-452, 460.
- [21] 樊振宇. BP神经网络模型与学习算法[J]. 软件导刊, 2011, 10(7): 66-68.
- FAN Zhenyu. BP neural network model and learning algorithm [J]. Soft Ware Guide, 2011, 10(7): 66-68.
- [22] 张冬雨, 刘小方, 杨剑, 等. 基于小波包变换的复合材料分层缺陷信号特征分析[J]. 兵工自动化, 2009, 28(11): 56-58, 68.
- ZHANG Dongyu, LIU Xiaofang, YANG Jian, et al. Signal characteristic analysis of composite delamination defects based on wavelet packet transform [J]. Ordnance Industry Automation, 2009, 28(11): 56-58, 68.
- (责任编辑: 李脉; 校对: 罗容; 英文编辑: 田湘)

(上接第70页)

- patterns past a rectangular cylinder near a free surface [J]. Ocean Engineering, 2020, 200: 107049.
- [8] 刘志文, 周帅, 陈政清. 宽高比为4的矩形断面涡激振动响应数值模拟[J]. 振动与冲击, 2011, 30(11): 153-156, 202.
- LIU Zhiwen, ZHOU Shuai, CHEN Zhengqing. Numerical simulation of vortex induced vibration of rectangular cylinder with aspect ratio 4 [J]. Journal of Vibration and Shock, 2011, 30(11): 153-156, 202.
- [9] 韩艳, 李凯, 陈浩, 等. 桥面典型车辆气动特性及车辆间挡风效应的数值模拟研究[J]. 工程力学, 2018, 35(4): 124-134, 185.
- HAN Yan, LI Kai, CHEN Hao, et al. Numerical simulation on aerodynamic characteristics of typical vehicles on bridges and the windshield effects between vehicles [J]. Engineering Mechanics, 2018, 35(4): 124-134, 185.
- [10] 董国朝, 张建仁, 蔡春声, 等. 桥下高速行驶列车对桥梁主梁位置风环境的影响研究[J]. 铁道科学与工程学报, 2015, 12(2): 235-241.
- DONG Guochao, ZHANG Jianren, CAI Chunsheng, et al. Wind environment research on the bridge section induced by high speed train under the bridge [J]. Journal of Railway Science and Engineering, 2015, 12(2): 235-241.
- [11] 王林凯, 刘志文. 基于OpenFOAM的矩形断面涡激振动数值模拟[J]. 公路交通科技, 2017, 34(10): 57-66.
- WANG Linkai, LIU Zhiwen. Numerical simulation of vortex-induced vibration of rectangular cross-section based on OpenFOAM [J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2017, 34(10): 57-66.
- [12] MARRA A M, MANNINI C, BARTOLI G. Van der Pol-type equation for modeling vortex-induced oscillations of bridge decks [J]. Journal of Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 2011, 99(6): 776-785.
- (责任编辑: 李脉; 校对: 罗容; 英文编辑: 田湘)