

引用格式: JIA Meihui, LI Lijuan, REN Jiaojiao, et al. Terahertz Nondestructive Testing Signal Recognition Based on PSO-BP Neural Network[J]. Acta Photonica Sinica, 2021, 50(9):0930004

贾美慧, 李丽娟, 任姣姣, 等. 多胶接缺陷太赫兹检测信号的 PSO-BP 神经网络识别[J]. 光子学报, 2021, 50(9):0930004

多胶接缺陷太赫兹检测信号的 PSO-BP 神经网络识别

贾美慧, 李丽娟, 任姣姣, 顾健, 张丹丹, 张霁旻, 熊伟华

(长春理工大学 光电工程学院 光电测控与光信息传输技术教育部重点实验室, 长春 130022)

摘 要: 采用太赫兹时域光谱无损检测技术对多胶接结构耐高温复合材料缺陷进行检测。为了识别同一位置上、下层同时存在脱粘缺陷, 分析无缺陷区域、上层脱粘区域、下层脱粘区域的太赫兹信号波形, 以特征峰峰度、偏度、最小值、峰谷值、波形因子以及信号幅值绝对平均值为特征, 作为 BP 神经网络的输入。并通过粒子群算法优化 BP 神经网络的初始权重和阈值, 解决了 BP 神经网络易陷入局部最优的问题。粒子群算法优化后的 BP 神经网络可实现上层 100 μm 和下层 100 μm 脱粘缺陷的识别, 准确率达到 90.71% 和 86.92%。

关键词: 多胶接结构; 太赫兹时域光谱无损检测技术; BP 神经网络; 粒子群算法; 缺陷识别

中图分类号: O433.4

文献标识码: A

doi: 10.3788/gzxb20215009.0930004

Terahertz Nondestructive Testing Signal Recognition Based on PSO-BP Neural Network

JIA Meihui, LI Lijuan, REN Jiaojiao, GU Jian, ZHANG Dandan, ZHANG Jiyang,
XIONG Weihua

(Key Laboratory of Optoelectronic Measurement and Control and Optical Information Transmission Technology of Ministry of Education, College of Optoelectronic Engineering, Changchun University of Science and Technology, Changchun 130022, China)

Abstract: Terahertz time domain spectroscopy technique was used to detect the defects of high temperature resistant composite materials with multi-bonded structures. In order to identify the debonding defects in both upper and lower layers at the same location, the terahertz signal waveforms in the non-defect area, upper and lower debonding areas were analyzed. The characteristic peak-to-peak, skewness, minimum value, peak-to-valley value, waveform factor and absolute mean value of signal amplitude were taken as the input of BP neural network. The initial weight and threshold value of BP neural network were optimized by Particle Swarm Optimization (PSO), which solved the problem that BP neural network was easy to fall into local optimum. The optimized PSO-BP neural network could realize the identification of the debonding defects of upper 100 μm and lower 100 μm , with the accuracy of 90.71% and 86.92%.

Key words: Multi-adhesive structure; Terahertz time domain spectral nondestructive testing technology; BP neural network; Particle swarm optimization; Defect recognition

OCIS Codes: 300.6495; 120.4290; 100.4996

基金项目: 吉林省科技资源开放共享服务平台与科研条件保障项目(No.20191004022TC), 吉林省科技发展计划(No.201506230147C), 长春理工大学青年创新基金(No.XJLG-2018-03)

第一作者: 贾美慧(1997-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为太赫兹无损检测。Email: 1343409732@qq.com

导师(通讯作者): 李丽娟(1972-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为空空飞行器全生命周期结构检测与评估技术和太赫兹无损检测技术。Email: custjuan@163.com

收稿日期: 2021-04-21; **录用日期:** 2021-06-09

<http://www.photon.ac.cn>

0 引言

耐高温复合材料是一种密度低、耐磨损、多层多孔的非极性材料,因其复杂的物理特性,很多无损检测技术都无法对其进行有效的缺陷检测^[1]。太赫兹波是指频谱范围在0.1~10 THz之间的电磁波,自身能量低,且具有良好的穿透性,可以在保证穿透能力的同时,不会对样件本身造成破坏。这些特性使其更加广泛的应用于耐高温复合材料的缺陷检测中^[1-2]。

太赫兹信号不同特征之间具有非线性关系,BP(Back Propagation)神经网络因其良好的非线性拟合能力,在缺陷信号非线性特征识别领域有广泛应用^[3-5]。涂婉丽等^[6]基于BP神经网络结合小波分析,对太赫兹检测不同涂层结构的船舶防护涂层模型进行识别,比较了通过多元回归分析法和BP网络预测法获得的较薄涂层的预测结果确定混合信号处理方法在船舶防护涂层的太赫兹无损检测上应用的有效性。CHENG Yihsin等^[7]在添加不同分贝噪声的情况下,结合小波分析,应用增加惯性权重的粒子群优化BP(Particle Swarm Optimization-BP, PSO-BP)神经网络实现对故障电机的电流信号的识别。任姣姣等^[8]设计一种多特征参数神经网络对太赫兹无损检测的耐高温复合材料脱粘缺陷进行识别,通过提取不同的缺陷特征,实现了多胶接结构上下层脱粘缺陷的识别。但其设计的神经网络只能实现太赫兹传播路径上单层缺陷的识别,而实际应用中,上下层缺陷同时存在的情况很易出现。

本文针对任姣姣等^[8]的研究方法不能识别同一位置同时存在的上下层缺陷的问题,提出一种利用PSO-BP神经网络,进行耐高温复合材料上下层同一位置脱粘缺陷太赫兹检测信号识别的方法。制作上下层脱粘位置一致的缺陷样件,采用太赫兹时域光谱系统对存在上、下层同一位置脱粘缺陷的样件进行检测,分析采集到的太赫兹信号波形,提取能区分上下层脱粘缺陷的特征。利用训练后的PSO-BP神经网络对不同程度脱粘缺陷进行识别,结果显示本文所设计的PSO-BP神经网络可实现上、下层100 μm 脱粘缺陷的识别。

1 基本原理

1.1 特征提取

多胶接指多层胶接结构是指利用粘接工艺,在粘接剂的作用下连接各种材料而成多层结构。本文所研究的多胶接结构耐高温复合材料样件由上至下依次为:耐高温复合材料、有机硅胶、缓冲垫、有机硅胶、金属基底。缺陷样件设计情况如图1所示,不同粘接区域的太赫兹时域波形局部放大图如图2所示。

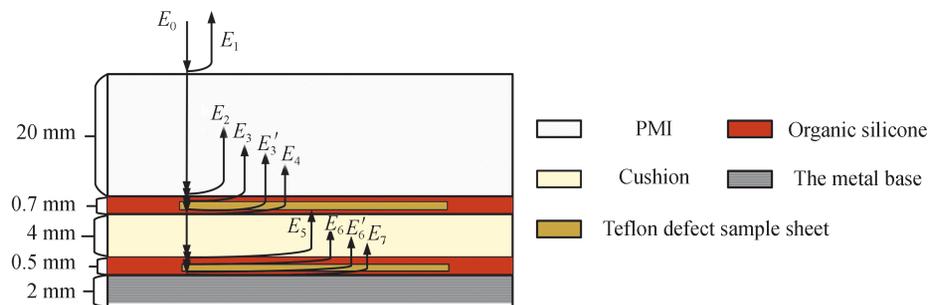


图1 多胶接缺陷样件太赫兹传播示意图

Fig. 1 Defect sample drawing of high temperature resistant composite material with multi-adhesive structure

多胶接结构各部分厚度如图1所示,上、下层同时存在缺陷样件是指在一个采样点的太赫兹传播方向上,太赫兹波依次穿过耐高温复合材料、有机硅胶、上层空气间隙、有机硅胶、缓冲垫、有机硅胶、下层空气间隙、有机硅胶、金属基底。太赫兹波在不同的介质中传播,根据太赫兹波通过介质的先后顺序不同,返回的太赫兹时域信号会携带不同的信息^[1-2]。符号 $E_0 \sim E_7$ 为同一采样点处,在不同时刻太赫兹波传播到不同位置处的反射信号。其中,耐高温复合材料聚甲基丙烯酸酯亚胺(PMI),是以甲基丙烯酸(MAA)和甲基丙烯腈(MAN)加入其它化合物组成的MAA/MAN共聚物树脂基体^[16],缓冲垫基料为芳纶纤维($(C_{14}H_{10}N_2)_n$),有机硅胶基料为MgO和甲基丙烯酸烯丙酯。

按照太赫兹波通过不同材料后到达接收器的时间先后,接收器接收不同层的反射信号脉冲,通过反复

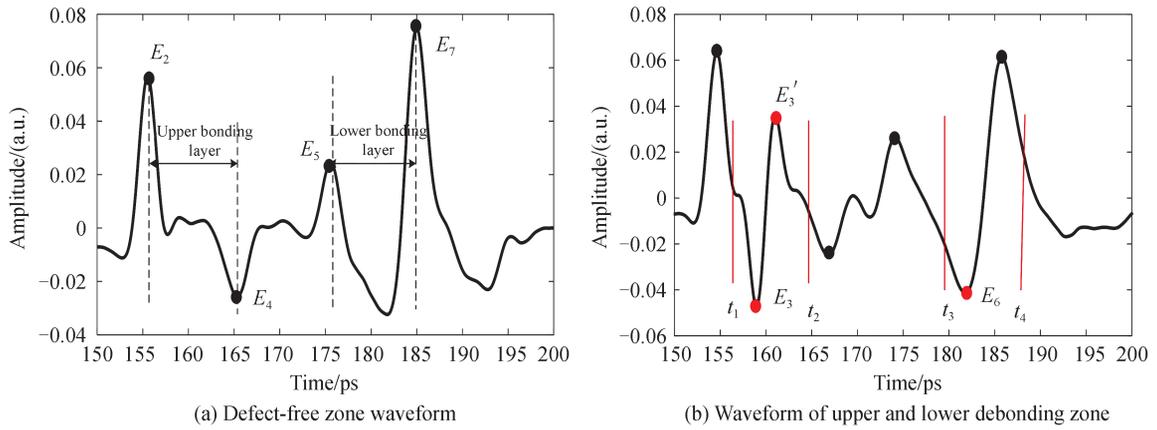


图2 不同缺陷区域理论太赫兹时域波形图

Fig. 2 Terahertz time domain waveforms of different defect areas

在周期信号中每个探测脉冲上不同位置的采样点进行采样,对太赫兹脉冲序列进行重构,获得了图2所示的太赫兹信号采样波形。图2(a)、(b)分别为无缺陷区域与上下层同时存在缺陷区域的胶层区域波形放大图。图2中 $t_1 \sim t_2$ 为上粘接层特征提取范围, $t_3 \sim t_4$ 为下粘接层特征提取范围。由于样品的厚度,上表面反射波 E_1 的时间延迟超过了系统聚焦于胶层时的最大时间延迟(320 ps)。那么,耐高温复合材料到上胶层的反射信号 E_2 是最明显的信号。 E_3 为上胶层缺陷上表面的反射信号, E_4 为上胶层到应变隔离垫的反射信号, E_5 为应变隔离垫到下胶层上表面的反射信号, E_6 为下胶层缺陷上表面的反射信号, E_7 为下胶层下表面到金属基底的反射信号。来自缺陷下表面的反射信号用 E_3' 和 E_6' 表示。然而,对于 E_6' ,其中的大部分混合到金属基底的反射峰 E_7 中,因此,不能清晰看出下胶层缺陷下表面反射回波。根据以上信息可清晰推断出上胶层的脱粘缺陷波形位于 E_2 和 E_4 之间,下胶层的脱粘缺陷波形位于 E_5 和 E_7 之间。上胶层脱粘缺陷的特点是波峰 E_3' 和波谷 E_3 的产生,属于明显特征;而下胶层脱粘缺陷的特征是深化 E_6 的谷陷,属于模糊特性。分析不同区域脱粘缺陷引起的异常波形进行缺陷特征提取,建立如表1所示的几种时域特征。

表1 时域特征及其表达式

Table 1 Time domain characteristics and their expressions

Serial number	Characteristics of the name	Characteristic expression
1	Kurtosis	$K_{\min} = \frac{E[(X_i - \sum_{i=1}^n X_i/n)^4]}{\{E[(X_i - \sum_{i=1}^n X_i/n)^2]\}^2}$
2	Skewness	$S_{\min} = \frac{E[(X_i - \sum_{i=1}^n X_i/n)^3]}{\{E[(X_i - \sum_{i=1}^n X_i/n)^2]\}^{3/2}}$
3	Waveform factor	$X_{pp-up} = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^n X_i^2/n}}{\sum_{i=1}^n X_i /n}$
4	Absolute mean of amplitude	$ X _{\text{mean}} = \sum_{i=1}^n X_i /n$
5	In peak value	$X_{pv} = X_{ma} - X_{mi}$
6	Minimum amplitude value	$X_{i\min}$

表1中, X_i 表示特征提取范围内第 i 点的幅值, n 表示特征提取范围内采样点的个数, E 表示期望。

1.2 BP神经网络模型

根据 THz 波形提取的特征之间的非线性关系,采用BP神经网络进行特征识别^[9]。用提取的特征组成

特征向量,输入层为各特征向量组成的特征矩阵,特征矩阵的行为特征的种类,列为每种特征提取的个数。输入矩阵经BP神经网络的输入层输入,在隐含层和输出层激活函数共同作用下输出识别结果^[10-12]。理论输出为:上层缺陷(1,0,0)、下层缺陷(0,1,0)、无缺陷缺陷(0,0,1)。网络将实际输出与理论输出进行比较,计算误差后,通过神经网络的反向误差调节功能对权重和阈值进行调整^[13-14]。

本文使用3层网络,根据输入特征参数个数及输出缺陷类型,确定神经网络拓扑结构为6-10-3,隐藏层节点的个数主要根据配凑法和经验公式确定^[15]。

BP神经网络模型的工作原理如图3所示。

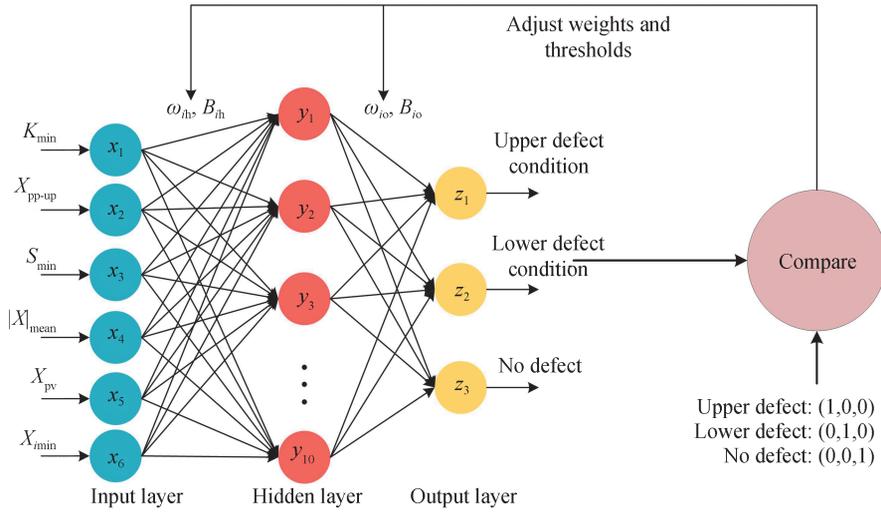


图3 BP神经网络工作原理图
Fig. 3 Operating principle diagram of BP neural network

图3中, ω_{ih} 和 ω_{io} 分别代表输入层与隐藏层和隐藏层与输出层之间的权重, B_{ih} 和 B_{io} 分别代表输入层与隐藏层之间和隐藏层与输出层的阈值,初始权重和阈值由BP神经网络随机产生。 $x_1 \sim x_6$ 为输入矩阵的第1到6行,分别代表6种特征, y 为隐藏层输出, z_1, z_2, z_3 为输出层输出,分别表示上层缺陷、下层缺陷、无缺陷。

前向传播过程中,输出层第 i 个节点的输出 z_i 的计算公式为

$$z_i = f \left[\sum_{i=1}^n \omega_{io} f \left(\sum_{i=1}^n \omega_{ih} x_i + B_{ih} \right) + B_{io} \right] \quad (1)$$

在输出层比较理论输出和预测输出,计算各层节点的输出误差,进行误差反向调节^[8]。用平均绝对误差反映预测值的误差情况,平均绝对误差 E_p 的计算公式为

$$E_p = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n | (t_{pi} - z_{pi}) | \quad (2)$$

式中, t_{pi} 为第 i 个节点的期望输出, z_{pi} 为第 i 个节点的网络预测输出^[8]。根据梯度下降法调整各层节点之间的权重和阈值,权重和阈值调整公式为^[8]

$$\omega_i, b_i = -\eta \frac{\partial E}{\partial \omega_{io}, \partial b_i} \quad (3)$$

式中, η 为神经网络训练的学习率。按照以上公式对权重进行不断调整,直至误差满足要求。

1.3 PSO-BP神经网络模型

BP神经网络的初始权重和阈值一般是选取 $[-0.5, 0.5]$ 区间内的随机数。本文选取的特征之间不具备线性关系,而随机初始化的权重和阈值容易使BP神经网络陷入局部极小值,不利于发挥其非线性拟合能力^[12]。PSO具有很强的全局搜索能力,因此采用PSO优化BP神经网络,弥补其随机产生权重和阈值易陷入局部最优的缺陷^[14-15]。

PSO是基于鸟类群体协作机制规律提出的群体智能优化算法^[14-15]。本文所设计的PSO-BP神经网络是利用BP神经网络的前向传播计算PSO的适应度,然后用PSO代替原本BP神经网络的反向传播中的梯

度下降算法,调整BP神经网络的初始权重和阈值。PSO粒子最终的全局最优位置即为BP神经网络的权重和阈值,PSO的粒子维数为BP神经网络连接权重和阈值之和,本文为103。PSO-BP神经网络的寻优过程流程图如图4所示。

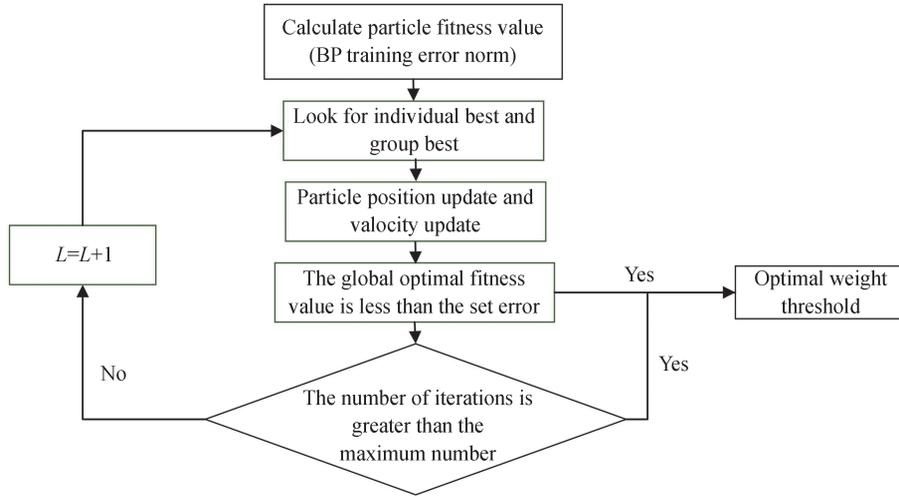


图4 寻优过程流程图

Fig. 4 Flow chart of optimization process

选定的适应度函数为样本实际输出与理论输出误差的2范数,定义为

$$\text{Fitness} = \sqrt{\sum_{i=1}^3 \sum_{j=1}^n (a_{ij} - b_{ij})^2} \quad (4)$$

式中, a_{ij} 和 b_{ij} 分别为实际输出矩阵与理论输出矩阵的第 i 行,第 j 列的元素, n 为样本的个数,3表示输出矩阵有3行,代表不同的缺陷类型。用BP神经网络误差的2范数表示粒子的适应度值,可以实现对模型空间的限制,在一定程度上防止出现过拟合,提升PSO-BP神经网络模型的泛化能力。

粒子速度和位置更新公式为

$$V_{id} = \omega V_{id} + C_1 \text{random}(0, 1)(P_{id} - X_{id}) + C_2 \text{random}(0, 1)(P_{gd} - X_{gd}) \quad (5)$$

$$X_{id} = X_{id} + V_{id} \quad (6)$$

式中, P_{id} 和 P_{gd} 分别为第 i 个变量的个体极值和全局最优解的第 d 维^[8]。 ω 为惯性因子, C_1 和 C_2 为粒子的学习因子。

2 样件制备及检测

2.1 样件制备

本文设计并制作了多胶接结构耐高温复合材料试验样件。为制作样件,先对金属基底进行清洁,在缓冲垫下表面与金属基底上表面涂抹等量有机硅胶后,按照缺陷设计位置在胶面上放置350 μm 厚聚四氟乙烯缺陷样片,将缓冲垫与金属基底对合。然后在缓冲垫上表面与耐高温复合材料下表面涂抹等量有机硅胶,按照缺陷设计位置在胶面上放置150 μm 厚聚四氟乙烯缺陷样片,将耐高温复合材料与缓冲垫对合。样件整体对合完成后,进行真空加压,实现完全固化。样件固化完成后将缺陷样片抽出,用抽出缺陷样片后产生的空气间隙模拟脱粘缺陷,由此缺陷样件制作完成。

图5(a)为缺陷标准件实物图,样品中同一位置的上、下层缺陷距离取决于缓冲垫的厚度,实际测量样件中缓冲垫的厚度为4 mm,上、下粘接层厚度分别为0.7 mm和0.5 mm,即同一位置的上、下层缺陷距离约为4.6 mm。图5(b)为缺陷设置的理论位置,四边的预置缺陷都是直径20 mm的半圆形缺陷。

为了训练神经网络并验证神经网络的识别精度,本文设计并制作不同程度以及不同缺陷位置的脱粘缺陷样件。所制作样件的缺陷情况如表2所示。

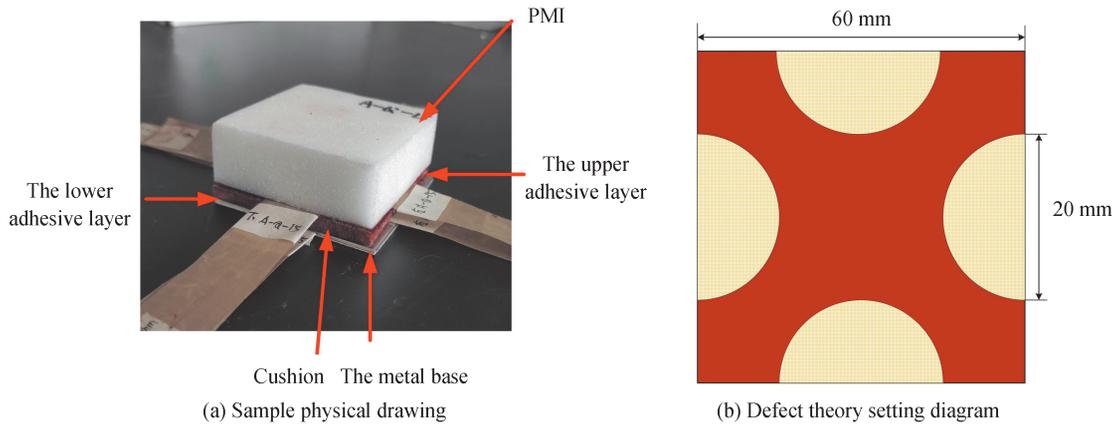


图5 耐高温复合材料胶接样件示意图。
Fig. 5 Schematic diagram of high temperature resistant composite bonding sample

表2 样件的缺陷情况
Table 2 Defects of the sample

The serial number	Upper defect level	Lower defect level
1	150 μm	350 μm
2	100 μm	No defect
3	No defect	250 μm
4	No defect	100 μm

2.2 太赫兹无损检测系统

使用反射式太赫兹时域光谱系统 (THz-TDS) 进行样件检测, 系统主要由飞秒激光器, 太赫兹发射元件, 太赫兹接收元件和光学延迟线组成^[1-2]。系统原理图如图6所示, 激光器发出的激光经分束器被分为两束, 占能量60%的泵浦光入射到光电导天线后产生太赫兹脉冲, 太赫兹脉冲经准直系统准直后聚焦到待测样件, 经底层金属板反射后与探测光会合, 被太赫兹接收器接收。本文实验采用二维平面导轨对待测样件进行逐点扫描, 扫描步距为0.5 mm, 所使用 THz-TDS 系统的频谱宽度为0.2~2.5 THz, 太赫兹波光斑直径为1 mm, 频谱分辨率为3.1 GHz, 信噪比大于70 dB, 快速扫描范围是320 ps, 时间分辨率为0.1 ps^[8]。

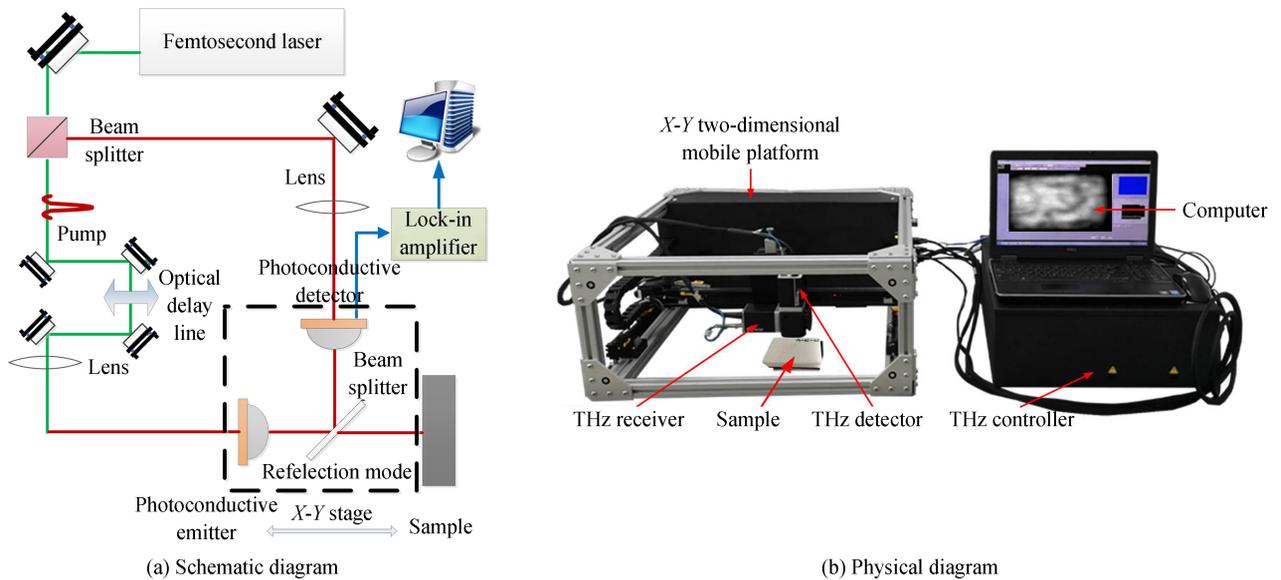


图6 反射式 THz-TDS 系统示意图
Fig. 6 Schematic diagram of reflective THz-TDS

3 分析与讨论

通过反射式 THz-TDS 对制作的缺陷样件进行检测,获得缺陷样件的太赫兹信号,以特征峰峰度、偏度、最小值、峰谷值、波形因子以及信号幅值绝对平均值为特征,分别提取上层 $150\ \mu\text{m}$ 缺陷、下层 $350\ \mu\text{m}$ 缺陷和无缺陷区域各 1 200 组信号的特征参数,构造一个 $6 \times 3\ 600$ 的太赫兹无损检测多胶接结构耐高温复合材料缺陷数据集。交叉选取每种类型缺陷的 $2/3$ 作为训练集,余下 $1/3$ 作为测试集,进行神经网络的训练与测试。

BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络训练结果的均方误差曲线对比如图 7 所示。

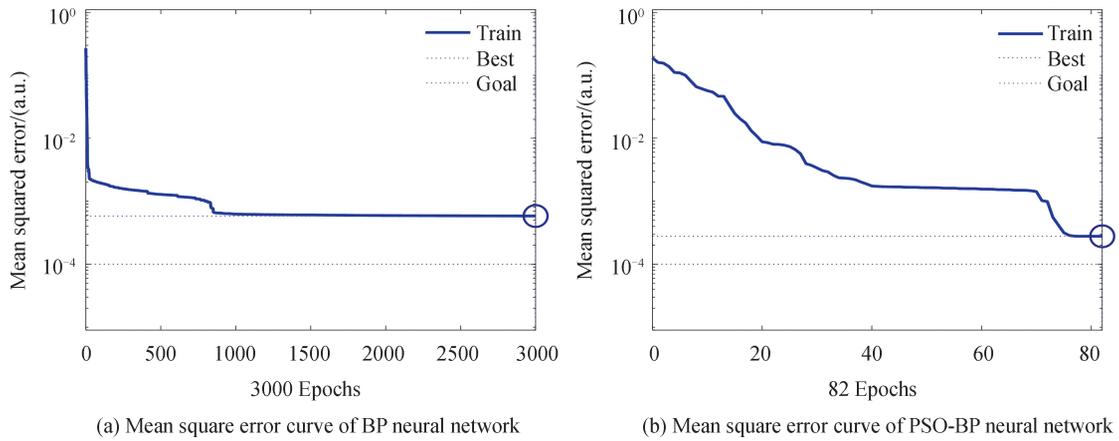


图 7 BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络的训练结果均方误差对比。

Fig. 7 Comparison of mean square errors of training results between BP neural network and PSO-BP neural network.

从图 7 可以看出, BP 神经网络训练到第 800 次附近时,均方误差不再有明显降低,直到训练至设定的最大训练次数,训练集所能达到最小均方误差为 0.000 58,分析是 BP 神经网络陷入了局部最优导致。PSO-BP 神经网络在训练至第 82 次时,训练集达到最佳均方误差 0.000 28。对比两种神经网络的误差均方曲线, PSO-BP 神经网络的训练次数以及最小均方误差都优于 BP 神经网络,且解决了 BP 神经网络陷入局部最优的问题。

1) BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络的识别能力对比

为了验证训练得到的神经网络对同一位置上下层缺陷识别的有效性,使用太赫兹时域光谱系统对上层 $150\ \mu\text{m}$ 脱粘、下层 $350\ \mu\text{m}$ 脱粘缺陷样件进行扫描,扫描步距为 $0.5\ \text{mm}$,整块样件采集 106×108 个采样点。对扫描得到的太赫兹信号进行特征提取,使用训练好的 BP 神经网络和 PSO-BP 神经网络识别其特征参数。对输出矩阵中表示上层缺陷的第一行和表示下层缺陷的第二行进行成像,得到二维彩图。其中, BP 神经网络的识别结果如图 8 所示, PSO-BP 神经网络的识别结果如图 9 所示。

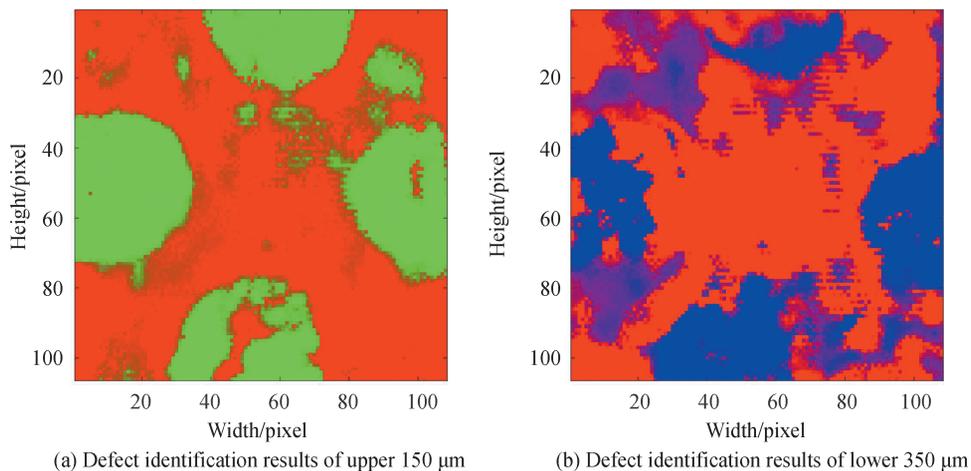


图 8 BP 神经网络缺陷识别结果

Fig. 8 Defect recognition results of BP neural network.

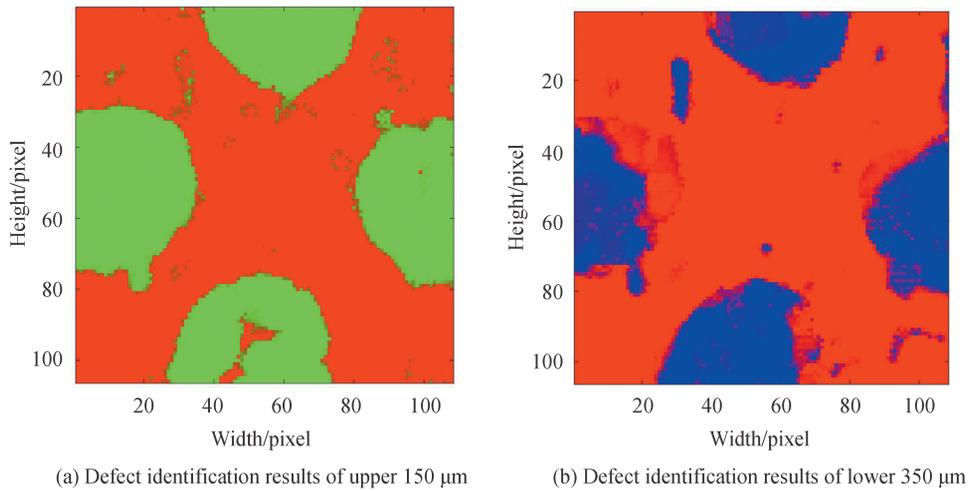


图9 PSO-BP神经网络缺陷识别结果

Fig. 9 Defect recognition results of PSO-BP neural network

图8~9中颜色的深浅程度变化表示缺陷程度不同。识别结果显示,本文设计的神经网络可以对上下层同时存在缺陷的样件进行缺陷识别。对比实际缺陷设计情况,可以看出PSO-BP神经网络识别结果相比BP神经网络识别结果,降低了无缺陷区域内的识别误差,且缺陷边缘的识别效果更清晰,对于整体缺陷面积的识别结果也更准确。

2) PSO-BP神经网络的识别精度分析

PSO-BP神经网络对于上层150 μm,下层350 μm厚度缺陷样件的识别效果良好。为了验证其对不同程度缺陷的识别能力,利用训练好的PSO-BP神经网络对上层100 μm、下层250 μm、下层100 μm脱粘缺陷进行识别,使用同样的扫描方式,采样点数依次为120×120、118×118、118×118。识别结果如图10所示。

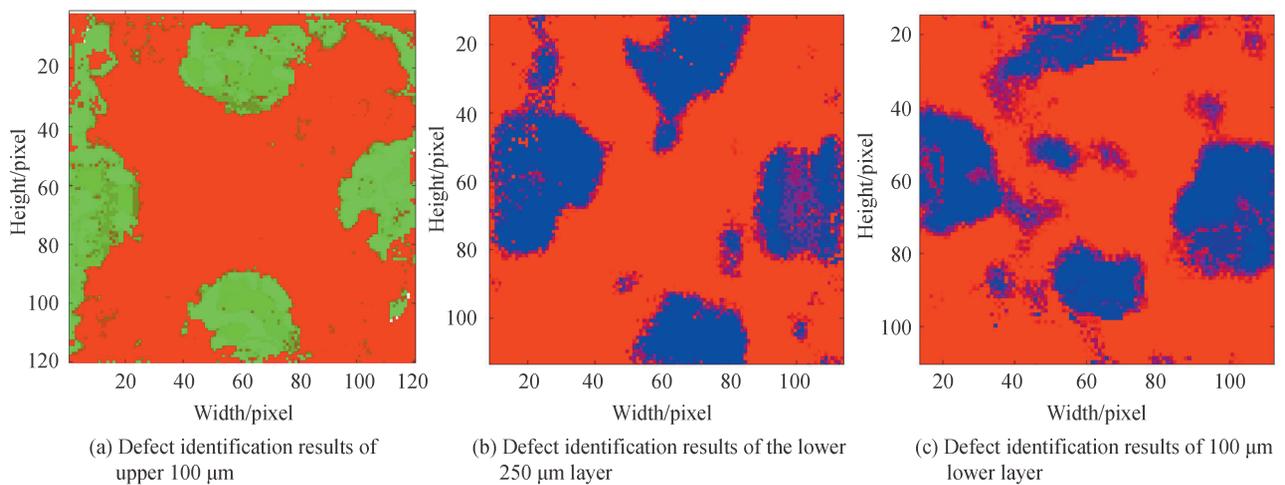


图10 PSO-BP神经网络对不同程度脱粘缺陷识别结果

Fig. 10 Recognition results of different degree of debonding defects by PSO-BP neural network

图10中颜色的深浅程度变化表示缺陷程度不同,使用训练好的PSO-BP神经网络对上层100 μm缺陷,下层250 μm缺陷和下层100 μm缺陷进行识别。识别结果显示,随着缺陷程度的减小,识别准确率随之降低。未能实现对上下层50 μm缺陷的识别,因此本文训练的PSO-BP神经网络能达到的识别精度为上层100 μm,下层100 μm脱粘缺陷的识别。

本文通过识别缺陷面积相对实际缺陷面积的误差来表示PSO-BP神经网络的识别精度。实际缺陷面积通过计算缺陷样片埋入胶层的实际面积获得,识别缺陷面积为识别结果中缺陷像素点的个数的四分之一(本文所使用的太赫兹时域光谱系统的采样间隔为0.5 mm)。识别误差为

$$R = \frac{|S_1 - S_2|}{S_1} \quad (7)$$

式中, S_1 代表实际缺陷面积, S_2 表示识别结果缺陷面积。PSO-BP神经网络识别不同程度缺陷误差对比如图11所示。

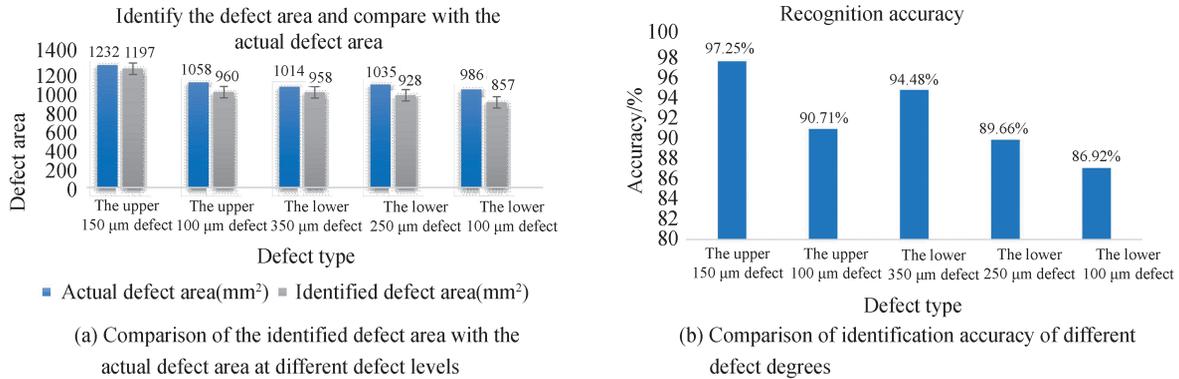


图11 PSO-BP神经网络识别不同程度缺陷误差对比

Fig. 11 Error comparison of PSO-BP neural network in recognizing defects of different degrees

识别误差较小表示PSO-BP神经网络识别的缺陷面积更接近实际缺陷面积,由图11可知,PSO-BP神经网络对上层150 μm缺陷和下层350 μm缺陷的识别缺陷面积与实际缺陷面积吻合较好。上、下层缺陷程度为100 μm时,由于缺陷处THz回波特征减弱,识别准确度降低。因此,本文设计的PSO-BP神经网络可实现上下层缺陷程度100 μm及以上的脱粘缺陷识别,从而准确的评估其胶层的粘接质量。

另外,对于相同程度的脱粘缺陷,上层缺陷的识别准确率优于下层。根据波形分析是因为上层缺陷区域波形相比于正常波形,出现明显的特征峰,而下层缺陷区域特征表现为原本的波谷加深,并且由于散射及旁瓣的存在,下层特征提取要比上层复杂,因此上层缺陷的识别效果也优于下层缺陷的识别效果。

4 结论

本文使用太赫兹时域光谱系统检测已知缺陷的耐高温复合材料多胶接结构,对上层150 μm、下层350 μm脱粘缺陷样件的太赫兹无损检测信号波形进行分析,并分段提取特征。通过对不同缺陷类型的波形进行分析,选择峰度、偏度、最小值、峰谷值、波形因子以及信号幅值绝对平均值等特征作为神经网络的输入特征。通过粒子群算法对BP神经网络的初始权重和阈值进行优化选择,用训练好的PSO-BP神经网络和BP神经网络对上层150 μm,下层350 μm的脱粘缺陷样品进行识别,识别结果表明PSO-BP神经网络相比于BP神经网络,对同一位置上下层脱粘缺陷的识别准确率有显著提升。并用PSO-BP神经网络识别上下层不同程度脱粘缺陷,确定本文所设计的PSO-BP神经网络可识别90.71%上层100 μm脱粘缺陷和86.92%下层100 μm脱粘缺陷,并且对于训练网络所使用的上层150 μm脱粘缺陷和下层350 μm脱粘缺陷的识别准确率分别达到97.25%和94.48%。

参考文献

- [1] XIONG Weihua, LI Lijuan, REN Jiaojiao, et al. Study on THz multi-characteristic parameter imaging of bonding defects of high temperature resistant materials [J]. Acta Optica Sinica, 2020, 40(17): 1711001.
熊伟华, 李丽娟, 任姣姣, 等. 耐高温材料胶接缺陷THz多特征参数成像研究[J]. 光学学报, 2020, 40(17):1711001.
- [2] ZHANG Jiyang, REN Jiaojiao, CHEN Sihong, et al. Plication of wavelet denoising in terahertz nondestructive testing [J]. Chinese Journal of Lasers, 2020, 47(1):0114001.
张霁昉, 任姣姣, 陈思宏, 等. 小波去噪在太赫兹无损检测中的应用[J]. 中国激光, 2020, 47(1):0114001.
- [3] HU Jun, XU Zhen, LI Mopeng, et al. Study on determination of melamine content in milk powder based on neural network algorithm and terahertz spectral detection technology [J]. Progress in Laser and Optoelectronics, 2020, 57(22):223001.
胡军, 徐振, 李茂鹏, 等. 基于神经网络算法与太赫兹光谱检测技术的奶粉三聚氰胺含量测定研究[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(22):223001.
- [4] CHEN Shuo, LUO Chengao, WANG Hongqiang, et al. Three-dimensional terahertz coded-aperture imaging based on

- matched filtering and convolutional neural network[J]. *Sensors*, 2018, 18(5):1342.
- [5] LI Tiejun, SUN Yue, SHAO Guifang, et al. Research on terahertz nondestructive testing method for ceramic matrix composites [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(6):061101.
李铁军, 孙跃, 邵桂芳, 等. 陶瓷基复合材料的太赫兹无损检测方法研究[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(6):061101.
- [6] TU Wanli, ZHONG Shuncong, SHEN Yaochun, et al. Neural network-based hybrid signal processing approach for resolving thin marineprotective coating by terahertz pulsed imaging[J]. *Ocean Engineering*, 2019, 173:58-67.
- [7] LEE Chunyao, CHENG Yihsin. Motor fault detection using wavelet transform and improved PSO-BP neural network[J]. *Processes*, 2020, 8(10):1322.
- [8] REN Jiaojiao, LI Lijuan, ZHANG Dandan, et al. Analysis of terahertz nondestructive testing based on multi-characteristic parameter neural network[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2017, 46 (4):0412002.
任姣姣, 李丽娟, 张丹丹, 等. 太赫兹无损检测的多特征参数神经网络分析技术[J]. *光子学报*, 2017, 6 (4):0412002.
- [9] HAN D H, KANG L H. Nondestructive evaluation of GFRP composite including multi-delamination using THzspectroscopy and imaging[J]. *Composite Structures*, 2018, 185:161-175.
- [10] SURYAWANSHI N, ESWARI J S. Chitin from seafood waste: particle swarm optimization and neural network studyfor the improved chitinase production[J]. *Chemical Technology and Biotechnology*, 2021:1-6.
- [11] HUANG Baozhou, YANG Junhua, LU Siling, et al. Wave trapping power prediction based on improved particle swarm optimization neural network algorithm[J]. *Acta Energica Sinica*, 2021, 42(2):302-308.
黄宝洲, 杨俊华, 卢思灵, 等. 基于改进粒子群优化神经网络算法的波浪捕获功率预测[J]. *太阳能学报*, 2021, 42(2):302-308.
- [12] LI Haoran, LU Jingui. Infrared phase locked defect attribute recognition based on PSO-BP neural network [J]. *Modern Manufacturing Engineering*, 2019, (12):117-123.
李浩然, 陆金桂. 基于 PSO-BP 神经网络的红外锁相缺陷属性识别[J]. *现代制造工程*, 2019, (12):117-123.
- [13] WU Xiong, ZOU Kaigang, WANG Kejia. Study on terahertz nondestructive testing technology for internal defects of composite materials [J]. *Optics & Optoelectronic Technology*, 2020, 18(5):10-15.
吴雄, 邹开刚, 王可嘉. 复合材料内部缺陷的太赫兹无损检测技术研究[J]. *光学与光电技术*, 2020, 18(5):10-15.
- [14] LI Haitao, WANG Borui, Application of BP neural network based on particle swarm optimization in seawater quality evaluation[J]. *Marine Science*, 2020, 44(6):31-36.
李海涛, 王博睿. 基于粒子群算法优化的BP神经网络在海水水质评价中的应用[J]. *海洋科学*, 2020, 44(6):31-36.
- [15] XUE Ming, WEI Bo, YANG Lu, et al. Remote sensing image classification method optimized by GA-PSO BP neural network [J]. *Remote Sensing Information*, 2020, 35(3):110-116.
薛明, 韦波, 杨禄, 等. GA-PSO 优化 BP 神经网络的遥感影像分类方法[J]. *遥感信息*, 2020, 35(3):110-116.
- [16] XIE Kelei, QU Chunyan, MA Yingjian, et al. Effect of crosslinking agent on structure and properties of PMI foam [J]. *Journal of Materials Engineering*, 2009, (4):23-27+30.
谢克磊, 曲春艳, 马瑛剑, 等. 交联剂对 PMI 泡沫塑料结构与性能的影响[J]. *材料工程*, 2009, (4):23-27+30.