

基于BP神经网络的复合材料缺陷定量检测

任昊天 朱新宇 常皓亮 邓文泽
中国民用航空飞行学院 四川 广汉 618307

摘要：针对复合材料缺陷定量检测的难题，本研究构建了含不同直径和深度缺陷玻璃纤维增强塑料的有限元模型，模拟脉冲激励时表面的瞬态温度场演变，构建了包含热异常区域（TAR）长度、峰值时间等关键参数的特征数据集，开发了双通道BP神经网络架构：直径识别网络（D-Net）和深度识别网络（Z-Net）。结果表明缺陷直径主导TAR的空间分布特性，缺陷深度主导TAR的时间演化特性；双网络表现出优异的泛化性能，D-Net的平均相对误差为2.52%，Z-Net的平均相对误差为3.76%。该研究证实了特征参数与缺陷参数间存在确定性映射规律，为复合材料内部缺陷的智能量化检测提供了新方法。

关键词：复合材料缺陷；红外无损检测；缺陷定量识别；BP神经网络；有限元

1 引言

复合材料作为由多相异质材料复合而成的新型结构功能一体化材料，凭借其高比强度、高比模量及优异耐腐蚀性等特性，已成为航空航天、海洋工程等领域的核心结构材料^[1-2]。然而，受成型工艺复杂性和服役环境多变性影响，复合材料易产生分层、孔隙、脱粘等微观缺陷，这些缺陷在应力集中作用下会引发灾难性结构失效^[3]，因此发展高精度无损检测技术对保障复合材料结构安全至关重要。

在众多无损检测技术中，红外热成像检测凭借其非接触、全场检测、对近表面缺陷敏感等技术优势，已成为复合材料缺陷检测的前沿方向^[4-5]。相较于传统超声检测受制于耦合剂依赖性、射线检测存在辐射危害等局限，红外热成像技术在检测效率、环境适应性和三维缺陷表征能力方面展现出显著优势^[6]。

近年来，国内外学者针对复合材料缺陷红外无损检测进行了大量研究并取得了一定的成果。钟佳岑等采用脉冲热成像对玻璃纤维增强塑料（Glass Fiber Reinforced Plastics, GFRP）层压板的人工脱黏缺陷进行了检测，定量对比了热信号重建、主成分分析、复调制频谱细化和改进的独立成分分析在脱黏缺陷识别中的作用^[7]。闫旭帅等利用数字剪切散斑干涉技术和红外热成像技术检测复合材料缺陷，结合了两种方法的特点，在实际检测时获得了较好的效果^[8]。丁超等提出了一种可见-红外相机辅助标定方法以解决图像畸变问题^[9]。然而，现有研究多聚

焦于缺陷定性检测，而定量识别缺陷参数的成果较少。为此，本研究通过结合有限元仿真与BP神经网络，探索了复合材料缺陷的定量检测方法。

本研究构建了含不同直径和深度缺陷GFRP试件的三维有限元模型，研究了缺陷参数对试件表面温度场演变的影响，从不同缺陷的温度对比度特征曲线中提取了具有代表性的特征参数并建立数据集，开发了双通道BP神经网络架构以建立特征参数与缺陷参数的映射关系，实现对缺陷直径和深度的高精度识别，为复合材料内部缺陷的智能定量检测提供了新方法。

2 理论分析

2.1 脉冲热成像原理

脉冲激励红外热成像无损检测技术简称脉冲热成像（Pulsed Thermography, PT），近年来在无损检测领域受到广泛关注。该技术采用高能脉冲光源对被测材料表面施加高强度瞬态热激励，在材料表面形成瞬态温度场分布。基于傅里叶热传导理论，热量沿厚度方向进行三维扩散时，当遇到热物理参数异常区域，将产生显著的热阻抗差异：相较于基体材料，空气夹层等低导热缺陷会导致热流阻滞效应，而高导热夹杂物则会引发异常热扩散现象。

这种热传导异常在材料表面表现为特征性温度梯度分布，通过配备毫秒级时间分辨率的红外热像采集系统，可连续记录材料表面辐射能的时空演化过程，获取包含三维时空信息的热像序列数据集。后续采用时域分析、频域变换等数字图像处理技术，可有效提取亚表面缺陷的深度、几何尺寸及热物理特性参数，最终实现基于热特征图谱表征材料内部结构特征的可视化检测。

2.2 BP神经网络

反向传播（Back Propagation, BP）神经网络是一种

通讯作者：任昊天，aym3629@126.com，朱新宇，xyzhu@cafuc.edu.cn

基金项目：中央高校基本科研业务费资助项目（通用飞机复合材料红外热波无损检测关键技术及应用研究，ZJ2023-012）

基于误差反向传播算法训练的多层前馈神经网络，具有非线性映射能力强、会自学习与自适应等优点，广泛应用于函数逼近、模式识别等监督学习任务。其核心思想是通过优化算法调整网络参数，以最小化网络输出与真实值之间的误差。BP神经网络通常由输入层、隐层和输出层以全连接的方式构成。输入层接收外部输入的特征参数，节点数等于特征的种类数。隐层提取数据的高阶特征，层数与节点数需根据任务调整。输出层输出预测结果，节点数等于待预测变量的种类数。

本研究利用BP神经网络识别缺陷的尺寸和深度，网络的训练过程是一个非线性数值优化过程。Levenberg-Marquardt (LM) 算法是一种结合梯度下降法和高斯-牛顿法的二阶优化算法，通过动态调整阻尼因子平衡梯度下降法的稳定性和高斯-牛顿法的收敛速度。该算法通过阻尼因子动态调整参数更新方向，能有效抑制参数振荡，保持数值稳定性，同时具有较高的收敛速度，适合需要高精度拟合的问题。对初始值的敏感度较低，能够处理多种类型的非线性问题，适用于中小规模神经网络的快速训练。LM算法提升了BP神经网络的训练效率和稳定性，进一步增强了网络在处理复杂非线性映射关系方面的能力，经过该算法训练的BP神经网络在缺陷尺寸和深度的识别方面有望获得较高精度。

3 有限元仿真与特征提取

有限元法作为强大的数值计算方法，在科学研究和工程设计中具有显著优势。本研究利用ANSYS软件对GFRP缺陷的红外检测过程进行有限元仿真，以提取表征温度变化和分布的特征参数建立BP神经网络的数据集。

3.1 模型构建与参数设置

构建了 $200 \times 200 \times 6 \text{ mm}^3$ 的GFRP试件模型，在厚度方向设置圆柱形缺陷阵列：直径为2-20mm，深度为0.5-5.0mm，厚度恒定0.5mm。GFRP基体密度为 1857 kg/m^3 ，比热容为 $1069 \text{ J/(kg} \cdot ^\circ\text{C)}$ ，导热系数为 $0.4628 \text{ W/(m} \cdot ^\circ\text{C)}$ ，空气缺陷密度为 1.1614 kg/m^3 ，比热容为 $1007 \text{ J/(kg} \cdot ^\circ\text{C)}$ ，导热系数为 $0.026 \text{ W/(m} \cdot ^\circ\text{C)}$ 。

基于有限元建模方法学，采用自适应网格剖分策略对几何模型进行离散化处理（图1）。为提高求解精度，通过定义全局-局部双重控制参数，实现网格密度的梯度分布：基体区域选用10节点四面体单元，缺陷区域采用20节点六面体单元，并基于缺陷直径实施局部加密参数设置。最终生成的有限元模型共包含200193个节点与103714个单元。

基于热传导控制方程的非稳态传热分析框架，对有限元模型进行初始和边界条件配置。首先定义初始温度场：设定全域初始温度为 $T_0 = 20^\circ\text{C}$ 。随后施加复合边界

约束：（1）依据牛顿冷却定律，于全域外表面施加第三类热边界条件（Robin边界），环境温度 $T_\infty = 20^\circ\text{C}$ ，对流换热系数 $h_{\text{conv}} = 10 \text{ W/(m}^2 \cdot ^\circ\text{C)}$ ，模拟试件与环境进行的热交换过程；（2）在上表面（ $z = 0 \text{ mm}$ ）施加瞬态热流激励载荷，其热流密度 $q = 3 \times 10^5 \text{ W/m}^2$ ，脉宽 $\Delta t = 0.1 \text{ s}$ ，模拟高能闪光灯脉冲加热过程。求解参数设置方面，采用显式时间积分算法进行瞬态热传导模拟，总仿真时长 $t_{\text{total}} = 500 \text{ s}$ ，启用自适应时间步长控制。

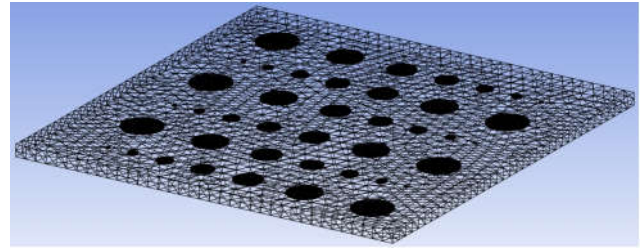


图1 有限元模型

3.2 仿真结果与特征提取

瞬态热传导响应分析显示温度场演化呈现典型三阶段特征：（1）早期阶段（ $t < 20 \text{ s}$ ）：热扩散以一维传导为主，热量仅传播至浅层缺陷界面，导致基体-缺陷界面产生显著热反射效应。0.5mm深度缺陷的热异常区（Thermal Anomaly Region, TAR）在1.8s完全显现；（2）中期阶段（20-50s）：三维热扩散主导，TAR按缺陷由浅及深顺序显现且出现不同程度的扩大，2mm缺陷因横向热扩散导致TAR模糊；（3）后期阶段（ $t > 50 \text{ s}$ ）：系统趋向热平衡，小尺寸缺陷TAR逐渐消失，浅层缺陷出现温度反转现象。

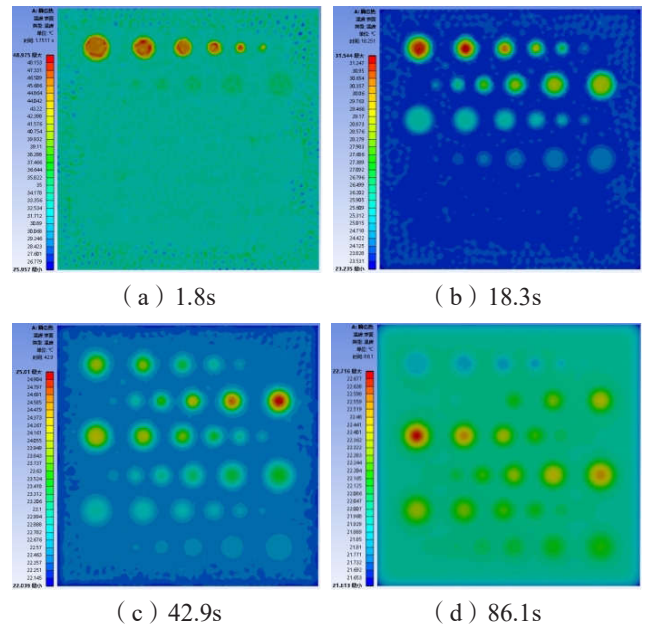
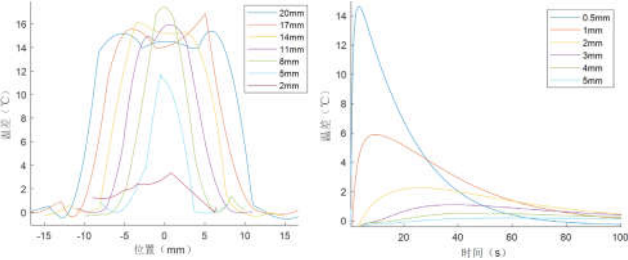


图2 试件上表面温度场演化过程

以上结果表明缺陷几何参数与温度场演化呈现显著关联性：缺陷直径主要影响TAR的空间扩展特性，而缺陷深度主导TAR的时间衰减规律。据此，构建了两类特征提取函数：（1）空域特征提取函数 $\Delta T(x) = T(x) - T_{ref}$ ，其中 $\Delta T(x)$ 为TAR在x方向的温度对比度， $T(x)$ 为TAR在x方向的温度， T_{ref} 为非缺陷区温度；（2）时域特征提取函数 $\Delta T(t) = T_{center}(t) - T_{ref}(t)$ ，其中 $\Delta T(t)$ 为TAR中点温度对比度， $T_{center}(t)$ 为TAR中点温度， $T_{ref}(t)$ 为非缺陷区温度。利用上述特征提取函数获得了图3所示的温度对比度特征曲线。图3（a）所示为 $z = 0.5\text{mm}$ 不同直径缺陷的TAR横向温度对比度分布曲线，可见缺陷直径越大曲线总体越宽，所有曲线均出现中间高两边低的趋势。图3（b）所示为 $d = 20\text{mm}$ 不同深度缺陷TAR的中点温度对比度演化曲线，可见缺陷深度越小曲线的峰值越大且衰减更快，验证了热波反射强度随缺陷趋近表面而增强的物理机制。



（a）温度对比度分布曲线 （b）温度对比度演化曲线

图3 温度对比度特征曲线

表2 不同深度缺陷中点温度对比度演化曲线的特征参数

深度/mm	峰值时间/s	峰值/℃	拐点时间/s	拐点值/℃	拐点斜率/℃/s	可测时间/s
0.5	3.25	14.651	7.25	12.873	-0.585	74.3
1	9.55	5.900	27.4	4.317	-0.115	117.5
2	25.9	2.270	50.0	1.692	-0.0338	185.6
3	38.1	1.111	61.4	0.873	-0.0144	281.8
4	46.9	0.536	69.3	0.438	-0.00596	401.1
5	57.3	0.209	89.0	0.175	-0.00143	397.5

4 双通道 BP 神经网络设计与验证

针对缺陷参数与温度特征间的非线性映射问题，开发了双通道BP神经网络架构，通过其强大的非线性映射能力实现缺陷参数的高精度识别。

4.1 网络设计与训练

因为表征缺陷的直径和深度所需的特征不同，所以开发了双通道BP神经网络架构：直径识别网络（D-Net）和深度识别网络（Z-Net）。

D-Net输入层节点数为4，对应表1中4个空域特征参数；输出层节点数为1，输出缺陷直径估计值，节点数范围由式（9）确定。隐层采用双曲正切函数（tanh）以增

强非线性映射能力，输出层采用线性函数（purelin）保障回归连续性。目标函数定义为均方误差，训练算法选用LM算法。Z-Net输入层节点数为6，对应表2中6个时域特征参数；输出层节点数为1，输出缺陷深度估计值。隐层配置与D-Net保持对称，确保双通道参数一致性。通用逼近定理指出，单隐层前馈神经网络能以任意精度逼近任何连续函数，因此双网络均为单隐层网络。隐层节点数范围的确定方法如下^[10]： $n^{(2)} = \sqrt{n^{(1)} + n^{(3)}} + a$ ，其中 $n^{(2)}$ 为隐层节点数， $n^{(1)}$ 为输入层节点数， $n^{(3)}$ 为输出层节点数，a为常数且 $a \in [1, 10]$ 。经计算，双网络隐层节点数范围为4~12，为选择最合适的节点数及避免局部最优，每个候

表1 不同直径缺陷横向温度对比度分布曲线的特征参数

直径/mm	半峰全宽/mm	TAR长度/mm	平均温差/℃	拐点斜率/℃/mm
20	18.9	24.6	12.080	4.933
17	14.8	22.8	10.942	4.610
14	12.7	19.3	12.072	3.834
11	9.3	17.3	9.735	4.673
8	5.9	13.1	9.294	4.830
5	4.4	10.1	6.374	5.100
2	7.0	12.4	1.835	0.633

表2为 $d = 20\text{mm}$ 不同深度缺陷温度对比度演化曲线的特征参数，这些特征参数包括：峰值时间、峰值、拐点时间、拐点值、拐点斜率（上述3个特征来自下降沿拐点）以及可测时间（温度对比度衰减至 0.01°C 的时间）。结果表明，各时域特征参数与缺陷深度间存在强相关性，缺陷深度主导TAR的时间演化特性。

选隐层节点数进行20次蒙特卡洛训练实验,取测试集平均MSE作为评价指标,结果如表3所示。结果表明:隐层节点数为4时双网络的测试性能最好,所以最终隐层节点数为4。双网络性能均在迭代前期实现快速收敛,在迭代后期趋于稳定,表明网络精准表达了特征参数与缺陷参数的非线性映射关系。

表3 不同隐层节点数双网络的测试性能

隐层节点数	D-Net均方误差	Z-Net均方误差
4	2.041	0.094
5	3.231	0.156
6	4.017	0.179
7	3.001	0.240
8	4.473	0.200
9	3.387	0.293
10	5.975	0.201
11	3.465	0.219
12	5.571	0.203

4.2 网络测试与结果分析

训练完成后需测试网络性能,以确保网络学习到了训练集中数据的合理规律,同时受噪声的影响较小。表4显示,D-Net的预测值与真实值具有强线性相关性,平均绝对误差为0.332mm,平均相对误差为2.52%,最大偏差为0.622mm,无系统性偏差。表5显示,Z-Net的预测值与真实值也具有强线性相关性,平均绝对误差为0.082mm,平均相对误差为3.76%,最大偏差为0.133mm,无系统性偏差。说明网络能较好地特征参数映射为缺陷参数。

表4 D-Net测试结果

实际直径/mm	预测直径/mm	绝对误差/mm	相对误差/%
20	19.680	0.320	1.60
11	11.277	-0.277	-2.52
17	16.378	0.622	3.66
8	8.308	-0.308	-3.86
5	5.011	-0.011	-0.21
14	13.545	0.455	3.25

表5 Z-Net测试结果

实际深度/mm	预测深度/mm	绝对误差/mm	相对误差/%
0.5	0.543	-0.043	-8.53
2	2.133	-0.133	-6.65
3	2.989	0.011	0.36
4	3.875	0.125	3.12
4	3.942	0.058	1.45
5	5.122	-0.122	-2.45

研究结果证实,双通道BP神经网络成功学习到了特征参数与缺陷参数间的非线性映射规律,具有优异的泛化性能,能根据特征参数高精度预测出缺陷参数,为复合材料内部缺陷的智能定量评估提供了新方法。

5 结论

本研究通过构建三维有限元模型进行瞬态热传导数值仿真,系统揭示了GFRP内部缺陷的红外热成像检测机理,分析了缺陷参数与热响应特征的关联规律,开发了基于LM算法的双通道BP神经网络架构,利用特征参数精确反演出了缺陷参数。结果表明缺陷直径主导TAR的空间分布特性,缺陷深度主导TAR的时间演化特性。D-Net模块的直径识别平均绝对误差为0.332mm,平均相对误差为2.52%,Z-Net模块的深度识别平均绝对误差为0.082mm,平均相对误差为3.76%。本研究成果为复合材料缺陷的智能定量检测提供了新方法。

参考文献

[1]金玉环,朱凤霞,封建欣.基于太赫兹技术的复合材料无损检测研究综述[J].太赫兹科学与电子信息学报,2023,21(11):1295-1305.

[2]刘文婷,杨建青,陆燕燕,等.应用于复合材料诊断的声发射检测技术综述[J].绝缘材料,2024,57(06):9-16.

[3]郭占玲,沈斌,赵志钢,等.空气耦合超声检测复合材料研究综述[J].应用声学,2024,43(01):223-236.

[4]杨玉娥,张文习.碳纤维复合材料的无损检测综述[J].济南大学学报(自然科学版),2015,29(06):471-476.

[5]江海军,马兆庆,王俊虎,等.红外无损检测缺陷尺寸测量方法研究[J].红外技术,2024,46(01):107-116.

[6]郑凯,江海军,陈力.红外热波无损检测技术的研究现状与进展[J].红外技术,2018,40(05):401-411.

[7]钟佳岑,徐浩军,魏小龙,等.GFRP层压板脱黏缺陷的红外脉冲热波成像检测[J].空军工程大学学报(自然科学版),2021,22(04):47-54.

[8]闫旭帅,李伟仙,吴思进.基于数字剪切散斑干涉与红外热成像的复合缺陷检测[J].激光与光电子学进展,2024,61(24):115-120.

[9]丁超,金珂,王少鑫,等.复合材料红外热波检测图像处理及投影标注技术[J].液晶与显示,2021,36(11):1545-1553.

[10]王嵘冰,徐红艳,李波,等.BP神经网络隐含层节点数确定方法研究[J].计算机技术与发展,2018,28(04):31-35.