

深度学习驱动的碳纤维管壁缺陷 镜面红外检测无损定量评估方法

杨阳^{1,2,3}, 陈洪恩^{1,2,3}, 刘博凡^{1,2,3}, 仝宗飞^{1,2,3}, 裴翠祥^{1,2,3}, 陈振茂^{1,2,3}

(1. 西安交通大学陕西省无损检测与结构完整性评价工程技术研究中心, 710049, 西安;

2. 西安交通大学复杂服役环境重大装备结构强度与寿命全国重点实验室, 710049, 西安;

3. 西安交通大学航天航空学院, 710049, 西安)

摘要: 针对大型可展开天线碳纤维复合材料管壁缺陷传统检测方法存在检测距离近、效率低、智能化不足的问题,提出了一种基于图像处理和深度学习算法的碳纤维管脱粘缺陷镜面激光红外检测智能化定量评估方法。首先,基于 Otsu 算法进行检测区域自动识别提取,并对提取后的图像序列进行主成分分析,有效抑制噪声干扰并提升缺陷特征的对比如度。其次,提出了一种基于深度学习算法的缺陷智能化识别和分割算法,通过决策级融合策略实现缺陷区域的精准快速识别,并基于区域约束分割策略和逻辑或聚合算法实现缺陷形状的准确分割。最后,通过缺陷矫正与三维还原算法,实现了缺陷的三维可视化重构。对含内部脱粘缺陷的碳纤维管试件进行检测,结果表明:采用所提方法得到的缺陷定量评估结果与 CT 扫描结果高度一致,各个缺陷识别面积的最大误差为 7.7%,平均误差为 5.1%,均在工程误差允许范围内,验证了所提方法的准确性和有效性。该研究为可展开天线碳纤维管的远距离、高效和智能化无损定量评估提供了一定的指导意义。

关键词: 激光红外检测;碳纤维复合材料管;脱粘缺陷;深度学习;图像处理

中图分类号: TP274 **文献标志码:** A

DOI: 10.7652/xjtuxb202606008 **文章编号:** 0253-987X(2026)06-0097-13

Intelligent Quantitative Non-Destructive Evaluation Method for Delamination of Carbon Fiber Composite Tube with Mirror-Reflection Infrared Thermography

YANG Yang^{1,2,3}, CHEN Hongen^{1,2,3}, LIU Bofan^{1,2,3}, TONG Zongfei^{1,2,3},
PEI Cuixiang^{1,2,3}, CHEN Zhenmao^{1,2,3}

(1. Shaanxi Engineering Research Center of Nondestructive Testing and Structural Integrity Evaluation, Xi'an Jiaotong

University, Xi'an 710049, China; 2. State Key Laboratory for Strength and Vibration of Mechanical Structures,

Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China; 3. School of Aerospace Engineering,

Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To address the challenges facing conventional detection methods for delamination of carbon fiber composite tubes of large deployable antennas, namely, short detection range, low efficiency, and insufficient intelligence, an intelligent quantitative evaluation method for delamination of carbon fiber composite tubes with mirror-reflection infrared thermography based on image processing and deep

收稿日期: 2025-09-03。 作者简介: 杨阳(1997—),男,博士生;仝宗飞(通信作者),男,助理教授。 基金项目: 国家自然科学基金资助项目(52477015,12402226)。

网络出版时间: 2025-10-29

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1069.T.20251028.1459.002>

learning algorithms was proposed. First, the detection region was automatically identified and extracted using the Otsu algorithm, and the extracted image sequences were processed by principal component analysis to effectively suppress noise and enhance defect feature contrast. Second, a deep learning-based defect recognition and segmentation algorithm was proposed; defect regions were identified accurately and rapidly through a decision-level fusion strategy, and defect shapes were precisely segmented using a region-constrained segmentation strategy combined with a logical or aggregation algorithm. Finally, defect correction and 3D reconstruction algorithms were applied to achieve 3D visualization of the defects. Carbon fiber composite tube specimens with internal delamination were tested. The results indicated that the quantitative evaluations for defects obtained by the proposed method were in good agreement with computed tomography (CT) results: the maximum error in the identified area of each defect was 7.7% and the mean error was 5.1%, both within allowable engineering tolerances, thereby validating the accuracy and effectiveness of that method. The study is expected to provide guidance for long-range, efficient, and intelligent quantitative non-destructive evaluation of deployable antenna carbon fiber composite tubes.

Keywords: laser infrared thermography; carbon fiber composite tube; delamination defect; deep learning; image processing

近年,可展开天线在深空通信、卫星遥感和高速信息传输等领域发挥着重要作用。随着航天技术的快速发展,为满足微弱信号捕获、大容量数据传输和高分辨率遥感成像等需求,航天器对天线结构的口径、精度和轻量化提出了更高要求。碳纤维增强复合材料(CFRP)凭借其轻质、高比强度、优异的抗疲劳特性和出色的耐腐蚀性能,越来越多地运用于天线桁架的核心管件^[1-2]。然而,碳纤维管件在制造、装配和测试过程中,可能会因工艺缺陷或外部载荷而产生脱粘等损伤,导致其力学性能显著退化^[3-4]。这些缺陷若不能在发射前被及时检测到,则很可能导致天线在在轨展开或服役过程中失效甚至引起严重事故^[5-6]。因此,为确保航天器在轨可靠运行,对碳纤维桁架管件进行高精度、高效率的地面无损检测(NDT)至关重要。

目前,传统的无损检测方法,如超声检测^[7-8]、涡流检测^[9-10]和射线检测^[11-12],已被应用于 CFRP 部件的无损检测。然而,由于对完成组装的天线桁架的全部碳纤维管需要进行原位快速无损检测,上述传统无损检测方法尚不能很好地满足要求。激光红外热成像是一种新兴的无损检测方法,其使用激光作为热源对被测物体表面进行加热^[13-14]。由于激光具有准直传输、能量集中的特点,因此与常规无损检测方法相比,激光红外检测技术具有远距离、非接触和高检测效率的优点^[15-16]。Keo 等采用脉冲激光热成像技术对 CFRP 层合板和混凝土板之间的脱

粘缺陷进行无损检测,并通过热对比度处理算法增强了缺陷识别的效果^[17]。此外,该课题组在传统脉冲激光热成像系统基础上,结合快速傅里叶变换(FFT)频域分析方法,构建了一套脉冲相位激光热成像系统,通过提取相位图像,显著提升了 CFRP 层合板内脱粘缺陷的检测能力^[18]。Semerok 等采用锁相激光热成像技术对钨层和 CFRP 层合板之间的接触热导进行无损评估,通过测量相位偏移,证实了该方法可对样品不同区域的层间/基底热接触状况进行定量评价^[19]。Liu 等采用锁相激光热成像技术,对含人工平底孔的 CFRP 层合板试样进行检测,并引入相位决策阈值标准区分缺陷区域与正常区域^[20]。Gong 等提出基于锁相激光热成像的逆问题求解方法,通过有限元模拟和实验获得的相位数据,评估了 CFRP 层合板中亚表面缺陷的尺寸^[21]。上述研究均通过激光红外热成像技术对 CFRP 层合板中的脱粘缺陷进行了无损定量评估,但由于对管道的全面检测需要进行周向扫查,因此这些方法无法实现对碳纤维管的有效检测。为此,课题组提出了基于镜面反射和匀化激光加热的碳纤维管镜面红外热成像无损检测方法,实现了管道正面和反面的 360°全面高效检测,但检测图像相对复杂,尚缺乏有效的图像处理、缺陷抽取和自动识别定量方法。

由于红外图像序列包含丰富的时频域特征,因此图像处理技术对缺陷的快速定量评估至关重要^[22-23]。Shepard 等提出了热信号重建技术,基于

数据拟合方法对温度图像序列进行处理,得到温度与时间的关系,有效降低了图像序列中的噪声^[24]。Maldague 等提出了红外检测中的相位分析法,借助傅里叶变换提取激励中不同频谱成分的幅值和相位特征,并基于热激励频率和透射深度的关系,采用不同频率对应的幅值图、相位图来获取不同深度的缺陷信息,提升了检测结果的抗噪声能力^[25]。Rajic 将主成分分析(PCA)方法用于红外图像特征^[26],通过提取热序列图中的主要特征分量,一方面降低了噪声的影响,另一方面更能反映缺陷导致的温度信号在空间和时间上的变化,提升了检测效果。上述传统红外热成像图像处理办法,能在降噪的同时有效增强红外图像序列的空间或时域特征,但在图像处理过程中往往需要人工干预和先验知识,无法达到智能化无损评估的目的。

在红外无损检测智能化缺陷识别和分割方面,Luo 等基于 U-Net、SegNet 和全卷积神经网络(FCN),对复合材料中的缺陷进行了有效分割,结果显示:采用视觉几何组(VGG)特征提取的 U-Net 具有更高的分割精度^[27]。Wu 等使用 U-Net 对复合材料中的圆形人工填充区域进行分割,其平均精度达到 94%^[28]。Wei 等基于 U-Net 对曲面复合材料中的冲击缺陷进行了分割^[29]。Ruan 等提出采用基于生成对抗网络(GAN)的缺陷检测网络(DefectNet)来增加训练样本和提高分割精度^[30]。Ali 等基于注意力的生成对抗网络(AGAN)生成一系列训练数据,以训练所提出的内部损伤分割网络(IDSNet),提升了缺陷分割准确率^[31]。Cheng 等提出一种红外热成像(IRT)-GAN 网络,对纤维增强复合材料中的各种类型缺陷进行缺陷分割^[32]。近期,Kang 等提出了一种基于热感知引导的机器人传感反馈控制自适应缺陷检测方法,可对不规则对象的缺陷进行智能分割^[33]。此外,Wu 等提出了一种基于 KernelGAN 的缺陷超分辨率检测算法,提高了红外图像的超分辨率重建质量和缺陷识别检测率^[34]。上述这些深度学习算法极大提高了红外无损检测技术的智能化水平,但针对管壁缺陷识别仍有待进一步改进,其缺陷分割效率也有待进一步提高。

针对前期存在的碳纤维管镜面红外热成像无损检测图像的智能化处理和缺陷识别问题,本文首先提出了一种基于深度学习算法的缺陷智能化识别和分割算法,通过决策级融合策略实现了缺陷区域的精准快速识别,并基于区域约束分割策略提高了缺陷区域的分割效率。然后,针对实际碳纤维管桁架

结构检测,提出了碳纤维管镜面红外热成像无损检测的缺陷矫正和三维还原算法,进一步提高了缺陷定量的精度。最后,将激光镜面红外检测方法的分析结果与碳纤维管试件实际 CT 检测结果进行对比,验证了所提方法的有效性。

1 基于激光红外的镜面红外无损检测方法

1.1 镜面红外热成像检测原理

首先,简要介绍课题组在前期提出的碳纤维管镜面红外热成像无损检测方法,作为后续红外热像自动信号处理分析的基础。对于管试件的传统红外检测,由于一次只能照射加热部分正面管面,而要实现管道的完整检测,需要在不同位置重复 3 次以上的加热检测,所以对大型天线桁架而言,存在因管件众多导致的检测效率过低问题。此外,由于单次加热时管边缘处接收的热量少,表面温度不均匀,导致缺陷检出精度受限。本文提出的镜面红外检测方法,是通过添加反射镜面来增大检测范围,其检测系统如图 1 所示,包括激光器、激光束整形镜头组、红外热像仪、上下反射镜面以及图像采集和处理系统。镜面红外检测的基本过程和原理为:激光器发出激光束,通过整形镜头组将激光束转换为均匀激光热源,照射至被测对象的正面和反射镜面上;反射镜面将均匀激光热源反射至被测对象背光部分进行加热,同时反射被测物体发射的红外线;通过红外热像仪采集被测对象正面部分和背光部分发射的红外信息,传输至图像采集和处理系统,得到被测对象表面温度图像,进而分析温度图像实现对被测对象的缺陷检测与识别。镜面红外检测方法能够通过一次照射加热实现对管试件表面的全方位检测,大大提升了检测效率。此外,由于边缘处受到激光器发出激光和通过反射镜面反射激光的同时加热,导致接收热量增加,减少了管件曲率带来的表面温度不均匀性。

1.2 激光均匀化方法

在 CFRP 激光红外检测的过程中,激光光斑的均匀性会直接影响缺陷的检测精度。因此,本文采用课题组提出的激光光束整形匀化技术^[35],以减少温度不均匀对管件检测带来的影响。如图 2 所示,激光点阵光束匀化技术结合实验设计(DOE)衍射光束元件和透镜,实现了激光光束的整形和匀化。光束匀化镜头由可调节镜筒、准直镜头、给定焦距的平凹透镜和衍射分束镜组成。能量分布不均匀(通

常为近高斯分布)且发散角较大的入射激光束首先由准直透镜调节成平行光束,然后由平凹透镜发散至一定角度以满足匀化条件,最后由分离角为 θ 的分束镜将其分割为 $n \times n$ 个具有同样发散角和能量分布形式的子光束。这些子光束照射在待检试件表面,形成等距和等直径的阵列子光斑,在待检试件表

面错位叠加即可形成能量分布相对均匀的平顶光斑。采用 15×15 个子光束错位叠加产生输出匀化激光,设置相邻子光束间的距离与各子光束的直径之比为 $1/5$ 。图3给出了不均匀激光光斑经匀化处理后输出到试件平面的光强分布。从中可见,经匀化处理后的激光激励区域强度基本一致。

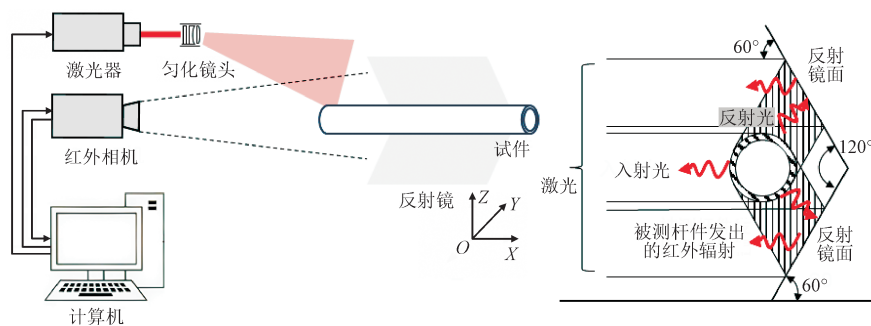


图1 镜面红外热成像系统示意图

Fig. 1 Schematic diagram of the mirror-reflection infrared thermography system

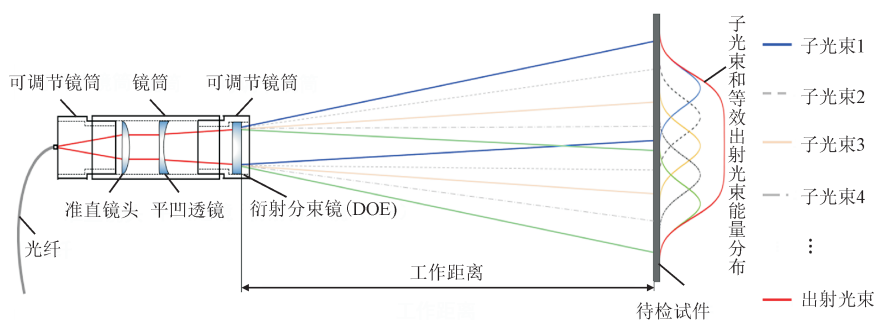


图2 匀化镜头的基本结构和原理示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the basic structure and principle of the homogenizing lens

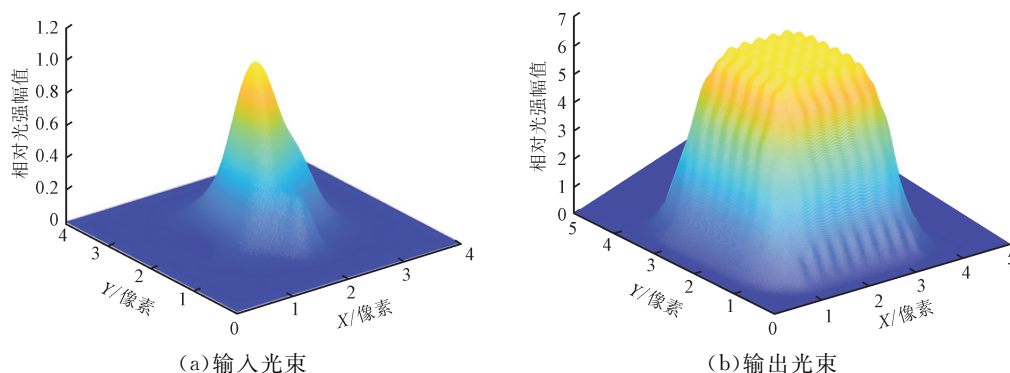


图3 光束能量分布对比

Fig. 3 Comparison of beam energy distribution

2 碳纤维管内部脱粘缺陷智能化无损评估方法

碳纤维管件内部脱粘缺陷红外图像智能化无损评估方法的流程如图4所示。首先,基于镜面红外

检测方法对试件进行全方位激励和检测,并采集管件3个角度的系列热成像图像。其次,对管件加热区域进行自动识别,基于边缘提取算法和霍夫变换获得管件的倾角并进行旋转矫正,将3个角度的检测结果进行翻转拼接。接着,对提取处理

后的图像序列进行 PCA 处理,实现图像序列的降噪和特征增强。然后,将得到的前 4 阶主成分图像输入训练好的神经网络,实现缺陷位置的智能

识别和缺陷形状的智能分割。最后,将得到的分割结果进行形状矫正并将其还原在三维管面,获取最终检测结果。

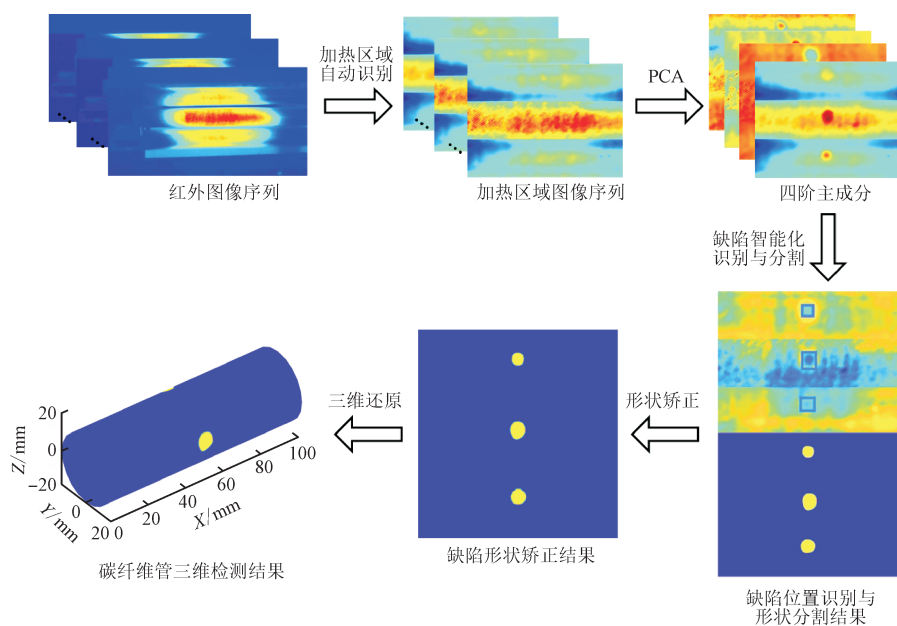


图 4 碳纤维管脱粘缺陷红外图像的智能化无损评估方法

Fig. 4 Intelligent non-destructive evaluation method for infrared images of debonding defects in carbon fiber tubes

2.1 激光加热区域的自动识别

采用镜面红外热成像检测方法采集的红外图像,包含了 3 个角度加热面的结果。由于采集距离较远,其加热区域占比较小,再加上相机角度和镜面放置不平等因素,检测得到的管面热像存在一定倾

斜,影响后续分析的准确性。为方便后续处理和管面检测结果的三维重建,需将 3 个角度的加热区域进行自动识别和提取。为此,本文提出了基于 Otsu 阈值分割、Canny-Hough 边缘检测与几何校正的图像处理方法,其处理流程如图 5 所示。

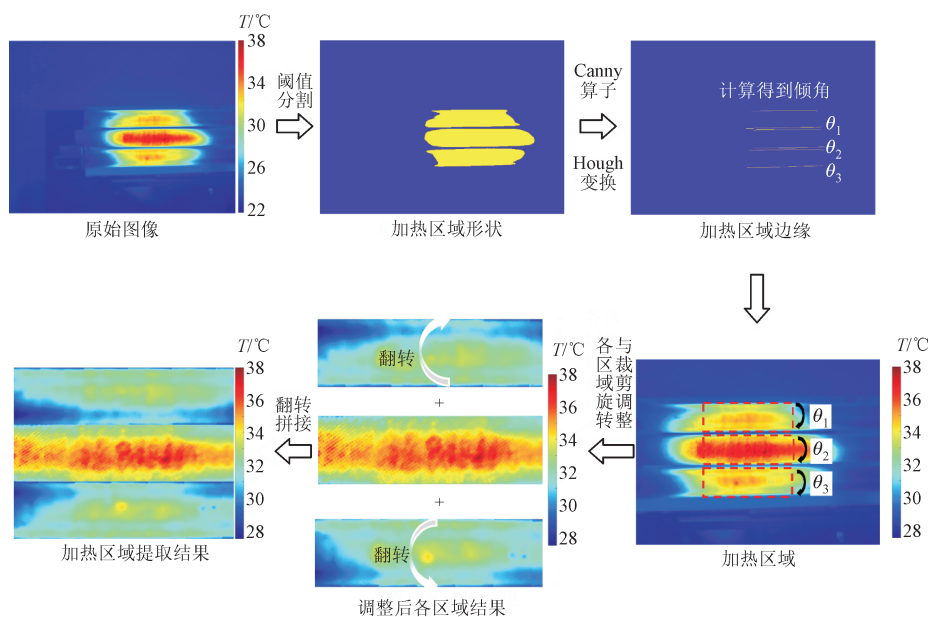


图 5 基于 Otsu 算法的加热区域自动识别

Fig. 5 Automatic identification of heated areas based on Otsu algorithm

首先,选取温度分布达到峰值时刻的热图像作为原始数据,采用 Otsu 算法进行阈值分割,得到加热区域的形状。然后,采用 Canny 算子和 Hough 变换提取加热区域的上、下边界,采用最小二乘法计算 3 个加热区域边界的倾斜角 $\theta_1, \theta_2, \theta_3$, 实现管面温度图像的旋转矫正,并基于实际扫查长度对加热区域进行截取。最后,将调整后 3 个角度的温度图像进行翻转,并拼接为加热区域的识别提取结果。通过上述处理,检测图像中 3 个角度的加热结果能够得到有效提取,减小了后续分析处理的数据量,并有助于还原最终的三维管状检测结果。

2.2 基于 PCA 方法的热像信号去噪和特征增强

在无损检测信号处理中,PCA 方法得到了广泛的应用。其通过线性变换对原始数据进行降维,是一种有效的热成像图像特征提取方法。PCA 方法将原始热成像数据转换成新的不相关变量,即所谓的主成分。这些主成分构成了各自向量空间的基础,并按方差递减的顺序排列。在进行 PCA 处理前,一个重要的预处理步骤是将三维热成像数据矩阵转换为二维展开矩阵 $\mathbf{X}$,即将每一帧大小为 $n_x \times n_y$ (x, y 分别表示行和列) 的红外图像矩阵展开为长度为 $n_x n_y$ 的列向量 $\mathbf{x}_i$ ($i = 1, 2, \dots, n$), 其中每个元素为原始图像对应像素点的温度。随后,对 n 帧图像对应的输入信号进行主成分分析,对输入二维矩阵 $\mathbf{X}$ 的协方差进行特征值分解。矩阵 $\mathbf{X}$ 的协方差可表示为

$$E(\mathbf{X}\mathbf{X}^T) = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T \quad (1)$$

式中: $E()$ 表示期望运算; $\mathbf{E}$ 为特征向量的正交矩阵; $\mathbf{D} = \text{diag}(\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n)$, $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_n$ 为矩

阵 $\mathbf{X}\mathbf{X}^T$ 的特征值。因此, $\mathbf{X}$ 的协方差为 $n \times n_x n_y$ 维矩阵, 表示为

$$E(\mathbf{X}\mathbf{X}^T) = \mathbf{E}\mathbf{D}\mathbf{E}^T = \mathbf{W}_{\text{PCA}}^{-1}(\mathbf{W}_{\text{PCA}}^{-1})^T \quad (2)$$

式中: $\mathbf{W}_{\text{PCA}} = (\mathbf{E}\mathbf{D}^{\frac{1}{2}})^{-1} = \mathbf{D}^{\frac{1}{2}}\mathbf{E}^T$ 为去相关矩阵。

主成分矩阵 $\mathbf{X}_{\text{PCA}}$ 的表达式可写为

$$\mathbf{X}_{\text{PCA}} = \mathbf{W}_{\text{PCA}}\mathbf{X} \quad (3)$$

由于前 3~5 阶主成分通常包含整个图像序列超过 95% 的方差^[27], 因此选取方差最高的前四阶主成分进行后续的缺陷定量评估。

2.3 基于深度学习的缺陷智能化识别与分割

通过 2.2 节中提到的降噪与特征增强, 前四阶主成分图像中包含了更明显的缺陷位置和形状等信息。为了实现缺陷位置的智能化识别, 采用快速区域卷积神经网络 (Faster R-CNN) 实现单张红外图像的缺陷位置识别, 在包含 10 500 张红外热成像后处理图像的虚拟数据集上进行预训练, 以保证缺陷识别的准确性和稳定性^[36]。由于前四阶主成分图像中包含重复的缺陷信息, 因此通过决策级融合策略对红外图像序列的预测结果进行融合, 其过程如图 6 所示。相较于传统的单一图像目标识别方法, 该决策级融合策略一方面可从多张红外后处理图像中获取更多的缺陷信息以避免漏检; 另一方面, 其非极大值抑制方法可避免缺陷的重复识别, 并过滤掉冗余结果。由于在非极大值抑制前, 决策级融合策略的预测结果较为冗余, 因此对预测准确度低于 99% 的目标检测框进行了过滤。在非极大值抑制算法中, 假设缺陷检测框之间不重叠, 设置检测框之间的交并比 (IoU) 为 0.025。

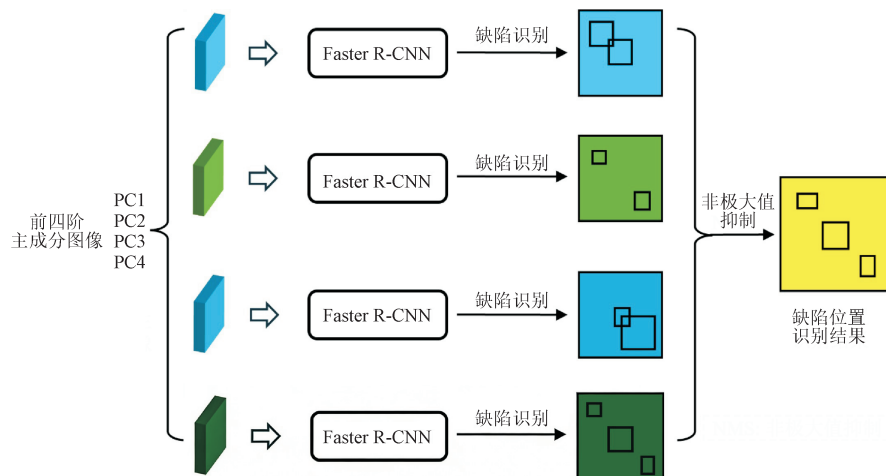


图 6 基于决策级融合策略的缺陷位置识别

Fig. 6 Defect location recognition based on decision-level fusion strategy

为了充分利用缺陷的位置信息,提出区域约束缺陷形状分割算法。该方法采用 Meta AI 开源的通用图像分割模型(SAM)^[37]作为图像分割的核心算法,将缺陷位置信息和前四阶主成分图像输入到 SAM 中,对每张主成分图像中含有缺陷的区域进行缺陷形状分割,如图 7 所示。

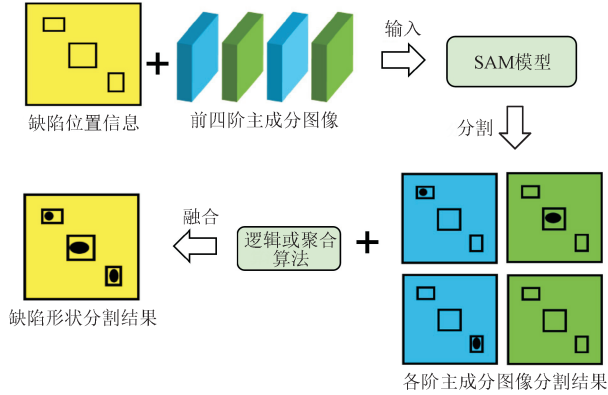


图 7 基于区域约束分割策略的缺陷形状分割

Fig. 7 Defect shape segmentation based on regional constraint segmentation strategy

相较于传统的实例分割算法,该区域约束算法进行图像分割的次数较少,可有效提升分割效率。采

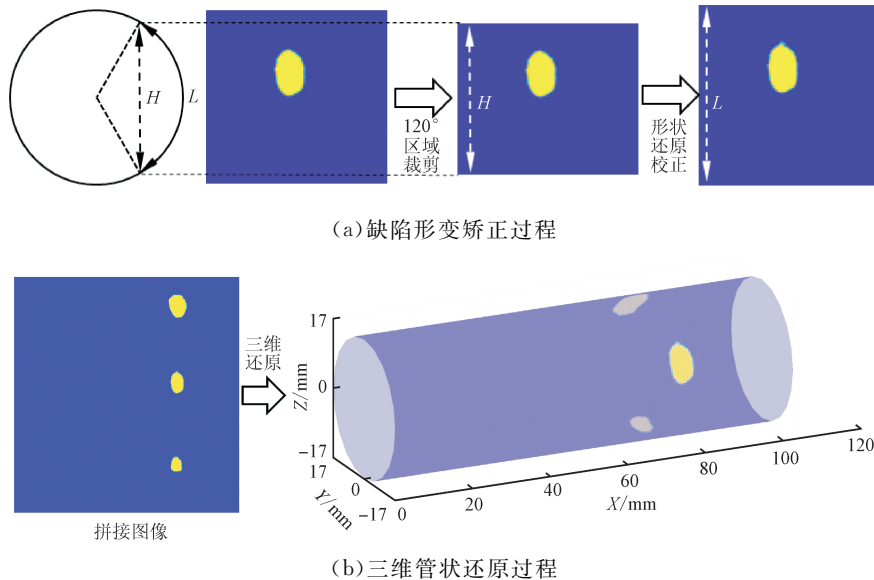
用逻辑或聚合算法对缺陷形状的分割结果进行融合,表示如下

$$\text{pred}(x, y) = \begin{cases} 0, & \sum_{n=1}^N \text{pred}_n(x, y) \leq 1 \\ 1, & \sum_{n=1}^N \text{pred}_n(x, y) > 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中: $\text{pred}(x, y)$ 为像素 (x, y) 的预测结果,其值等于 1 表示缺陷,等于 0 表示背景; N 为主成分图像数。

2.4 缺陷位置形状矫正与三维还原

在进行镜面红外检测时,由于管面曲率较大,3 个角度的检测图像在边缘区域会产生显著畸变,严重影响检测精度。因此,仅选取每个角度对应图像中心 120° 范围内的结果进行分析。红外相机所采集的图像实质上是三维曲面在二维平面的投影映射,根据每个像素点对应的角度,对分割得到的缺陷图像进行还原矫正,可得到实际曲面上对应的缺陷位置,流程如图 8(a)所示,其中 L 为矫正还原的曲面长度, H 为该曲面对应的投影长度。分别对 3 个角度的分割结果进行上述操作,将得到的结果拼接后,根据像素与实际尺寸的对应关系,将其映射到柱面,最终还原出如图 8(b)所示的三维管状形貌。



(a) 缺陷形变矫正过程

(b) 三维管状还原过程

图 8 缺陷形变矫正与三维还原算法

Fig. 8 Defect deformation correction and three-dimensional reconstruction algorithm

3 实验验证

3.1 镜面红外检测实验系统

本文所采用的镜面红外热成像实验系统如图 9 所示,由激光发生器、激光匀化镜头、红外热像仪、导轨、

红外反射镜和控制与采集系统组成。其中,红外热像仪和激光出光头搭载于导轨平台上,可随导轨的运动进行扫描。激光发生器的最大功率为 200 W。红外相机的分辨率为 $1\,064 \times 768$ 像素,温度灵敏度为 25 mK,采样率为 30 Hz。激光整形器由 15×15 个光斑的阵列

衍射光学元件和焦距为 200 mm 的平凹透镜组成,可将单个激光束转换成 100 mm×100 mm 的均匀激光束。

开展检测实验前,通过计算机的控制和采集系统设定检测参数。设置激光发生器的功率为 100 W,激励和冷却时间分别为 2.5、5.0 s,扫查步

进为 70 mm。通过移动导轨将初始激光激励中心与试件一端对齐后进行激光激励,并采集激励和冷却过程的红外图像。完成该扫查段的检测后,导轨自动移动对下一段进行激励与采集。重复上述过程即可完成对整个管件的扫查检测。

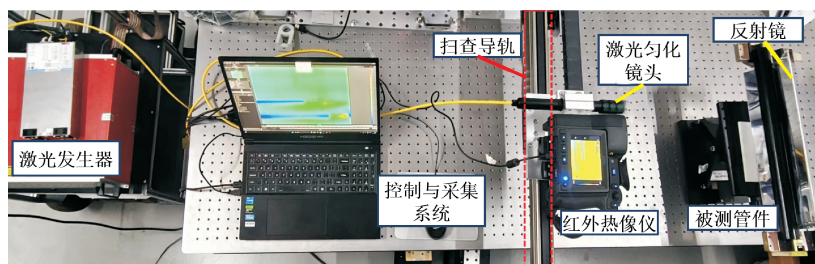


图 9 镜面红外热成像实验系统

Fig. 9 Mirror-reflection infrared thermography testing system

3.2 含人工缺陷碳纤维管试件制作

为验证所提方法的有效性,加工了两根含不同尺寸预埋缺陷的碳纤维管试件,设计缺陷的深度均为 1 mm,试件的壁厚为 2 mm。试件制备过程为:在模具上缠绕长度为 450 mm、内径为 30 mm、壁厚为 1 mm 的碳纤维管件;每隔 120°在其周向上钻取不同尺寸的通孔,并使用树脂填充材料对通孔进行填充;

将管件重新放回模具上再次进行碳纤维缠绕,使其壁厚达到设计值 2 mm,以模拟脱粘缺陷的加工。试件缺陷尺寸位置在周向上的分布展开图如图 10 所示,其中 #1~#12 为不同尺寸和形状的缺陷编号。图 11 展示了所制备碳纤维管试件的 CT 检测结果,计算机断层扫描三维图中缺陷位置尺寸验证了所加工管件的内部脱粘缺陷尺寸及位置与原始设计方案相一致。

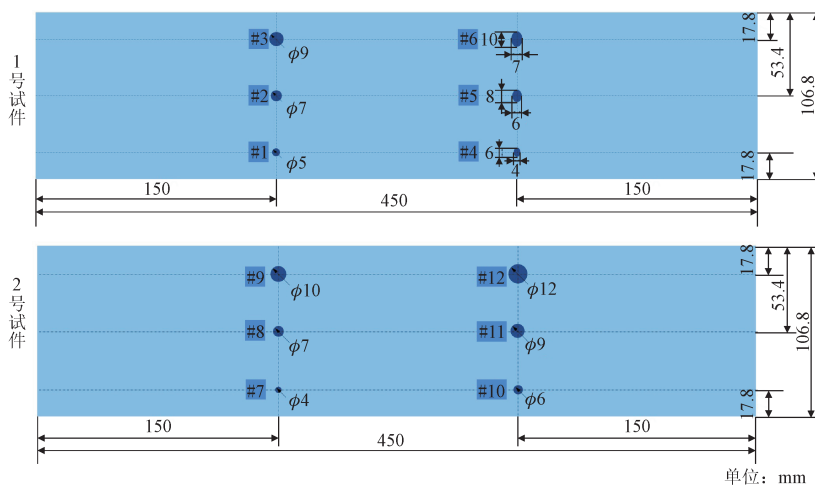


图 10 试件缺陷设计

Fig. 10 Design of specimen defects

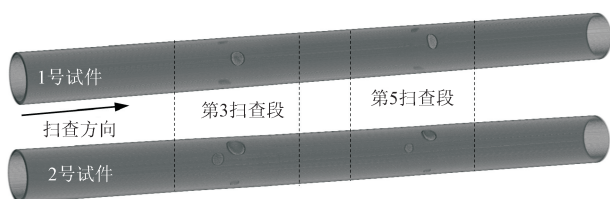


图 11 碳纤维试件的 CT 检测结果

Fig. 11 CT testing results of CFRP specimens

3.3 缺陷试件检测结果

3.3.1 激光加热区域提取与 PCA 结果

对每根碳纤维管件进行 7 次扫查,发现第 3、第 5 扫查段温度 T 的分布图像出现明显异常区域。提取其加热区域的热像结果如图 12 所示。由图可见,由于实验过程中激光加热的均匀性受到照射角、镜面状态、试件表面状态和环境噪声的影响,测量得到的原始温度分布图像噪声较大,缺陷热像对比度较低。

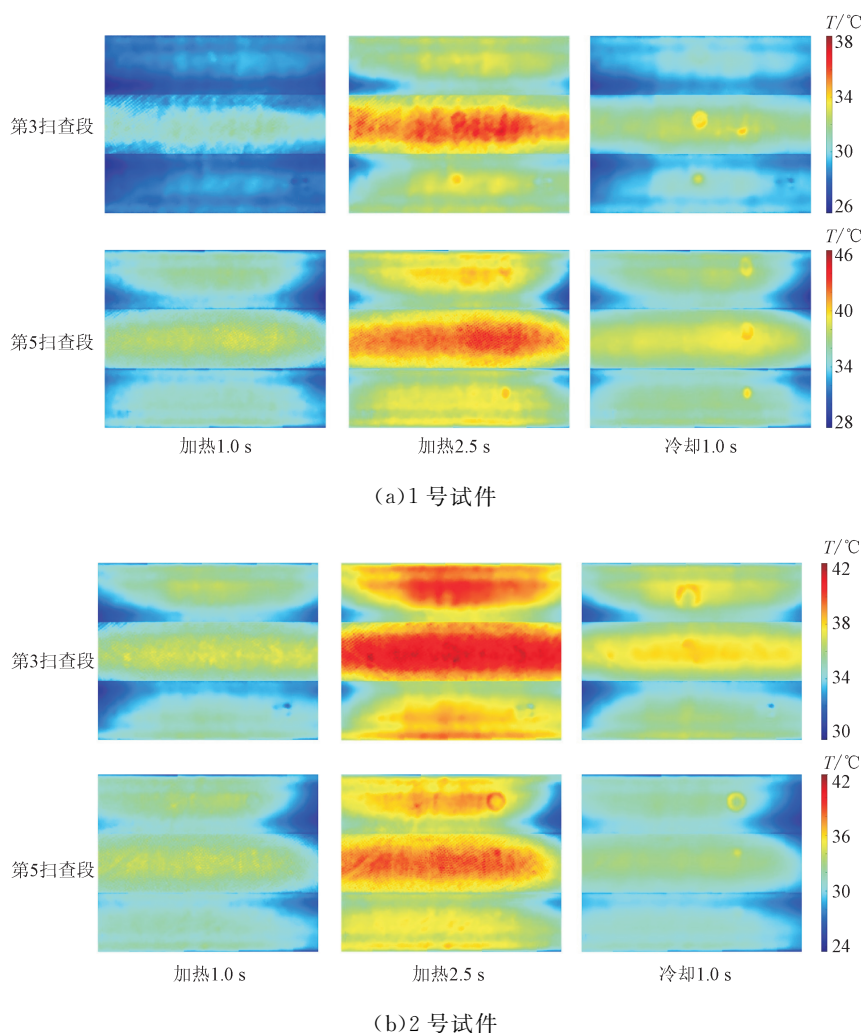
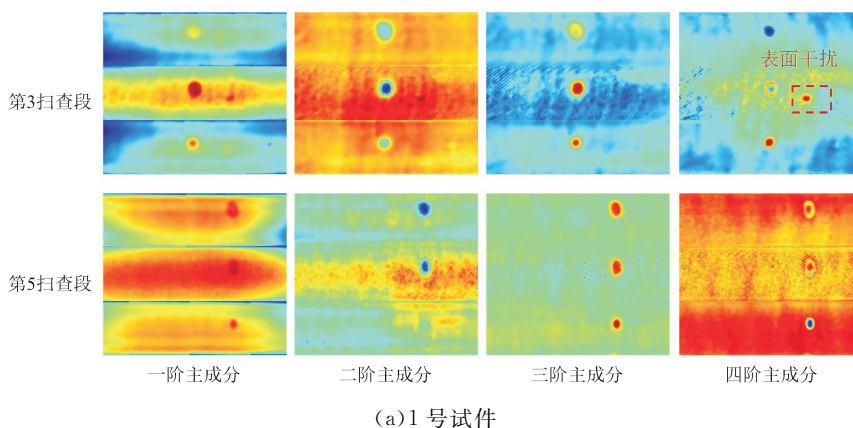


图 12 不同加热时刻试件含缺陷扫描段的温度分布

Fig. 12 Temperature distribution of defect detection sections of the specimen at different heating moments

对红外图像序列进行 PCA 处理以增强缺陷信息,得到前四阶主成分图像如图 13 所示,图中不同颜色无实际物理意义,仅表示缺陷区域与背景区域的对比度。相较于图 12 的分布结果,PCA 变换对红外图像序列的降噪和特征增强效果明显,缺陷区域的

信号对比度得到了显著增强。然而,在不同阶主成分图像上,各个缺陷的温度对比度不尽相同,且表面状态也会对缺陷成像效果有影响,如 1 号试件的第 3 扫描段第四阶主成分结果存在表面干扰,因此难以通过特定阶数的主成分图像实现缺陷的定量评估。



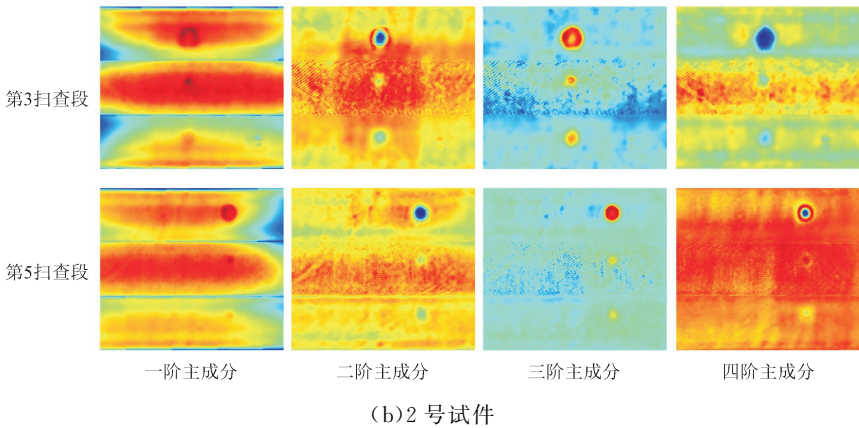


图 13 试件含缺陷扫查段的 PCA 处理结果
Fig. 13 PCA results of defect detection sections of the specimen

3.3.2 缺陷位置识别与形状分割结果

为实现缺陷位置的智能化无损定量评估,将图 13 中的主成分图像输入目标识别网络(见图 6)进行缺陷位置识别,所得结果如图 14(a)所示。从中可见,两根管件的脱粘缺陷位置均可被精确识别,且表面状态的影响也得到了消除,验证了所提算法的有效性和稳定性。将缺陷位置的识别结果与前四阶主成分图像输入到图 7 所示的图像分割算法中,得到的缺陷形状分割抽取结果如图 14(b)所示。从中可以看出,所提算法能够对识别位置处的缺陷形状进行精确分割抽取,得到的缺陷尺寸与实际尺寸相近,但由于温度分布的模糊效应,识别出的缺陷面积大于设计值。此外,由于试件表面曲率的影响,分割缺陷的形状与设计形状也有所差异,需要进一步进行矫正。

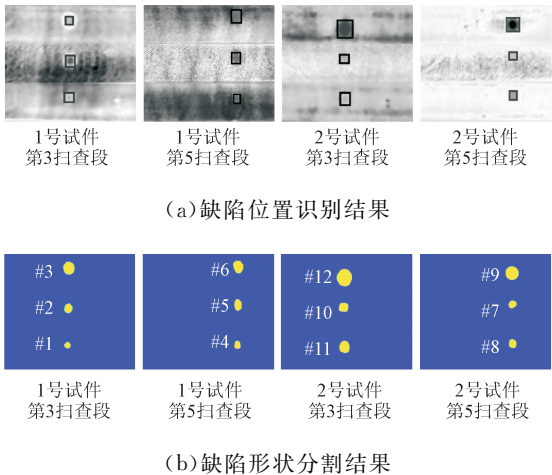


图 14 试件含缺陷扫查段的智能化识别与分割结果
Fig. 14 Intelligent identification and segmentation results of defect detection sections of the specimen

3.3.3 缺陷试件三维重建结果

为消除管件曲面对检测结果的影响,基于图 8(a)中的矫正算法,对图 14(b)的缺陷形状分割结果进行形状与位置矫正,得到各个缺陷的实际面积、检测面积和相对误差,如表 1 所示。由表可知,其最大误差为 7.7%,平均误差为 5.1%,均在工程误差允许范围内,验证了所提方法的准确性与有效性。随后,将每根试件 7 个扫查段的缺陷识别分割结果进行重复区域裁剪拼接,并按照像素与真实尺寸的对应关系进行三维管壁呈现,所得结果如图 15(a)、15(c)所示。通过与图 15(b)、15(d)两个试件 CT 检测的结果进行对比,发现各个缺陷的形状和位置分布均与 CT 检测结果一致,进一步验证了本文所提方法对碳纤维管件脱粘缺陷进行智能化无损定量评估的有效性。

表 1 矫正后的检测面积、实际面积和相对误差
Table 1 Corrected detection area, actual area, and relative error

缺陷编号	检测面积/mm ²	实际面积/mm ²	相对误差/%
# 1	18.21	19.63	7.2
# 2	36.04	38.48	6.3
# 3	68.50	63.62	7.7
# 4	20.23	18.85	7.3
# 5	38.56	37.70	2.3
# 6	55.59	54.98	1.1
# 7	11.96	12.57	4.9
# 8	36.68	38.48	4.7
# 9	81.54	78.54	3.8
# 10	26.33	28.27	6.9
# 11	61.48	63.62	3.4
# 12	119.77	113.09	5.9

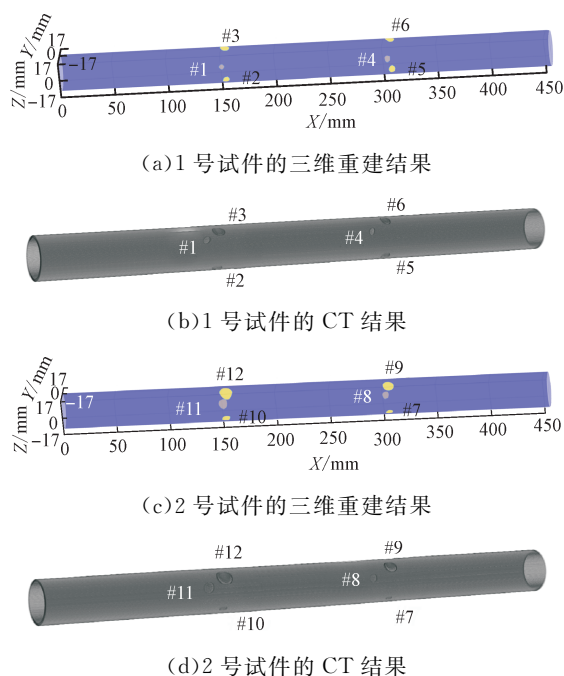


图 15 试件缺陷定量三维重建结果与 CT 结果的对比

Fig. 15 Comparison of quantitative three-dimensional reconstruction results and CT results of specimen defects

4 结 论

本文提出了一种针对碳纤维管脱粘缺陷镜面红外热成像的智能化无损定量评估方法,通过深度学习和热成像图像处理技术的深度耦合,实现了碳纤维管脱粘缺陷的高效、高精度和智能化定量无损评价,得到如下主要结论。

(1) 构建了融合主成分分析(PCA)和深度学习的特征增强框架,通过提取图像序列的前四阶主成分图像,有效了抑制噪声干扰,并提升了缺陷特征对比度。

(2) 开发了基于决策级融合策略的 Faster R-CNN缺陷位置识别模型,通过多主成分图像协同分析和非极大值抑制机制,实现了缺陷位置的精准识别。结合 SAM 模型和逻辑或聚合算法,在定位引导下实现了缺陷形状的高效和高精度分割,设计的区域约束分割方法较传统实例分割方法显著提升了计算效率。

(3) 通过建立曲面自适应矫正算法,基于像素-角度映射关系消除了管壁的曲率畸变,有效实现了脱粘缺陷的三维重构。所提方法对碳纤维管件中脱粘缺陷的定量评估结果与 CT 扫描结果基本一致,识别得到缺陷的检测面积与实际面积之间最大误差

为 7.7%,平均误差为 5.1%,均在工程误差允许范围内。

本文所提方法解决了传统红外热成像依赖人工判读及定量精度不足的问题,为大型天线结构碳纤维管服役前检测提供了可靠的解决方案。然而,研究尚未实现缺陷深度的定量评估,红外热成像信号的时域信息也没有得到充分利用,未来将探索实现缺陷三维结构的智能化定量评估。

参考文献:

- [1] 马小飞,李洋,肖勇,等. 大型空间可展开天线反射器研究现状与展望 [J]. 空间电子技术, 2018, 15(2): 16-26.
MA Xiaofei, LI Yang, XIAO Yong, et al. Development and tendency of large space deployable antenna reflector [J]. Space Electronic Technology, 2018, 15(2): 16-26.
- [2] BARBERO E J. Introduction to composite materials design [M]. 2nd ed. Boca Raton, USA: CRC Press, 2011.
- [3] SMITH R. Composite defects and their detection [J]. Materials Science and Engineering, 2009, 3(1): 103-143.
- [4] TALREJA R, SINGH C V. Damage and failure of composite materials [M]. Cambridge, UK: Cambridge University Press, 2012.
- [5] BOSSI R H, GIURGIUTIU V. Nondestructive testing of damage in aerospace composites [M]//IRVING P E, SOUTIS C. Polymer Composites in the Aerospace Industry. Cambridge, UK: Woodhead Publishing, 2015: 413-448.
- [6] 刘青旭,陈海峰, BRYANSKY A, 等. 航天复合材料结构健康监测技术应用进展 [J]. 复合材料学报, 2024, 41(9): 4563-4588.
LIU Qingxu, CHEN Haifeng, BRYANSKY A, et al. Progress in application on health monitoring technology for aerospace composite structures [J]. Acta Materialiae Compositae Sinica, 2024, 41(9): 4563-4588.
- [7] YANG Xiaoyu, VERBOVEN E, JU Bingfeng, et al. Comparative study of ultrasonic techniques for reconstructing the multilayer structure of composites [J]. NDT & E International, 2021, 121: 102460.
- [8] 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 Xiaojiang, et al. CFRP ultrasonic scan delamination detection and evalu-

- ation method [J]. *Acta Aeronautica et Astronautica Sinica*, 2016, 37(11): 3512-3519.
- [9] DU Yali, XIE Shejuan, LI Xudong, et al. A fast forward simulation scheme for eddy current testing of crack in a structure of carbon fiber reinforced polymer laminate [J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 152278-152288.
- [10] GUO Wei, GUO Lihua, XU Hao, et al. Impact damage detection on carbon fiber reinforced polymer tube by a mutual differential Bobbin probe [J]. *Composites; Part A Applied Science and Manufacturing*, 2025, 193: 108806.
- [11] 傅健, 张昌盛, 朱国港, 等. X射线分层析成像技术及在航空航天领域的应用 [J]. *航空制造技术*, 2019, 62(14): 49-54.
- FU Jian, ZHANG Changsheng, ZHU Guogang, et al. Development and application of X-ray computed laminography for aerospace [J]. *Aeronautical Manufacturing Technology*, 2019, 62(14): 49-54.
- [12] 董方旭, 王从科, 凡丽梅, 等. X射线检测技术在复合材料检测中的应用与发展 [J]. *无损检测*, 2016, 38(2): 67-72.
- DONG Fangxu, WANG Congke, FAN Limei, et al. The application and development of detection of composite materials by X-ray nondestructive testing techniques [J]. *Nondestructive Testing*, 2016, 38(2): 67-72.
- [13] QIU Jinxing, PEI Cuixiang, LIU Haochen, et al. Quantitative evaluation of surface crack depth with laser spot thermography [J]. *International Journal of Fatigue*, 2017, 101(Part 1): 80-85.
- [14] YANG Ruizhen, HE Yunze. Optically and non-optically excited thermography for composites; a review [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2016, 75: 26-50.
- [15] QIU Jinxing, PEI Cuixiang, LIU Haochen, et al. Remote inspection of surface cracks in metallic structures with fiber-guided laser array spots thermography [J]. *NDT & E International*, 2017, 92: 213-220.
- [16] 许颖, 王青原, 罗聪聪, 等. 基于激光热激励红外热成像纤维增强聚合物复合材料加固混凝土结构界面损伤无损检测 [J]. *复合材料学报*, 2020, 37(2): 472-481.
- XU Ying, WANG Qingyuan, LUO Congcong, et al. Nondestructive debonding detection of fiber reinforced plastics strengthened concrete structure based on infrared thermal imaging with laser thermal excitation [J]. *Acta Materiae Compositae Sinica*, 2020, 37(2): 472-481.
- [17] KEO S A, DEFER D, BREABAN F, et al. Comparison between microwave infrared thermography and CO₂ laser infrared thermography in defect detection in applications with CFRP [J]. *Materials Sciences and Applications*, 2013, 4(10): 600-605.
- [18] KEO S A, BRACHELET F, BREABAN F, et al. Defect detection in CFRP by infrared thermography with CO₂ laser excitation compared to conventional lock-in infrared thermography [J]. *Composites; Part B Engineering*, 2015, 69: 1-5.
- [19] SEMEROK A, JAUBERT F, FOMICHEV S V, et al. Laser lock-in thermography for thermal contact characterisation of surface layer [J]. *Nuclear Instruments and Methods in Physics Research; Section A Accelerators, Spectrometers, Detectors and Associated Equipment*, 2012, 693: 98-103.
- [20] LIU Junyan, LIU Yang, WANG Fei, et al. Study on probability of detection (POD) determination using lock-in thermography for nondestructive inspection (NDI) of CFRP composite materials [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 71: 448-456.
- [21] GONG Jinlong, LIU Junyan, WANG Fei, et al. Inverse heat transfer approach for nondestructive estimation the size and depth of subsurface defects of CFRP composite using lock-in thermography [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2015, 71: 439-447.
- [22] GAO Bin, BAI Libing, WOO W L, et al. Automatic defect identification of eddy current pulsed thermography using single channel blind source separation [J]. *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*, 2014, 63(4): 913-922.
- [23] WANG Zhi, PEI Cuixiang, ZHANG Zhenyu, et al. Quantitative test of delamination defects in CFRP with surface interference by laser thermography [J]. *Infrared Physics & Technology*, 2024, 136: 105046.
- [24] SHEPARD S M, LHOTA J R, RUBADEUX B A, et al. Reconstruction and enhancement of active thermographic image sequences [J]. *Optical Engineering*, 2003, 42(5): 1337-1342.
- [25] MALDAGUE X, MARINETTI S. Pulse phase infrared thermography [J]. *Journal of Applied Physics*, 1996, 79(5): 2694-2698.
- [26] RAJIC N. Principal component thermography for flaw contrast enhancement and flaw depth characterization in composite structures [J]. *Composite Structures*, 2002, 58(4): 521-528.
- [27] LUO Qin, GAO Bin, WOO W L, et al. Temporal and spatial deep learning network for infrared thermal defect detection [J]. *NDT & E International*, 2019, 108: 102164.

- [28] WU Haiyi, ZHANG Hongwei, HU Guoqing, et al. Deep learning-based reconstruction of the structure of heterogeneous composites from their temperature fields [J]. AIP Advances, 2020, 10(4): 045037.
- [29] WEI Ziang, FERNANDES H, HERRMANN H G, et al. A deep learning method for the impact damage segmentation of curve-shaped CFRP specimens inspected by infrared thermography [J]. Sensors, 2021, 21(2): 395.
- [30] RUAN Lingfeng, GAO Bin, WU Shichun, et al. DefectNet: joint loss structured deep adversarial network for thermography defect detecting system [J]. Neurocomputing, 2020, 417: 441-457.
- [31] ALI R, CHA Y J. Attention-based generative adversarial network with internal damage segmentation using thermography [J]. Automation in Construction, 2022, 141: 104412.
- [32] CHENG Liangliang, TONG Zongfei, XIE Shejuan, et al. IRT-GAN: a generative adversarial network with a multi-headed fusion strategy for automated defect detection in composites using infrared thermography [J]. Composite Structures, 2022, 290: 115543.
- [33] KANG Yukuan, LIU Lei, GAO Bin, et al. Automated thermography cognitive sensing-feedback inspection for large irregular sample [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2024, 73: 1-10.
- [34] WU Shun Yao, GAO Bin, WOO W L, et al. Defect super-resolution algorithm based on infrared thermal imaging physical kernel [J]. NDT & E International, 2025, 154: 103368.
- [35] WANG Rongbang, PEI Cuixiang, XIA Ruicong, et al. A portable fiber laser thermography system with beam homogenizing for CFRP inspection [J]. NDT & E International, 2021, 124: 102550.
- [36] TONG Zongfei, CHENG Liangliang, XIE Shejuan, et al. A flexible deep learning framework for thermographic inspection of composites [J]. NDT & E International, 2023, 139: 102926.
- [37] KIRILLOV A, MINTUN E, RAVI N, et al. Segment anything [C]//2023 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2023: 3992-4003.

(编辑 李慧敏)