

基于引导滤波慢特征热成像的复合材料缺陷检测

钟昕^{1,2}, 刘凯新^{1,2*}, 陈平^{1,2}

(1. 中北大学 信息与通信工程学院, 山西 太原 030051;

2. 中北大学 电子测试技术国家重点实验室, 山西 太原 030051)

摘要: 复合材料在生产制造过程中容易产生缺陷, 通过无损检测技术来评估其安全性是必要的。红外热成像技术有着成本低廉和易于设置的优点, 然而, 红外热成像单次测试采集的多张热图像常含有环境噪声和不均匀加热背景, 肉眼直接检视热图像中的缺陷非常困难。鉴于此, 提出一种用于复合材料缺陷无损评估的引导滤波慢特征热成像方法。首先采用引导滤波算法对采集的热图像数据进行平滑降噪, 然后对滤波后的热图像时间序列进行慢特征分析, 以提取其时间上变化最慢的特征(时间序列数据中不变或缓慢变化的特征), 从而增强热图像缺陷的可识别性。在碳纤维增强聚合物热图像数据集上的测试结果验证了所提方法的可行性和有效性。

关键词: 无损检测; 红外热成像; 碳纤维增强聚合物; 引导滤波; 慢特征分析

中图分类号: TN219; TP391.4; TB33 **文献标识码:** A **doi:** 10.62756/csjs.1671-7449.2025018

引用格式: 钟昕, 刘凯新, 陈平. 基于引导滤波慢特征热成像的复合材料缺陷检测[J]. 测试技术学报, 2025, 39(2): 172-179.

ZHONG Xin, LIU Kaixin, CHEN Ping. Defect detection in composites based on guided filtered-slow feature thermography[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2025, 39(2): 172-179.

Defect Detection in Composites Based on Guided Filtered-Slow Feature Thermography

ZHONG Xin^{1,2}, LIU Kaixin^{1,2*}, CHEN Ping^{1,2}

(1. School of Information and Communication Engineering, North University of China, Taiyuan 030051, China;

2. State Key Lab for Electronic Testing Technology, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Composites are prone to defects during the manufacturing process and need to be assessed for their safety by non-destructive testing (NDT) techniques. Infrared thermography (IRT), with its advantages of low cost and easy setup, has become one of the popular techniques for NDT of composite materials. However, multiple thermal images acquired by IRT in a single test often contain ambient noise and an inhomogeneous heating background. Therefore, it is difficult to directly visualize defects in thermograms with the naked eyes. In this work, a guided filtered-slow feature thermography (GF-SFT) method for nondestructive evaluation of composite defects is proposed. Firstly, a guided filter algorithm is used to smooth thermal images for noise reduction. Then the filtered thermal image time series is subjected to

收稿日期: 2024-10-13

基金项目: 国家优秀青年科学基金资助项目(62122070); 国家自然科学基金青年基金资助项目(62301507); 山西省基础研究计划资助项目(202303021222094)

作者简介: 钟昕(1996-), 男, 硕士生, 主要从事高光谱图像处理和热成像无损检测研究。E-mail: aka_edu@163.com。

* **通信作者:** 刘凯新(1993-), 男, 讲师, 博士, 主要从事红外无损成像数据建模等研究。E-mail: kxliu@nuc.edu.cn。

slow feature analysis in order to extract the slowest change in time (the features that are unchanged or slowly changing in the time series data), so as to identify defects. The feasibility and effectiveness of the GF-SFT method are validated by test results on a carbon fiber-reinforced polymer.

Key words: non-destructive testing; infrared thermography; carbon fiber reinforced polymers; guided filter; slow feature analysis

0 引 言

红外热成像技术(Infrared Thermography, IRT)是一种将红外摄像机探测的物体辐射红外能量转换为温度,并在热图像中显示其温度分布的技术。因其有着易于设置、成本低廉和大面积区域检测迅速的优点,已被广泛应用于复合材料内部缺陷的无损检测(Non-Destructive Testing, NDT)中^[1-3]。一般,IRT 技术分为两类:被动热成像技术和主动热成像技术(Active Infrared Thermography, AIRT)。前者用于检测不同背景辐射的自然物品的温度特性,而后者需要外部能量来激发被测材料。因此,AIRT 在无内部热源的材料无损检测中受到欢迎。然而,由于不均匀加热和环境噪声的干扰,AIRT 记录的热图像数据常包含严重的干扰信息,缺陷往往不易分辨,且人工检视热图像序列非常耗时。因此,有必要使用数据处理分析算法对热成像数据进行降噪、背景消除和特征提取等处理,从而提高缺陷的可检测性。

针对图像的噪声问题,计算机视觉和图形学中常采用具有显式内核的线性移不变滤波算法来过滤噪声。滤波是典型的图像数据处理方法,如均值、Sobel 和 Laplacian 滤波算法^[4-6]可以实现图像降噪、边缘检测和特征提取等效果。然而,热图像的缺陷边缘十分模糊,往往和背景混杂在一起,一般的滤波算法如 Sobel 算子无法提取热图像的缺陷边缘,且 Sobel 算子提取的结果会大幅度破坏原始数据分布,不利于后续分析算法的使用。与之相似,引导滤波(Guided Filter, GF)也是一种显式图像滤波算法,但由于其以引导图像作为先验梯度信息,在滤波时可以使用先验信息来保持局部的纹理和色彩等数据信息,所以可以在保持数据分布的条件下平滑图像和过滤噪声^[7-9]。具体地说,当图像可以提供边缘信息时,GF 能根据引导图像的梯度信息锐化图像的边缘;当图像不能提供可靠的边缘信息时,GF 也可以根据梯度信息使滤波输出结构化,保持图像数据分布。由于热图像往往不能提供可靠的边缘信息,所以 GF 在热

图像滤波降噪方面有望展现优势。

滤波方法在图像降噪方面常有积极作用,然而其在热图像特征提取方面的能力有限,所以往往作为其他方法的预处理步骤。在 IRT 无损检测领域,研究者已提出了一些典型的热成像数据特征提取方法。代表性的方法有主成分热成像(Principal Component Thermography, PCT)^[10]、独立成分热成像^[11]、最小二乘法等^[12]。PCT 利用主成分分析算法,计算数据的协方差矩阵及其特征值和特征向量,选择少量最大特征值对应的特征向量作为低维投影,实现数据降维。最终,少量结果图像高亮了缺陷信息。值得提及的是 PCT 方法常假设数据呈线性分布且无法提取数据的时序特征,而热成像序列往往是非线性且呈时序分布的。因此,寻找一种非线性时序特征提取方法来增强热图像缺陷是值得研究的课题。

慢特征分析(Slow Feature Analysis, SFA)是一种提取时间信号不变性的非线性降维算法,可以从时间信号中发现不变特征^[13-14],其目标是识别时间信号中变化最慢的慢特征信号。在进行 AIRT 缺陷检测实验时,连续时间内拍摄的被测样品的一组热图像可视为时间序列数据^[15]。当被测样品中存在缺陷时,缺陷区域和完整区域在同一时刻的温度分布不同,缺陷区域的温度时间变化速率比完整区域“快”(吸热缺陷)或“慢”(隔热缺陷),而完整区域的温度时间变化速率相对较慢(快),两种区域的慢特性不同。在热图像序列中,慢特征通常指缺陷区域的温度变化,所以 SFA 或可在识别慢特征的同时区分缺陷与完整区域,从而提升缺陷的可识别性。

本文提出一种用于复合材料缺陷检测的引导滤波慢特征热成像(Guided Filtered-Slow Feature Thermography, GF-SFT)方法。首先,使用 GF 算法作为数据预处理方法,在保持热图像数据分布的同时减小热图像噪声;然后,建立 GF-SFT 模型对滤波后的热图像进行非线性降维,以提取热图像序列的慢特征;最后,将降维后慢特征矩阵的特征向量重构为原始图像大小,可视化缺陷分布。在碳纤维增强聚合物(Carbon Fiber Rein-

forced Polymer, CFRP)数据集上的测试结果验证了本文所提出方法的性能。

1 红外成像与数据结构

AIRT实验通常由热源、红外摄像机和被测样品组成,在实验时,对被测样品瞬时加热,连续采集被测样品表面受热后的温度变化图像。被测样品表面受热后的温度演变可以用一维传热方程来表示,

$$T_{\text{sample}_t} = T_{\text{sample}_0} + \frac{Q_{AA}}{\lambda \sqrt{\pi t}}, \quad (1)$$

式中: T 为被测样品 sample 在 $0 \sim t$ 时刻的表面温度; Q_{AA} 为样品在加热阶段吸收的能量; λ 、 ρ 和 c 分别为样品的导热系数、密度和比热容^[16-17]。如果样品内部存在缺陷,结构通常是不连续的,受热后缺陷区域和完整区域的热特性不同,导致两种区域的表面温度分布不同,所以热图像的温度差异可以识别缺陷。

将 AIRT 实验采集的热图像视为三维矩阵,设采集了加热或冷却阶段的 n_t 帧热图像,每帧由 $n_x \times n_y$ 像素组成。原始数据三维矩阵维度为 $n_x \times n_y \times n_t$ 。数据采集示意图如图 1 所示。由于不均匀加热和测试环境的影响,热图像数据充斥着大量的噪声,检测缺陷十分困难。所以使用一种合理的数据处理方法对热图像数据进行处理,减少噪声的影响,增加数据的可靠性是有必要的。

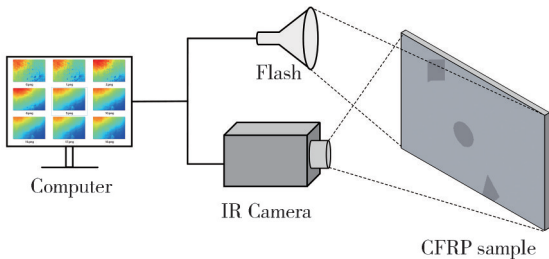


图 1 数据采集示意图

Fig. 1 Data acquisition schematic

2 GF-SFT 建模方法

2.1 GF 数据预处理

2.1.1 GF 原理

GF 算法定义了引导图像 I 、滤波输入 p 和滤波输出 q , 假设 I 和 q 之间存在局部线性模型, 使得 q 为 I 中的以像素 k 为中心的窗口 ω_k 的线性变换,

$$q_i = a_k I_i + b_k, \quad (2)$$

式中: i 为 ω_k 中的任意像素; a_k 和 b_k 为线性项系数。

为了确定线性项系数, q_i 需要 p_i 的约束 $q_i = p_i - \text{noise}_i$, 输出等于输入减去噪声。GF 的算法目标可表述为, 在满足式(2)的条件下最小化 q 和 p 之间的差。GF 通常使用岭回归模型^[18]作为代价函数,

$$E(a_k, b_k) = \sum_{i \in \omega_k} ((a_k + b_k - p_i)^2 + \epsilon a_k^2), \quad (3)$$

式中: ϵ 为惩罚 a_k 的正则化参数。若 i 位于像素差异较大的区域 k 中, 则 i 不变; 若 i 位于像素差异较小的区域 k 中, 则 i 为附近像素的平均值。

式(3)的解 a_k 和 b_k 为

$$a_k = \frac{1}{|\omega|} \sum_{i \in \omega_k} I_i p_i - \mu_k \bar{p}_k, \quad (4)$$

$$b_k = \bar{p}_k - a_k \mu_k, \quad (5)$$

式中: μ_k 和 σ_k^2 为 I 在 ω_k 中的均值和方差; $|\omega|$ 为 ω_k 中的像素个数; \bar{p}_k 为 p 在 ω_k 中的均值。

然而, 一个像素 i 存在多个覆盖 i 的窗口 ω_k , 这会计算出不同的项系数使得输出 q_i 不同。所以通常采用图像去噪中常用的窗口平均策略^[19]归一化输出,

$$q_i = \bar{a}_i I_i + \bar{b}_i, \quad (6)$$

式中: $\bar{a}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} a_k$ 和 $\bar{b}_i = \frac{1}{|\omega|} \sum_{k \in \omega_i} b_k$ 为与 i 重叠的所有窗口的平均系数。窗口平均策略可以使得 I 的梯度变化保留在 q 中, 保持图像的数据结构。式(4)~式(6)为 GF 算法的定义。

2.1.2 GF 数据处理

SFA 算法对噪声非常敏感, 需要时间序列慢速变化。因此, 采用 GF 算法对热图像进行滤波处理可以一定程度上减少热图像噪声, 减慢热图像的变化, 有利于 SFA 算法提取热图像的缺陷特征。首先对每帧热图像逐一进行引导滤波, 生成三维热图像 GF 矩阵 $n_x \times n_y \times n_t$ 。取热图像任意点, 该点的像素变化如图 2(a) 所示, 热图像的像素大小代表了被测样品表面温度的高低。GF 滤波前, 该点的温度曲线不平滑, 存在跳变现象, 即滤波前热图像数据存在噪声; 滤波后温度曲线平滑, 相对符合物体吸放热规律, 即 GF 处理减少了噪声的影响, 增加了数据的可靠性和时序性。然后将 GF 矩阵转换为二维扩展矩阵 $X \in \mathbf{R}^{(n_x \times n_y) \times n_t}$, 适用 SFA。GF 数据预处理流程如图 2(b) 所示。二维扩展 GF 矩阵 X 的行代表滤波图像中每个像素点对应的温度变化, 列代表帧 n_t 。

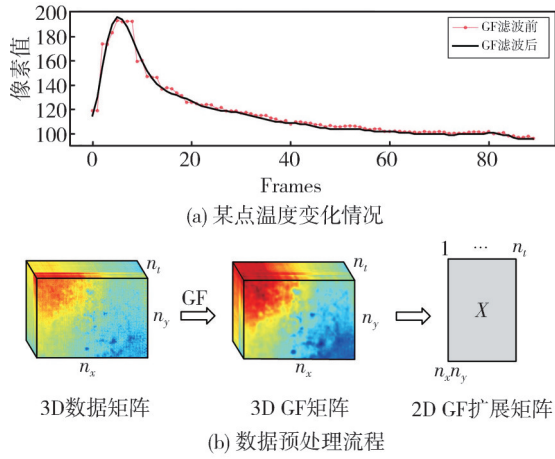


图 2 GF 数据预处理流程
Fig. 2 GF data preprocessing process

2.2 SFT 数据分析

2.2.1 SFA 算法目标

SFA 算法目标是寻找时间信号中的低维表征以表示信号的高维表征。SFA 认为, 时间变化的尺度是信号低维表征和高维表征之间的主要区别, 缓慢变化的表征比快速变化的表征具有更高的抽象表现级。

设输入矩阵为二维拓展 GF 矩阵 X , 为 t 维矩阵, SFA 需要找到一个函数簇 $g(X) = [g_1(X), g_2(X), \dots, g_j(X)]$ 使得输出的 j 维慢特征信号 $y = g(X) = [y_1, y_2, \dots, y_j]$ 的慢度值 Δ_j 最小,

$$\Delta_j = \Delta(y_j) = \langle y_j^2 \rangle, \quad (7)$$

式中: Δ 为慢度的度量, 即 SFA 算法中特征快与慢的区别; $\langle \rangle$ 表示时间平均值; $\Delta(y_j)$ 为输出信号 y_j 导数平方的时间平均值。 y 的每个 Δ 值满足 $\Delta(y_1) \leq \Delta(y_2) \leq \dots \leq \Delta(y_j)$, 从小到大排列。每个输出信号 y_j 满足式(8)的约束条件。 y_j 满足零均值、单位方差和互不相关的约束。

$$\langle y_j \rangle = 0, \langle y_j^2 \rangle = 1, \forall j' < j, \langle y_j y_{j'} \rangle = 0. \quad (8)$$

2.2.2 SFT 实现细节

SFT 以二维拓展 GF 矩阵 X 为输入, 具体步骤如下:

1) 归一化 t 维输入矩阵

归一化后的信号满足 $\langle n_i \rangle = 0$ 和 $\langle n_i^2 \rangle = 1$ 。

2) 非线性展开

使用非线性展开函数 $h(X)$ 得到 X 的非线性展开信号 z ,

$$z = h(X) = [n_1, \dots, n_i, n_1 n_1, n_1 n_2, \dots, n_i n_i]^T. \quad (9)$$

将输入矩阵扩展到非线性函数空间, 可以更好地考虑数据的非线性特性。

3) 求解白化矩阵

利用仿射变换将展开信号 z 进行归一化, 得到均值为零, 单位方差的白化矩阵 S ,

$$S = z - \langle z \rangle, \quad (10)$$

满足 $\langle z \rangle = 0$ 和 $\langle z z^T \rangle = I$ 。

4) 求解白化信号 w 的导数方差最小的向量

白化信号 $w = S^T \dot{X}$, 满足

$$R^T \langle w w^T \rangle R = \Lambda, \quad (11)$$

式中: R 和 Λ 分别为 w 的特征值矩阵和正交特征向量矩阵; Λ 的对角元素为 $\lambda_1 \leq \lambda_2 \leq \dots \leq \lambda_j$ 。此时输出信号 y 为

$$y = SR(X - \bar{X}). \quad (12)$$

每个输出信号 y_j 满足均值为零、单位方差和互不相关的慢度约束。SFT 生成了 J 维慢特征向量, 将慢特征向量重构为 $n_x \times n_y$ 的二维矩阵, 生成可识别缺陷的 J 张结果图像。

3 案例分析

3.1 实验准备

为了验证所提方法, 本文采用树脂传递模塑工艺制备 CFRP 样品。该工艺是一种将放置在封闭模具中的纤维预型件注入热固性树脂的工艺。在 CFRP 制造过程的基体渗透步骤之前, 将 3 条特氟龙条放入纤维片中, 可以得到带有不同位置、深度和形状缺陷的 CFRP 样品^[20]。本实验室制备的 CFRP 样品缺陷分布示意图如图 3 所示, 右下角为深度最深的梯形缺陷, 中心为圆形缺陷, 左上角为最浅的菱形缺陷。每个缺陷的面积约为 3 cm^2 。

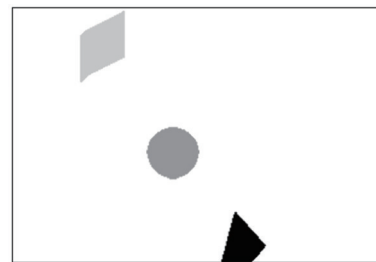


图 3 CFRP 样品缺陷分布示意图

Fig. 3 CFRP sample defect distribution diagram

随后进行 AIRT 测试, 采集 CFRP 热图像, 制作 CFRP 数据集。实验步骤如下: 1) 使用一台闪光灯作为主动热源, 3 ms 内产生 3 200 J 热脉冲, 加热 CFRP 样品; 2) 使用一台分辨率为 320×240 , 采样频率为 30 帧/s 的红外摄像机, 在加热样品的冷却阶段采集热图像; 3) 将每帧热图像裁剪为 308×212 的大小, 选择其中 90 帧作为

CFRP数据集。原始数据维度为 $308 \times 212 \times 90$ ，二维拓展GF矩阵 X 维度为 $65\,296 \times 90$ 。原始热图像如图4所示，坐标轴表示热图像的像素大小，色彩条表示热图像中不同颜色的像素值大小。

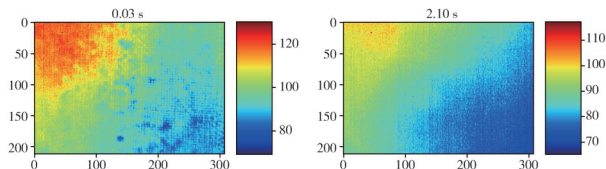


图4 原始热图像

Fig. 4 Raw thermal images

相同时刻不同半径 r 的窗口 ω_k (正则项 $\varepsilon = 0.01$)滤波后的结果如图5所示, r 越大滤波后的图像越平滑。 $r=8$ 时图像模糊,出现颜色分层现象,但仍保持原始图像的颜色分布。所以,引导滤波后的热图像保持了原始数据分布,减小了噪声的影响。

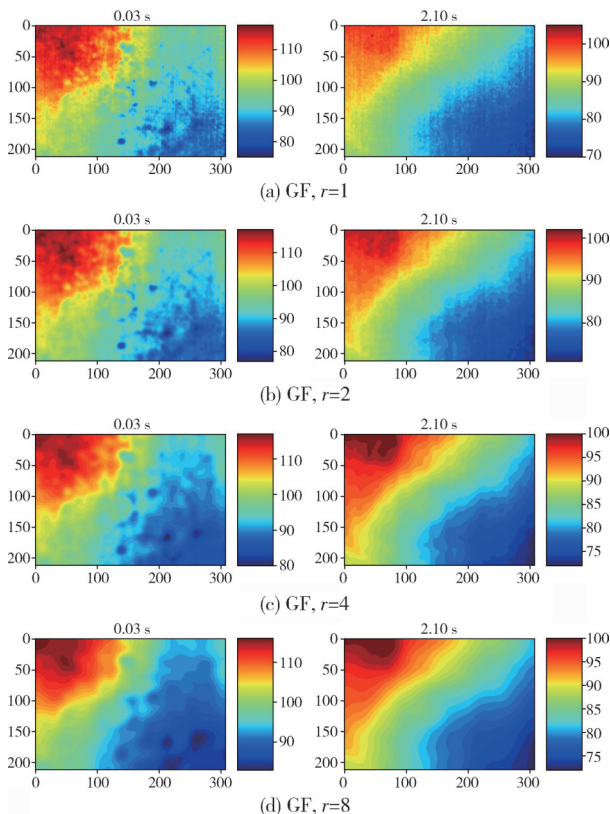


图5 GF结果对比

Fig. 5 Comparison of guided filtered results

3.2 结果分析

本节用来验证GF-SFT缺陷检测性能的CFRP数据集为3.1节制作的数据集,使用该数据集验证PCT和SFT缺陷检测结果。PCT和SFT以CFRP原始热图像二维拓展矩阵作为输入,GF-SFT以二维拓展GF矩阵 X 作为输入。

3.2.1 对比分析

PCT以主成分分析算法为基础,数据集中的大部分缺陷信息集中在前几个主成分(PC)中^[6]。选择降维为6维,解释方差为99.6%。CFRP试样的PCT缺陷检测结果如图6(a)所示,每幅图像都显示了不同程度的缺陷信息。PC1梯形缺陷轮廓较清晰;PC2梯形缺陷轮廓较模糊,圆形和菱形缺陷轮廓模糊;PC3菱形缺陷轮廓较清晰,但圆形和梯形缺陷模糊。虽然PCT可以检测CFRP数据集中缺陷的轮廓和大致位置,但缺陷形状难以确定。

SFT的缺陷检测结果如图6(b)所示,数据集中的大部分缺陷信息集中在慢特征(SF)中。SF1梯形缺陷轮廓较清晰;SF4梯形缺陷对比度较高,轮廓较清晰,圆形缺陷轮廓较模糊;SF5菱形缺陷轮廓较模糊;SF6菱形缺陷轮廓较清晰,对比度较低,圆形缺陷轮廓较清晰,对比度较高。SFT与PCT相比,检测不同缺陷的能力互有千秋,除梯形缺陷外,检测缺陷的轮廓较模糊,视觉上SFT缺陷检测性能略强于PCT。

GF-SFT的缺陷检测结果如图6(c)~6(f)所示,不同窗口半径的缺陷检测结果不同,缺陷检测结果用GF-SF表示。当 $r=1$ 时,不同的GF-SF图像可以检测3种缺陷。GF-SF3检测的圆形和菱形缺陷轮廓清晰,对比度较高,图片更平滑;GF-SF5检测的梯形缺陷对比度高,轮廓较模糊;GF-SF6检测的梯形和圆形缺陷轮廓较清晰。当 $r=2$ 时,缺陷轮廓视觉效果上最清晰,对比度最高。GF-SF3检测的圆形和梯形缺陷轮廓清晰,对比度高;GF-SF4检测的菱形缺陷对比度较高;GF-SF6检测的圆形缺陷对比度比 $r=1$ 高,轮廓更清晰,菱形缺陷轮廓较清晰。当 $r=4$ 时,图像较平滑,缺陷轮廓较清晰,对比度较高,但是缺陷形状失真,边缘模糊,颜色存在分层现象。GF-SF3检测的圆形和梯形缺陷轮廓清晰,对比度高;GF-SF4和GF-SF5检测的菱形缺陷形状失真,但对比度高,轮廓清晰;GF-SF6可以检测 $r=1$ 和 $r=2$ 时检测不到的梯形缺陷。

当 $r=8$ 时,图像最模糊,颜色存在明显分层现象,缺陷轮廓较清晰,对比度较高,但形状明显失真,检测的3个缺陷轮廓均接近圆形。GF-SF3圆形和梯形缺陷轮廓最清晰,对比度最高,但梯形缺陷形状失真;GF-SF4梯形缺陷轮廓清晰,对比度最高,但形状失真;GF-SF6可以检测出梯形和圆形缺陷,轮廓较清晰,对比度较高,但形状失真。综上,不同的窗口半径可以让结果图像具有不同的检测能力,

当 $r=2$ 时,主观上图像的平滑程度、缺陷的轮廓清

晰度和对比度最佳。

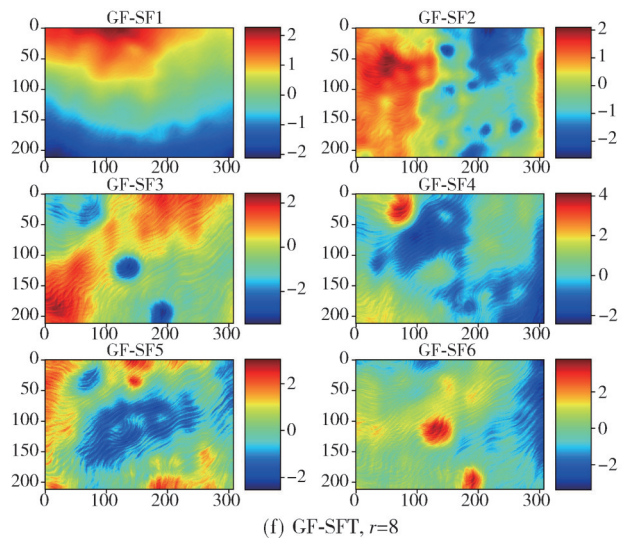
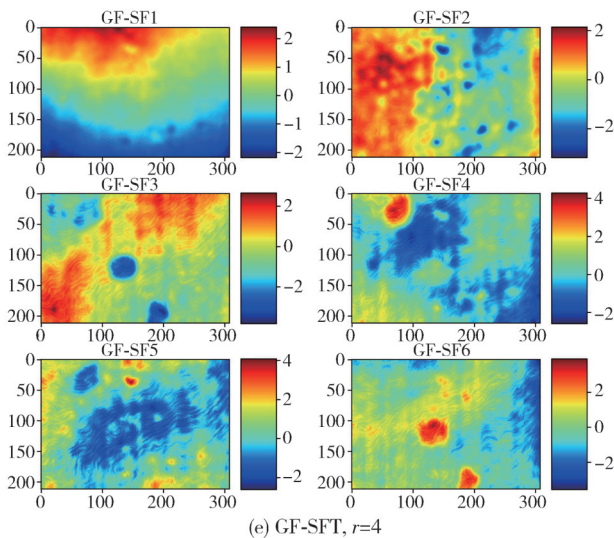
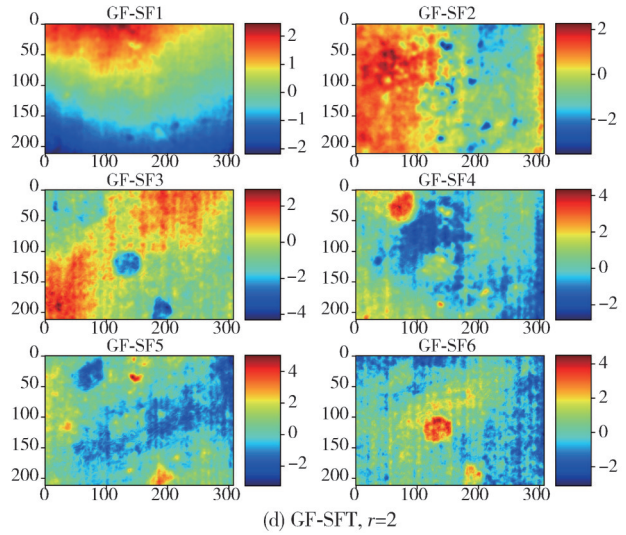
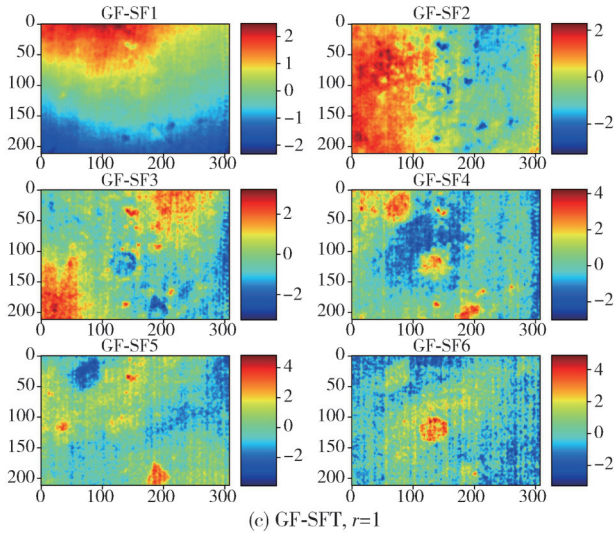
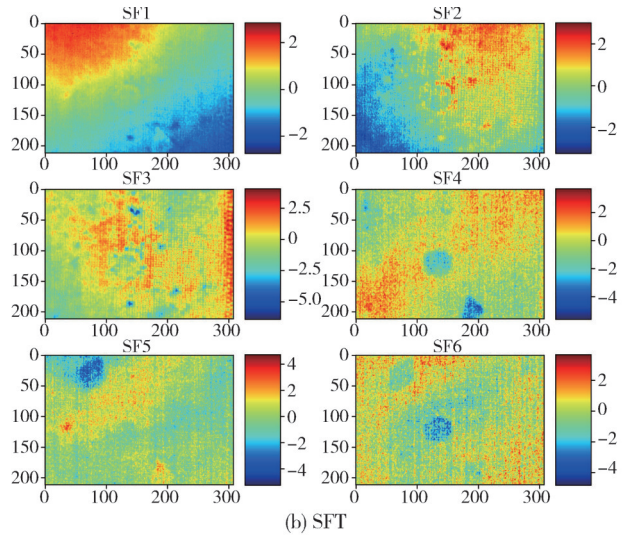
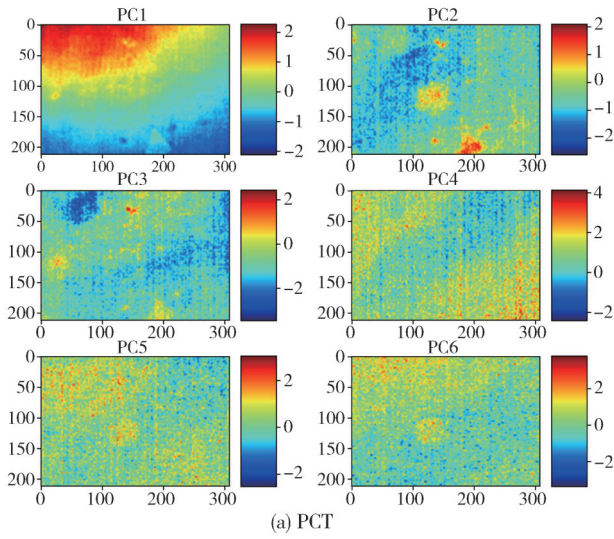


图 6 不同方法检测结果

Fig. 6 Defect detection results of different methods

GF-SFT 比 PCT 和 SFT 检测的缺陷轮廓更清晰,对比度更高,图像更平滑。增加窗口半径可以

增加原始图像和 GF-SF 结果图像的平滑程度,减少噪声。但是增加窗口半径不一定能更好地检测热图

像的缺陷,检测出的缺陷可能存在失真。对于缺陷检测任务来说,检测出的缺陷精度是最关键的,缺陷的数量、轮廓和清晰度是最重要的。所以,当缺陷存在失真时,该缺陷检测结果的有效性是有限的。GF-SFT可以减少检测结果的噪声,增加检测结果的平滑度和缺陷的清晰度和对比度,增强缺陷检测能力。但对热图像缺陷检测领域来说,需要具体问题具体分析,适当地设置GF平滑去噪的强度,才能更好地检测出缺陷。总得来说,GF-SFT的缺陷检测性能强于SFT和PCT,检测出的缺陷轮廓更清晰,对比度更高,检测结果更准确。

3.2.2 定量分析

为了定量分析GF-SFT、PCT和SFT的缺陷检测结果,采用信噪比(Signal-to-Noise Ratio, SNR)作为对比指标。SNR通常用于评价热成像数据缺陷检测结果,计算公式为

$$SNR = \frac{M_{\text{def}} - M_{\text{in}}}{\sigma_{\text{in}}}, \quad (13)$$

式中: σ_{in} 为完整区域的像素标准差; M_{def} 为缺陷区域的像素平均值; M_{in} 为完整区域的像素平均值^[21]。SNR是无量纲的,反映了缺陷区域和完整区域之间的对比度。通常,SNR值越高,缺陷对比度越高,对应方法缺陷识别能力越强。

表1比较了3种方法结果图像的SNR值。结果表明,SFT所有缺陷的SNR值略高于PCT。

表1 3种方法的结果图像缺陷的SNR值对比

Tab. 1 Comparison of SNR values of the resultant images defects for the three methods

方法	SNR			
	菱形	圆形	梯形	所有缺陷
PCT	2.14	2.03	2.82	1.79
SFT	2.67	2.21	2.90	1.83
GF-SFT ($r=1$)	2.74	3.10	2.94	2.43
GF-SFT ($r=2$)	3.02	3.35	3.06	2.32
GF-SFT ($r=4$)	3.12	2.98	3.27	2.69
GF-SFT ($r=8$)	2.93	2.94	3.07	2.51

SFT检测的菱形缺陷SNR高于PCT,其余缺陷SNR值和PCT相近。GF-SFT所有缺陷的SNR值高于SFT和PCT。当 $r=2$ 时,圆形缺陷的SNR值为所有方法中最高,如图6(d)所示,GF-SF3和GF-SF6圆形缺陷轮廓清晰,对比度较高。当 $r=4$ 时,梯形和菱形缺陷的SNR值最高,所有缺陷的SNR值最高,但由图6(e)的结果可知,此时的缺陷形状失真,该方法有效性有限。就GF-SF6而言,从 $r=1$ 到 $r=2$,菱形缺陷轮廓变模糊,对比度变高,圆形缺陷对比度变高,轮廓变模糊; $r=4$ 无法检测菱形

缺陷,但可以检测前两种窗口下检测不到的梯形缺陷; $r=8$ 无法检测梯形缺陷,且圆形和梯形缺陷相比于 $r=4$ 时变得模糊,形状更难以分辨。GF-SFT可以使检测缺陷的SNR值增加,对比度变高,增强SFT的缺陷检测能力。但是,SNR值高可能使检测缺陷的形状存在失真。

表2比较了3种方法的运行时间。结果表明,PCT的运行时间最快,但是缺陷检测结果较差。SFT的运行时间接近PCT的3倍,但是缺陷检测结果较好。GF-SFT的GF部分平均运行时间为0.47 s, SFT部分平均运行时间为1.17 s,总平均运行时间为1.64 s。GF-SFT的运行时间接近PCT的5倍,SFT的1.4倍,但缺陷检测结果明显强于PCT和SFT。所以,GF-SFT的算法时间复杂度更高,但是缺陷检测结果更准确。

表2 3种方法的运行时间对比

Tab. 2 Runtime comparison of the three methods

方法	引导滤波/s	算法处理/s	运行时间/s
PCT	—	0.335 2	0.335 2
SFT	—	1.163 6	1.163 6
GF-SFT ($r=1$)	0.467 7	1.174 5	1.642 2
GF-SFT ($r=2$)	0.469 0	1.160 9	1.629 9
GF-SFT ($r=4$)	0.467 9	1.169 1	1.637 0
GF-SFT ($r=8$)	0.484 3	1.174 4	1.658 7

综合来看,SNR定量分析的结果与图6的缺陷检测结果基本一致,GF-SFT的缺陷检测性能强于PCT和SFT。但高的SNR值不一定代表着较好的缺陷检测结果,缺陷检测结果可能存在失真现象。GF-SFT以更高的算法时间复杂度换取更准确的缺陷检测结果,在实际使用过程中,应适当选择滤波窗口的大小,这样才能更好地检测热图像的缺陷。GF-SFT是一种可行的热图像无损检测解决方案。

4 结论

本文提出了一种引导滤波慢特征热成像方法GF-SFT,在碳纤维复合材料的无损检测实验中验证了其有效性。该方法选择引导滤波算法作为预处理步骤,比较了不同窗口直径下的图像平滑效果。当滤波窗口半径增加时,原始图像和GF-SF结果图像的平滑度增加,结果的噪声减少。但是增加窗口半径后,检测出的缺陷可能存在失真,影响检测精度。所以从实际出发,确定了可保证平滑降噪效果和准确检测结果的较优滤波参数。与代表性的PCT和单独SFT方法的比较结果表明,引导滤波实现了对温度变化曲线的有效拟合,促进了热图像数据的慢特

征提取,增强了IRT缺陷检测的准确性。在未来工作中,将进一步研究基于图的慢特征分析算法在热图像无损检测领域中的表现。

参考文献:

- [1] 常皓亮, 杨明, 朱新宇, 等. 通用飞机复合材料红外成像无损检测技术[J]. 太赫兹科学与电子信息学报, 2024, 22(7): 768-775.
CHANG Haoliang, YANG Ming, ZHU Xinyu, et al. Infrared imaging nondestructive testing technology for general aircraft composites [J]. Journal of Terahertz Science and Electronic Information Technology, 2024, 22(7): 768-775. (in Chinese)
- [2] 李铁军, 王菁鹭. 基于主动红外热激励的板材内部孔洞的检测方法[J]. 信息技术与信息化, 2024(5): 93-96.
LI Tiejun, WANG Jinglu. Detection method of internal holes in plate based on active infrared thermal excitation [J]. Information Technology and Informatization, 2024(5): 93-96. (in Chinese)
- [3] IBARRA-CASTANEDO C, TARPANI J R, MALDAGUE X P V. Nondestructive testing with thermography[J]. European Journal of Physics, 2013, 34(6): S91-S109.
- [4] BHABATOSH C. Digital image processing and analysis[M]. New Delhi: PHI Learning Pvt. Ltd., 2011.
- [5] YAMADA H. Spatial smoothing using graph Laplacian penalized filter[J]. Spatial Statistics, 2024, 60: 100799.
- [6] CHAKRABORTY A. A comparative study of mean square error, dimensions, signal to noise ratio of colored and non colored clustered original images along with compresses version after the image segmentation and filtering method [J]. Indian Journal of Computer Science and Technology, 2024, 3(3): 1-6.
- [7] HE K, SUN J, TANG X. Guided image filtering[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2013, 35(6): 1397-1409.
- [8] FARBMAN Z, FATTAL R, LISCHINSKI D, et al. Edge-preserving decompositions for multi-scale tone and detail manipulation [J]. ACM Transactions on Graphics, 2008, 27(3): 1-10.
- [9] ZHANG M, GUNTURK B K. Multiresolution bilateral filtering for image denoising[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(12): 2324-2333.
- [10] RAJIC N. Principal component thermography for flaw contrast enhancement and flaw depth characterisation in composite structures [J]. Composite Structures, 2002, 58(4): 521-528.
- [11] LIU Y, WU J Y, LIU K, et al. Independent component thermography for non-destructive testing of defects in polymer composites [J]. Measurement Science and Technology, 2019, 30(4): 044006.
- [12] QU Z, JIANG P, ZHANG W. Development and application of infrared thermography non-destructive testing techniques [J]. Sensors, 2020, 20(14): 3851.
- [13] WISKOTT L, SEJNOWSKI T J. Slow feature analysis: unsupervised learning of invariances [J]. Neural Computation, 2002, 14(4): 715-770.
- [14] SONG P, ZHAO C. Slow down to go better: a survey on slow feature analysis [J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2024, 35(3): 3416-3436.
- [15] 陈银君. 温度变化对红外成像的影响分析[J]. 计算机与数字工程, 2016, 44(1): 38-39.
CHEN Yinjun. Analysis of influence of temperature change on the infrared imaging [J]. Computer & Digital Engineering, 2016, 44(1): 38-39. (in Chinese)
- [16] 刘莹, 张记龙. 材料的红外无损检测技术及其进展 [J]. 测试技术学报, 2001, 15(4): 275-279.
LIU Ying, ZHANG Jilong. Infrared nondestructive testing technology in materials and progress [J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2001, 15(4): 275-279. (in Chinese)
- [17] ZHU J, MAO Z, WU D, et al. Progress and trends in non-destructive testing for thermal barrier coatings based on infrared thermography: a review [J]. Journal of Nondestructive Evaluation, 2022, 41(3): 49.
- [18] 秦晓燕, 袁广林, 薛模根. 岭回归协助稀疏表示红外小目标检测[J]. 光电工程, 2014, 41(2): 81-87.
QIN Xiaoyan, YUAN Guanglin, XUE Mogen. Infrared small object detection via sparse representation assisted by ridge regression [J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(2): 81-87. (in Chinese)
- [19] KATKOVNIK V, FOI A, EGIAZARIAN K, et al. From local kernel to nonlocal multiple-model image denoising [J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 86(1): 1-32.
- [20] YOUSEFI B, SFARRA S, IBARRA CASTANEDO C, et al. Comparative analysis on thermal non-destructive testing imagery applying candid covariance-free incremental principal component thermography (CCIPCT) [J]. Infrared Physics & Technology, 2017, 85: 163-169.
- [21] ZHENG K, CHANG Y S, YAO Y. Defect detection in CFRP structures using pulsed thermographic data enhanced by penalized least squares methods [J]. Composites Part B: Engineering, 2015, 79: 351-358.