

## 基于长脉冲热激励的红外序列图像处理方法

魏延杰<sup>1,2\*</sup>, 肖瑶<sup>1</sup><sup>1</sup>石家庄铁道大学工程力学系, 河北 石家庄 050043;<sup>2</sup>石家庄铁道大学省部共建交通工程结构力学行为与系统安全国家重点实验室, 河北 石家庄 050043

**摘要** 针对长脉冲热波激励后采集到的红外原始热图中缺陷对比度低、缺陷边缘模糊等问题,本文提出了一种基于傅里叶变换、频域相位积分和保边滤波的红外序列图像处理方法,该算法首先对冷却时间段内采集到的红外原始热图进行消背景处理,再利用傅里叶变换将试样表面的红外辐射信息转化为相位信息,频域相位积分处理可以将不同频率下缺陷的相位信息整合至一幅相位积分图中,最后通过保边滤波器及自适应伽马变换对积分图像进行增强和量化。该算法克服了传统方法需要人工从多张频率或成分图中甄别出最优检测结果的缺点,并且可以消除加热不均匀的影响,改善缺陷的可视化。试验结果从定性和定量两个角度验证评估了该算法的有效性,并讨论了采集参数的影响。

**关键词** 长脉冲热像法; 傅里叶变换; 相位增强; 复合材料

中图分类号 O436

文献标志码 A

DOI: 10.3788/AOS231805

## 1 引言

随着材料科学和化学工艺技术的进步,复合材料得到了快速的发展,并广泛应用于航天航空、能源动力、船舶制造和汽车工业中。但是复合材料在制造和使用的过程中易产生脱粘、鼓泡、气孔、凹坑、裂纹、分层、夹杂等缺陷,这些缺陷严重影响复合材料的强度和刚度,并可能导致结构功能完全失效,故可靠的无损检测方法是评价复合材料质量的必要手段<sup>[1]</sup>。红外热成像无损检测技术是以红外辐射原理为基础,运用红外辐射分析方法对材料、设备等进行检测。其核心是利用不同形式的激励热源对物体表面进行加载,再根据物体表面的红外辐射信息即可推导出材料的均匀性和材料内部的结构,进而对其内部是否存在缺陷作出判断<sup>[2]</sup>。这种技术涉及信号调制与处理等相关领域,具有高效、非接触、全场检测等优点,为复合材料的无损检测提供了一种缺陷可视化手段<sup>[3-4]</sup>。

红外热成像无损检测技术根据激励热波的不同形式可分为脉冲热像法、锁相热像法、阶跃热波检测技术和长脉冲热波检测技术<sup>[5]</sup>。其中红外长脉冲热波检测技术(LPT)是利用卤素灯对物体表面进行数秒至数十秒的激励,并在冷却阶段采集大量红外热图以定性或定量地分析缺陷特性,由于使用成本较低且便于携带的卤素灯作为激励源,故此检测方法非常适合工业环境下的现场检测<sup>[6]</sup>。但由于器件设备本身及

其成像机理的影响,使其所采集的红外原始图像仍不够理想,性能没有得到充分体现<sup>[7]</sup>。大多表现为采集到的红外热像图中缺陷与无缺陷处的对比度较低、图像噪声较大、辐射分布不均匀、缺陷边缘模糊不清等,无法正常进行缺陷定位及尺寸测量<sup>[8-9]</sup>。因此对缺陷图像进行去噪、增强缺陷细节信息、提高缺陷边缘的对比度已成为国内外学者的研究重点。Bu等<sup>[10]</sup>开发了一种基于长脉冲激励的金属基复合材料缺陷识别方法,并采用多种信号处理算法和图像分割、边缘提取算法分析采集到的红外序列热图,结果表明,在给定测试参数相同的情况下,三种图像后处理算法均能够有效地提高信噪比,便于脱粘缺陷的定量评估。Wang等<sup>[11-12]</sup>利用多种序列图像处理算法对长脉冲激励和阶跃激励中采集到的红外热图进行处理,结果表明,绝对热对比度(ATC)法、热信号重构(TSR)法和主成分分析(PCA)法均有助于检测径深比较小的缺陷。

但目前现有的算法仍存在受热波横向扩散影响较大、检测灵敏度低等缺点<sup>[13]</sup>,所以需要进一步开展红外热波特征提取算法的研究,结合图像处理技术,降低外界环境因素的影响,提高复合材料检测结果的准确度<sup>[14]</sup>。为此,本文提出了一种基于离散傅里叶变换(DFT)的序列图像处理算法以提高缺陷的可视化程度,该算法首先对采集到的红外原始热图进行背景均匀化处理,再利用傅里叶变换和频

收稿日期: 2023-11-19; 修回日期: 2024-01-15; 录用日期: 2024-01-25; 网络首发日期: 2024-02-20

基金项目: 国家自然科学基金(12072184, 12002222)

通信作者: \*weiyanjie@stdu.edu.cn

域相位积分得到包含不同深度缺陷信息的积分图像,最后通过保边滤波器和自适应伽马变换对积分图像进行增强和量化,图像分割和边缘提取算法也被用来处理增强后的检测结果。试验将所提出算法应用至玻璃纤维复合材料(GFRP)层压板的检测中,并讨论了不同序列图像处理算法及采集参数设置的影响。

## 2 方法及原理

### 2.1 红外序列图像预处理

在卤素灯加热数秒至数十秒之后,红外热像仪开始采集物体表面红外辐射随时间的变化并以三维数据矩阵的形式存储至计算机中,采集过程如图 1 所示。在采集红外序列图像的过程中需要注意采集参数的确定,序列图像采集所涉及的参数包括采样总时间  $S$ 、采

集图像数  $N$  和红外热像仪的采样频率  $f_s$ , 三个参数之间的关系如下:

$$S = \frac{N}{f_s}. \quad (1)$$

只要确定其中的两个参数,另外一个参数随之确定,理论上采样频率应足够高,以捕捉试样表面热辐射的连续变化。采样总时间也应足够长以记录下不同深度的缺陷从出现到消失的完整过程,最大化地提高缺陷的信噪比,尤其是出现时间较晚、深度较大的缺陷。然而由式(1)可知,当  $S$  和  $f_s$  增大时,  $N$  也随之增大,则后续处理的离散数据点增多,需要更多的计算机内存和计算时间开销,这在实际情况中是不能接受的,所以需要合理调配  $S$  与  $f_s$  的最优值使缺陷的信噪比最高,根据后续 4.2 节的讨论,可确定本文试验的最优采样总时间  $S$  为 30 s, 采样频率  $f_s$  为 30 Hz。

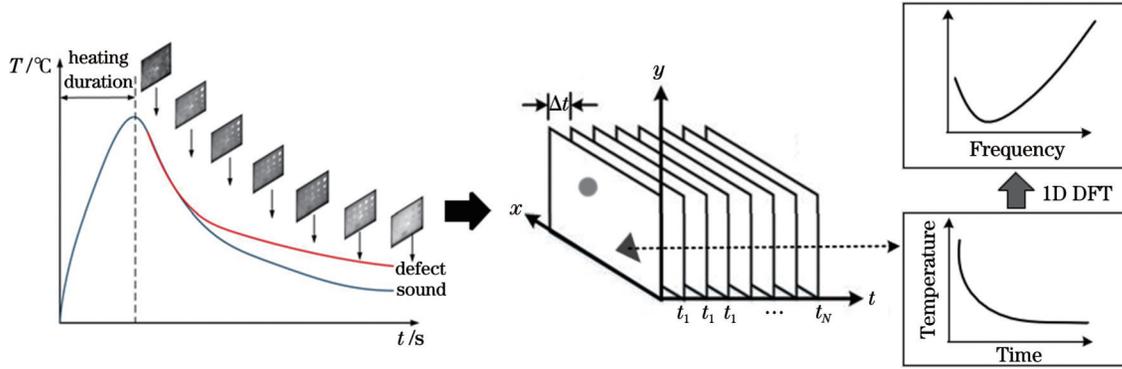


图 1 长脉冲热波激励后红外探测器采集到的红外图像序列及其 DFT

Fig. 1 Acquisition and DFT of infrared image sequence by infrared detector after long pulse thermal wave excitation

在采集原始红外序列图像之后,考虑到初始热辐射分布的不均匀性,首先要对其进行消背景处理。加热前需要设置一张参考背景图像,为了降低空间噪声,参考背景图像为热激励前 0.67 s 至 0 s 之间采集的 20 帧原始红外热图的平均值<sup>[15]</sup>,再从加热后的红外图像序列中减去该参考背景图像,以获得由长脉冲激励引起的物体表面实际红外辐射上升值  $\Delta T$ :

$$E_{i,j} = \frac{1}{20} \sum_{k=1}^{20} T'_{i,j}(k), \quad (2)$$

$$\Delta T_{i,j}(t) = T_{i,j}(t) - E_{i,j}, \quad (3)$$

式中:  $E_{i,j}$  为坐标  $(i, j)$  处像素的背景参考值;  $T'$  为加热前采集的红外辐射数据;  $T$  为加热后冷却阶段采集的红外辐射数据;  $t$  为冷却时间。利用式(2)和式(3)对序列热图中每一帧进行处理可有效降低非均匀加热的影响,有助于后续热信号重构算法的处理与分析,减去背景图像后还可以进一步采用对数多项式拟合的方法去除红外辐射在时间维度上的噪声,实现时空双方向去噪,对数多项式拟合算法将经过消背景处理后红外辐射数据的每一个像素点的离散信号用下式所示的对数多项式拟合成平滑曲线<sup>[12]</sup>:

$$\ln[\Delta T_{i,j}(t)] = a_0 + a_1 \ln(t) + a_2 \ln^2(t) + \dots + a_H \ln^H(t), \quad (4)$$

式中,  $H$  为拟合阶数。拟合后的曲线保留了原始热辐射信号的特征,同时可以滤除高频噪声,再利用式(5)将拟合后的曲线从对数域转化到时间域,即可以得到重构的热辐射信号,每个像素点随冷却时间变化的重构热辐射信号仅与  $a_0, a_1, a_2, \dots, a_H$  这  $H+1$  个系数相关,大大缩减了计算机内存消耗,提高了计算效率,本文设置  $H$  为 6<sup>[12]</sup>。

$$\Delta T_{i,j}(t) = \exp \left\{ \sum_{n=0}^H a_n [\ln(t)]^n \right\}. \quad (5)$$

### 2.2 相位提取与频域积分

在红外长脉冲热波成像无损检测中,施加的矩形脉冲热波不同于锁相技术中单一频率的调制热波,其频谱范围非常广,可以利用傅里叶变换算法提取热波信号的谐波分量信息。由于各个分量中相位数据的信噪比高于幅值数据和原始的红外辐射数据,特别有利于检测较深的缺陷,因此本文采用一维离散傅里叶变换逐像素地处理红外序列图像的每个像素点上的红外辐射量随时间维度的变化数据,将采集到的红外辐射

信号从时域转化到频域,如图 1 所示,进而得到红外相位数据<sup>[16]</sup>:

$$\phi_{i,j}(f_k) = \tan^{-1} \frac{\sum_{n=1}^N \Delta T_{i,j}(t_n) \cos(2\pi kn/N)}{\sum_{n=1}^N \Delta T_{i,j}(t_n) \sin(2\pi kn/N)},$$

$$n = 1, 2, \dots, N, \quad k = 1, 2, \dots, N, \quad (6)$$

$$t_n = (n-1)\Delta t, \quad \Delta t = \frac{1}{f_s}, \quad (7)$$

式中: $\phi(f_k)$ 是傅里叶变换后第  $k$  个频率分量的相位信息; $N$ 为红外序列图像总帧数; $\Delta T(t_n)$ 为  $t_n$ 时刻采集的由式(2)~(5)消背景处理及对数多项式拟合后的红外辐射数据; $\Delta t$ 是红外探测器的采集间隔; $f_s$ 是红外探测器的采集帧率。傅里叶变换后谐波分量的频率及满足 Shannon 采样定理的最大频率为

$$f_k = (k-1)\Delta f, \quad \Delta f = \frac{1}{\Delta t} \frac{1}{N-1} = \frac{f_s}{N-1}, \quad (8)$$

$$f_{\max} = \frac{f_s}{2} \left[ 1 - \frac{1}{(N-1)} \right], \quad (9)$$

式中: $f_k$ 是第  $k$  个谐波分量所对应的频率,构成了频率域的横坐标;每个频率分量的横坐标之间间隔为  $\Delta f$ ;最大频率的横坐标值为  $f_{\max}$ 。值得注意的是,研究表明不同深度缺陷与无缺陷区域的相位差曲线具有不同的峰值频率<sup>[17]</sup>。当缺陷较深时,相位差峰值较小,且对应的峰值频率较低,这是由于热波中较低频率的谐波分量扩散速度较慢,强度衰减也较慢,所以其热波扩散能力强,适合检测深度大的缺陷,这也意味着仅用单一频率的相位图像很难确定所有不同深度的缺陷。为了解决上述问题,本文提出了一种整合频谱范围内所有相位信息的改进方法,具体实施方案如下:

首先需要确定无缺陷区域的参考相位数据,对于内部缺陷尺寸较大的试样,在处理前可手动框选一个无缺陷区域  $A_{\text{sound}}$ ,并以此区域中所有像素点相位数据的均值作为参考相位数据,对各个频率分量下的相位图像重复进行此步骤,最终得到一组一维离散的参考相位数据。当缺陷面积相对于检测物体表面面积较小时,可以直接选择整个检测表面作为  $A_{\text{sound}}$ ,并计算内部所有像素点相位数据的均值作为参考相位数据<sup>[18]</sup>。此时面积较小的缺陷区域中的像素点数据对整体均值计算结果的影响较小,基本可以忽略不计。鉴于实际检测中第二种情况出现的概率较大,故本章选择整个检测表面作为  $A_{\text{sound}}$ ,参照以下公式计算参考相位数据:

$$\phi_{\text{ref}}(f_k) = \frac{1}{A} \sum_{(i,j) \in A_{\text{sound}}} \phi_{i,j}(f_k), \quad (10)$$

式中: $A$ 为  $A_{\text{sound}}$ 的像素面积; $\phi_{i,j}(f_k)$ 为通过式(3)计算得到的第  $k$  个频率分量对应的相位图中像素  $(i, j)$  的相位数据; $\phi_{\text{ref}}(f_k)$ 为计算得到的第  $k$  个频率分量的参考相位数据,可用于后续相位差的计算。

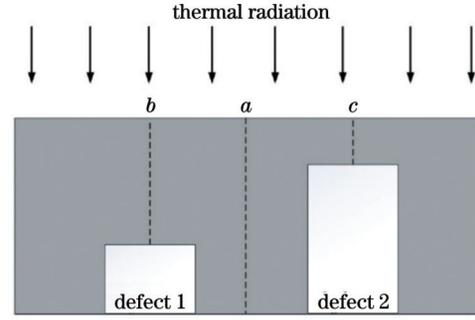


图 2 内部含不同深度缺陷的平板示意图

Fig. 2 Schematic of panel with internal defects at different depths

为了克服傅里叶变换分析法中单帧相位图无法检测到不同深度缺陷的缺点,可以利用相位差曲线在频率域中积分的方法整合所有频率分量下的相位信息。以图 2 中的平板为例,假设缺陷 1 和缺陷 2 均有 200 个计算点,无缺陷区域有 4000 个计算点,将所有 4400 个点的相位数据代入式(6)以计算参考区域相位数据  $\phi_{\text{ref}}(k)$ ,得到参考相位数据后,需要计算每个像素点(包括缺陷区域与无缺陷区域)的相位值与参考相位数据之差  $\Delta\phi$ :

$$\Delta\phi_{i,j}(f_k) = \phi_{i,j}(f_k) - \phi_{\text{ref}}(f_k). \quad (11)$$

图 3(a)为图 2 中点  $a, b, c$  的相位曲线及所有 4400 个点的平均值(参考相位曲线),由图 3(a)可知,参考相位数据是介于缺陷与无缺陷区域之间的,略小于无缺陷区域的相位且远远大于缺陷区域的相位。图 3(b)为利用式(11)计算的相位差数据,从图中可以观察到,缺陷 1 和缺陷 2 的相位差曲线积分面积要远远大于无缺陷区域的面积,且缺陷处积分的符号为负,无缺陷处积分后的符号为正。故利用相位差数据的积分能够有效改善缺陷的对比度,并进一步滤除相位数据中的噪声,提高积分图像的信噪比,最终重构出一幅包含不同深度缺陷信息的相位积分图像。从而避免了人为选择最佳相位图的不确定性,提高了检测效率,相位积分图像中每个像素点的值可通过下式计算得到:

$$I_{i,j} = \int_0^{f_{\max}} \Delta\phi_{i,j} df = \sum_{f_k=0}^{f_k=f_{\max}} \Delta\phi_{i,j}(f_k). \quad (12)$$

### 2.3 基于保边滤波器的图像增强与量化

由于相位积分图像中的数据精度较高,需要量化为 8 位灰度图像以显示在计算机等设备上,但传统的线性拉伸处理会自动忽略掉很多图像细节和缺陷信息<sup>[19]</sup>。针对上述问题,本文提出了一种红外相位图像的细节增强算法。该方法包括图像分离和增强两个步骤,然后采用局部自适应伽马算法进行校正。

首先将所要处理的相位积分图像拉伸扩展至  $M$  位数据(一般为 14 或 16 数据)以获取较高的图像精度,再采用引导滤波的处理方法从相位图像中提取缺陷的细节边缘。利用导向图像可以增强缺陷的边缘,提高

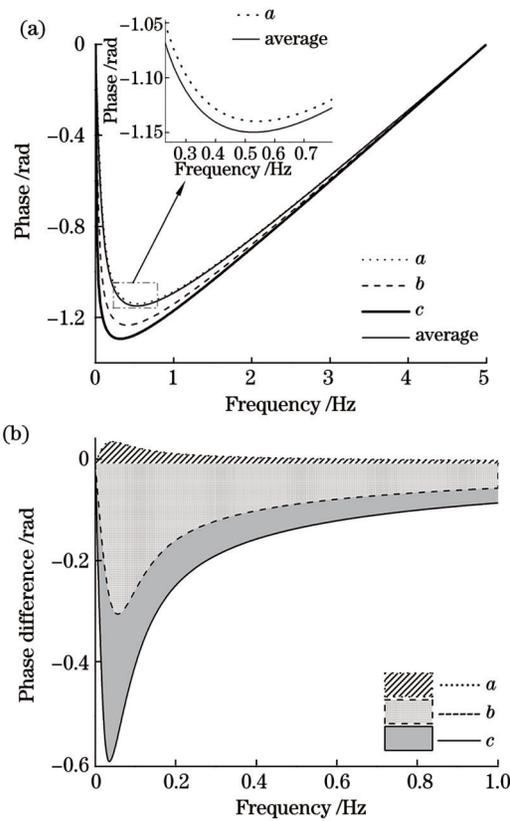


图 3 仿真试验结果。(a)各点的相位数据及参考相位数据；  
(b)各点的相位差曲线与对应的积分区域  
Fig. 3 Simulation test results. (a) Phase data and reference phase data at corresponding points; (b) curve of phase difference at each point and corresponding integrated regions

缺陷在相位图像中的对比度。导向图像通常被认为是输入相位图像  $I$  本身。因此,傅里叶变换得到的相位图像可以被分离为两部分,即背景图像  $B$  和细节图像  $D$ 。图像  $B$  和  $D$  的定义如下:

$$B = a \cdot I + b, \quad (13)$$

$$D = I - B, \quad (14)$$

式中:  $B$  和  $D$  分别为背景层图像与细节层图像;  $a$  和  $b$  是导向滤波的线性系数图像。将  $I$  分离成  $D$  与  $B$  之后,下一步是对细节层  $D$  的增强处理,因为引导滤波中的线性系数矩阵  $a$  在无缺陷区域处接近于零而在缺陷边缘处较大,能很好地反映出图像中的缺陷分布,所以可利用  $a$  作为掩模与细节层图像  $D$  点乘,进而实现对细节层中缺陷及其边缘的增强,如下式所示:

$$D' = a \cdot D, \quad (15)$$

式中,  $D'$  为增强之后的细节图像。再将  $D'$  与  $B$  相加即可得到缺陷增强后的相位积分图像  $O$ :

$$O = D' + B. \quad (16)$$

最后利用自适应伽马校正算法对增强后的相位积分图像  $O$  的对比度和亮度进行调整并最终量化为 8 位灰度图像,以便于可视化。长脉冲红外序列图像的处理流程如图 4 所示。

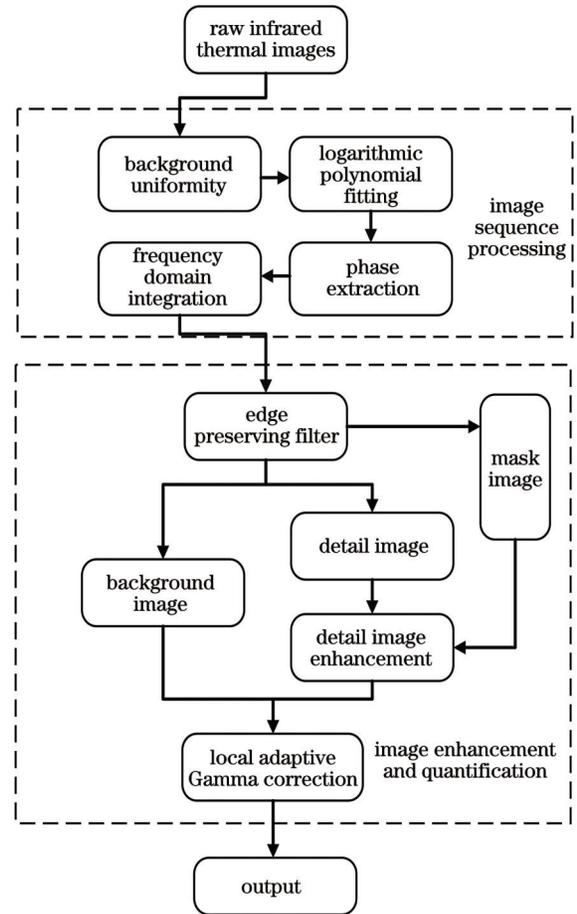


图 4 长脉冲红外成像序列图像处理流程  
Fig. 4 Flow chart of image sequence processing method for long pulse thermography

### 3 试验及结果

#### 3.1 检测试样及试验设备

本文的检测试样为一块尺寸为  $200 \text{ mm} \times 150 \text{ mm} \times 6 \text{ mm}$  的 GFRP 层压板,通过精密机加工在层压板上加工了总共 20 个直径和深度变化的圆形平底盲孔模拟分层缺陷,缺陷的直径分别为 5、10、15、20 mm,缺陷距试样表面的距离分别为 0.5、1.0、1.5、2.0、2.5 mm。缺陷分布情况如图 5 所示。检测前在试样表面均匀涂抹黑色的哑光漆以提高表面的能量吸收率和辐射率<sup>[15]</sup>。本文试验使用的检测设备为实验室自行研发的红外无损检测系统,如图 6 所示。系统主要由红外热像仪、热辐射加载系统、同步控制器、信号采集与分析单元组成。其核心装置为一台 IR-HiNet-H 非制冷长波红外热像仪,镜头焦距为 13 mm,口径为 F1.2,工作距离在 0.5~3 m 之间,图像分辨率为  $640 \times 512$ 。试验中将系统放置在检测试样正前方 1000 mm 处,长脉冲热加载时间为 10 s,采集频率设为 30 Hz,采集时间为 30 s。

#### 3.2 检测结果

长脉冲激励后,红外检测系统在不同时刻采集的

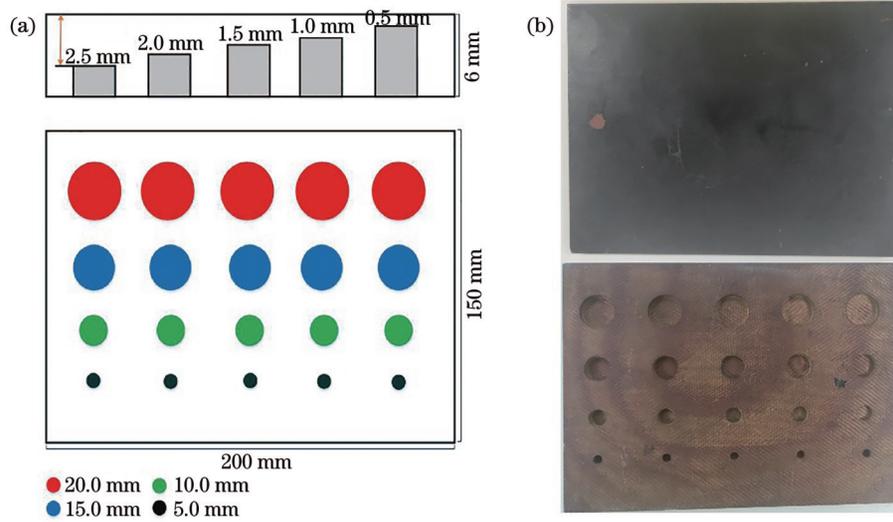


图5 GFRP 试样。(a) GFRP 面板缺陷分布示意图；(b) 试样的正反面  
Fig. 5 GFRP sample. (a) Schematic of defect distribution in GFRP panel; (b) front and rear surfaces of sample

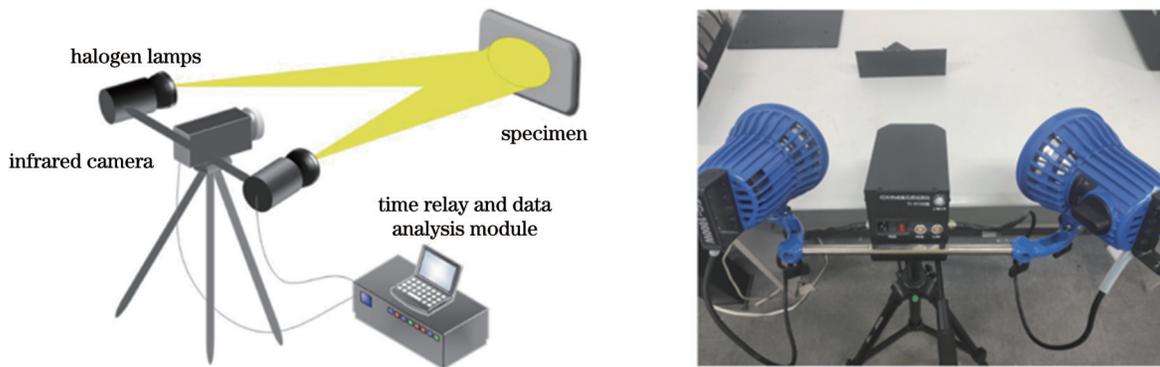


图6 自主研发的红外无损检测系统  
Fig. 6 Self-developed infrared non-destructive testing system

原始红外热图如图 7 所示。不同深度的缺陷在不同时间的对比度有明显的差异。如图 7(a)所示,在冷却初期,由于热传导时间较短,仅能观察到试样右边较浅的三列缺陷。随着冷却时间的增长,较深的缺陷也逐渐被探测到,但横向热传导的现象也越来越明显,较

小尺寸的缺陷受到的影响更为严重,极大地降低了尺寸为 5 mm 缺陷的对比度,如图 7(b)所示。最后试样表面会达到热平衡的状态,缺陷与无缺陷区域红外辐射逐渐趋于一致,难以辨识出缺陷位置,如图 7(c)所示。

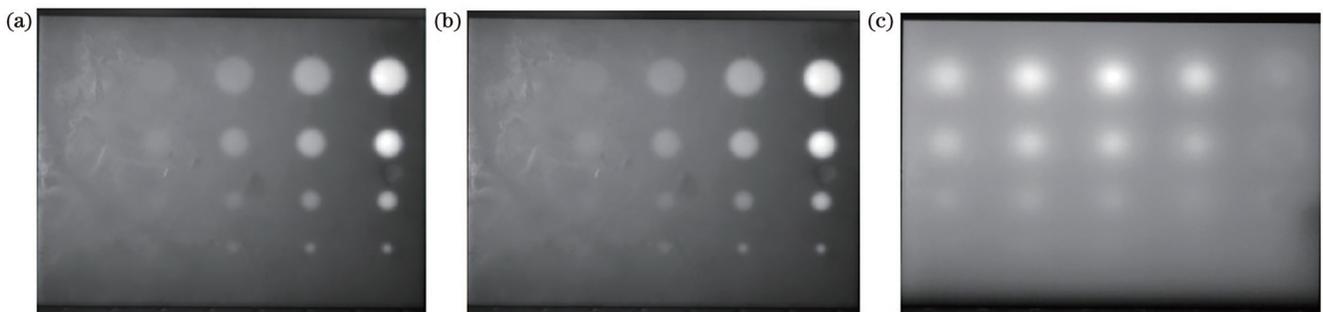


图7 不同时刻采集的原始红外热图。(a) 5 s; (b) 15 s; (c) 25 s  
Fig. 7 Raw thermal images captured at different times. (a) 5 s; (b) 15 s; (c) 25 s

红外无损检测会采集成百甚至上千张红外热图数据,人工探查出所有的缺陷信息十分困难,故本文提出的红外序列图像处理技术在实际检测中具有重要的意

义,试验在 30 s 的时间内采集 900 张红外热图并利用第 2 节提出的方法进行处理。图 8(a)是 GFRP 试样中缺陷与无缺陷处的相位曲线,缺陷区域为直径为 20 mm、

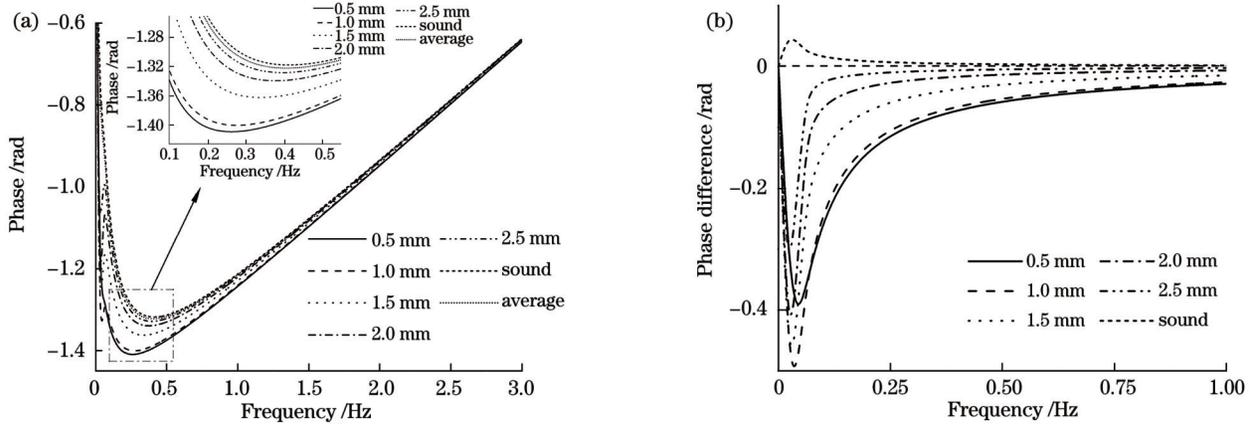


图 8 GFRP 试样的试验检测结果。(a)相位曲线;(b)相位差曲线

Fig. 8 Test results of GFRP sample. (a) Phase curves; (b) phase difference curves

深度为 0.5~2.5 mm 的 5 个缺陷中心,无缺陷区域为试样左下角 5×5 方框内所有的像素点,参考相位曲线是 GFRP 试样上所有像素点的平均值。由图可知,试验结果与图 3 的理论分析结果一致,无缺陷处的相位积分面积较小,且符号为正,缺陷处的相位积分面积较大,符号为负,这样可以最大化地整合不同深度缺陷的相位信息,扩大缺陷与无缺陷区域的差异,提高缺陷的对比度。

图 9 为不同频率下的相位图像,这些图像在利用傅里叶变换提取出相位值后即进行 2.3 节所述的图像增强与量化,并没有经过频域上的相位积分处理,在 0.019 Hz 的相位图中能够观察到最深为 2.5 mm 的缺陷,但右下角的两个较浅的缺陷对比度很低,缺陷边缘十分模糊,而在 0.039 Hz 和 0.078 Hz 的相位图像中,深

度为 2.5 mm 和 2.0 mm 的缺陷逐渐消失,但右下角深度为 0.5 mm 和 1.0 mm 的缺陷清晰可见,这些结果验证了仅用单一频率的相位图很难确定所有不同深度的缺陷这一理论。为了解决上述问题,试验利用 2.2 节所述的相位提取与频域积分,如图 9(d)所示,从图中可以清楚地观察到所有 20 个不同深度和尺寸的缺陷,且缺陷边缘清晰可见,这有利于后续的图像分割和边缘提取处理。对图 9(d)中的相位积分图像进行 K 均值聚类和 Sobel 算子处理的结果如图 10 所示,缺陷边缘信噪比高、连续且十分清晰,可用于缺陷的定量尺寸估计。估计方法为提取边缘图像中每个缺陷水平和垂直方向的最大像素距离并作均值,再根据像素与尺寸之间的比例关系换算为缺陷直径的测量值。表 1 显示了深度为 1.5 mm 的 4 个缺陷的直径测量结果,测量误

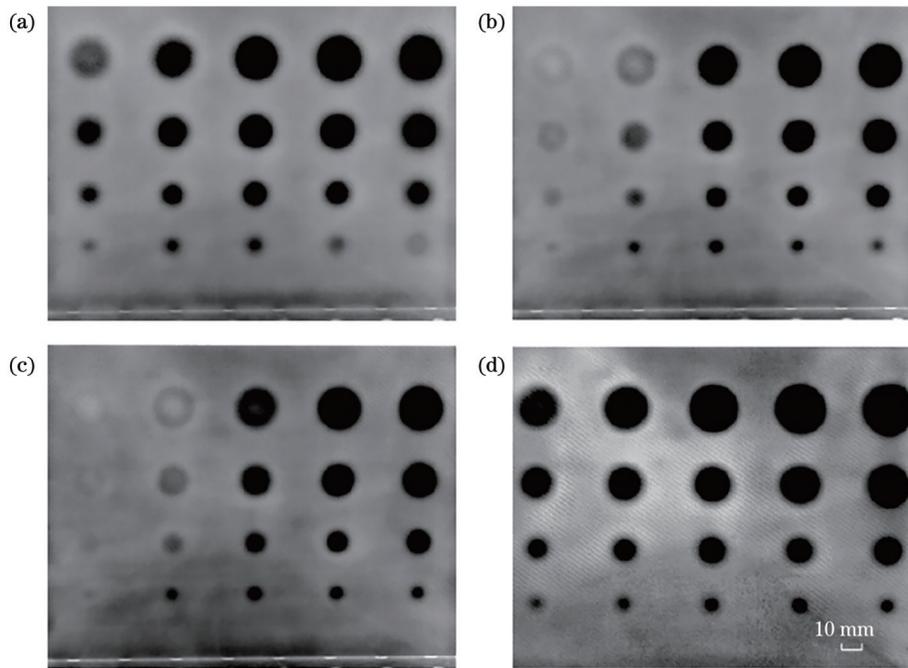


图 9 不同频率的相位图。(a) 0.019 Hz;(b) 0.039 Hz;(c) 0.078 Hz;(d) 相位积分图

Fig. 9 Phase images at different frequencies. (a) 0.019 Hz; (b) 0.039 Hz; (c) 0.078 Hz; (d) phase integrated image

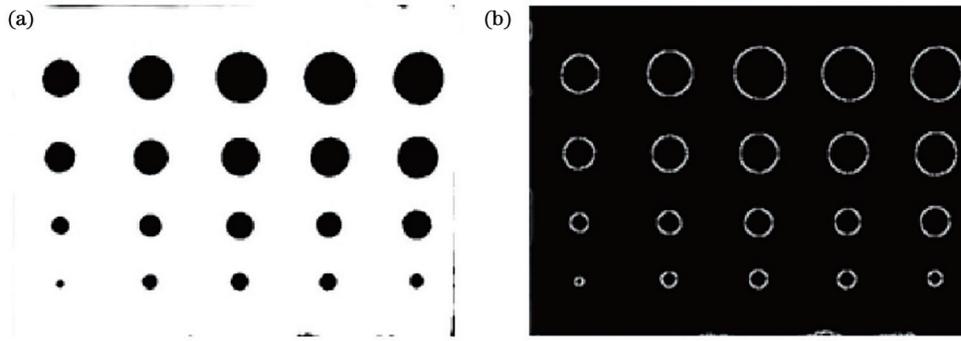


图 10 缺陷尺寸的测量图像。(a)图像分割;(b)边缘提取

Fig. 10 Images for size measurement of defects. (a) Image segmentation; (b) edge extraction

表 1 缺陷尺寸测量结果

Table 1 Measurement results of defect size

Defect	Measured /mm	Designed /mm	Error /%
1	5.2	5	4.0
2	9.9	10	1.0
3	15.2	15	1.3
4	20.5	20	2.2
			Average is 2.2%

差的平均值约为 2.2%，最大误差仅为 4%，这表明本文提出的算法能够有效准确地识别缺陷边缘。

## 4 分析与讨论

### 4.1 不同序列图像处理方法的比较

本文采用 ATC、TSR 和 PCA 等几种传统的热信号处理算法对采集时间为 30 s、采集频率为 30 Hz 的

外图像序列进行处理并与所提出的方法相比较以验证其有效性。ATC 法的处理结果如图 11(a)所示,深度分别为 0.5、1.0、1.5 mm 的缺陷比较容易观察到,但 2.0 mm 和 2.5 mm 深度的缺陷对比度极低,缺陷边缘非常模糊,严重影响缺陷尺寸的定量测量。图 11(b)为 TSR 法的处理结果,与 ATC 法相比,深度为 2.0 mm 的缺陷更加清晰,除了最左侧的一列深度为 2.5 mm 的缺陷外,剩余的缺陷均可以被检测到,但尺寸较小的缺陷仍存在边缘模糊的问题。PCA 法的第三主成分如图 11(c)所示,虽然所有缺陷均能够被识别,但中间的两列缺陷存在伪边缘和光晕的问题。采用本文算法处理后的结果如图 11(d)所示,该方法能够改善缺陷的对比度,有效地抑制背景噪声,提高缺陷边缘的清晰度。4 种方法的检测图像中 10 mm 直径缺陷与无缺陷区域灰度差绝对值的水平轮廓曲线如图 12(a)所示,5 个缺陷的灰度差绝对值均在图 9(d)中达到最大,即

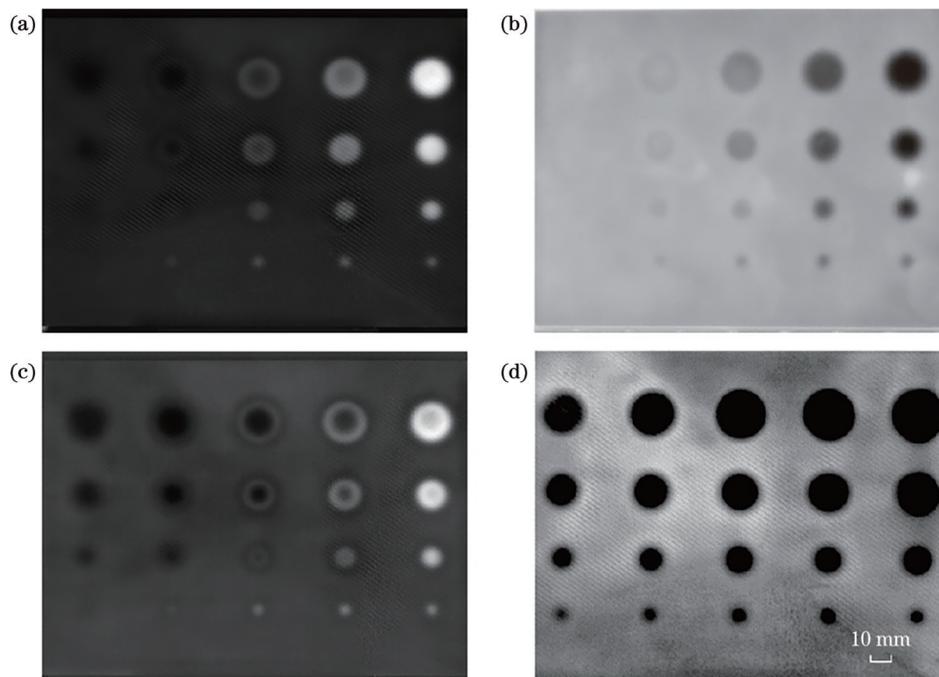


图 11 不同算法的处理结果。(a) ATC;(b) TSR;(c) PCA;(d)本文算法

Fig. 11 Detection results with different algorithms. (a) ATC; (b) TSR; (c) PCA; (d) proposed method

使是深度为 2.5 mm、尺寸为 5 mm 的缺陷也能够获得较高的对比度,这表明该方法能够有效准确地识别缺陷及其边缘。

为了定量评价不同热信号处理算法,需要对各检测图像的信噪比(SNR)进行分析,信噪比的计算公式<sup>[19]</sup>为

$$R_{SN} = \frac{|S_{\text{defect}} - S_{\text{sound}}|}{\sigma_{\text{sound}}}, \quad (17)$$

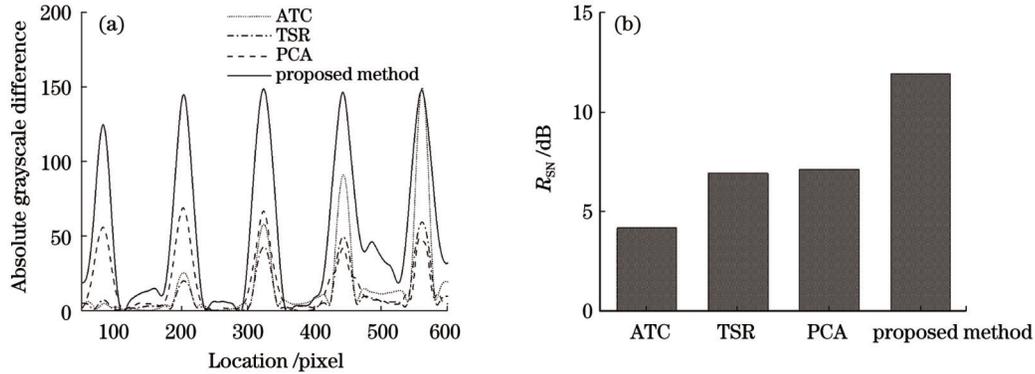


图 12 不同算法的定量评估。(a)缺陷水平方向的灰度差绝对值;(b)信噪比

Fig. 12 Quantitative evaluation of different algorithms. (a) Absolute grayscale difference profiles in horizontal line of defects; (b) SNR

#### 4.2 红外序列图像最优采集参数的确定

根据式(1)可知,红外序列图像的采集参数主要包括采样总时间  $S$  及采样频率  $f_s$ ,首先需要确定最小的采样总时间  $S$  以保证能覆盖所有缺陷的出现时间,图 13(a)为深度不同的 5 个缺陷表面温度差随时间的变化关系,随着缺陷深度的增加,缺陷与无缺陷处的温差峰值也逐渐减小导致较深的缺陷信噪比较低,且较深缺陷的最大温差峰值出现的时刻较晚,所以总的采样时间  $S$  至少应涵盖最深缺陷最大温差峰值出现的时刻,故本文设置采集时间为 30 s。在确定了参数  $S$  之后,即考虑采样频率  $f_s$  的选取,如图 13(b)所

式中:  $S_{\text{defect}}$  和  $S_{\text{sound}}$  分别为缺陷区域与无缺陷区域的灰度平均值;  $\sigma_{\text{sound}}$  是无缺陷区域灰度值的标准差。图 12(b)为不同热信号处理算法中所有缺陷  $R_{SN}$  的平均值,可以发现长脉冲激励配合本文提出的后处理方法可以得到最高的  $R_{SN}$ ,且兼具设备便携和成本低的优点,更适合应用于实际的工业无损检测。

示,缺陷处的信噪比在采样频率增加到 30 Hz 时趋于稳定,即使继续增大采样频率,缺陷信噪比也不会提高。所以在检测时,首先要设置采样总时间  $S$  的范围,保证最大深度缺陷的检测要求,然后根据检测试样的热性质选择合理的采集帧率。图 14 是不同采样频率下的检测结果,可以发现,在 30 Hz 的检测图像中,所有的 20 个缺陷都清晰可见,但在较低采样频率的检测图像中,深度较大的缺陷边缘模糊,对比度较低。所以对于 GFRP 试样,由于其热传导系数较低,为了兼顾计算效率和检测效果,采样频率设置为 30 Hz 即可。

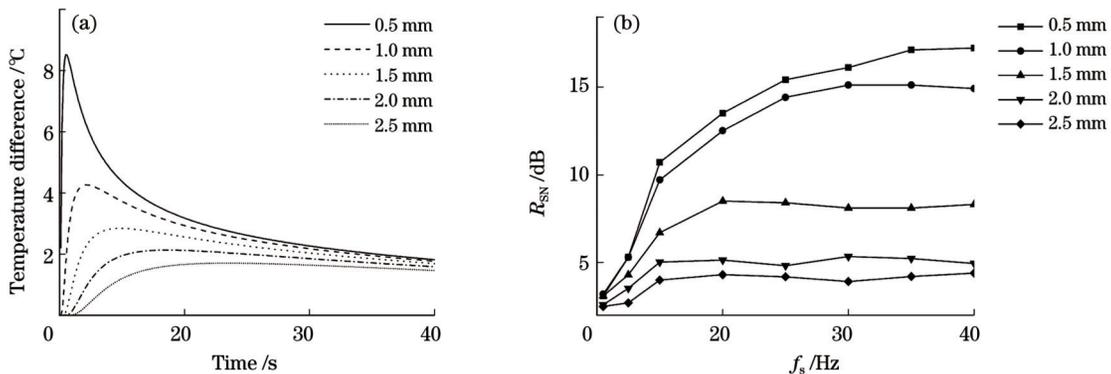


图 13 缺陷与无缺陷区域的试验结果。(a)温度差随时间的变化;(b)信噪比随采样频率的变化

Fig. 13 Test results of defective and sound regions. (a) Variation of temperature difference with time; (b) variation of  $R_{SN}$  with sampling frequency

## 5 结 论

本文提出了一种新颖的热信号处理技术,该技术包括傅里叶相位分析、频域相位积分和保边滤波处理,

适用于处理长脉冲热波检测采集到的红外序列热图。试验使用自主研发的红外检测系统对 GFRP 层压板中不同尺寸与深度的平底孔缺陷进行检测,处理得到的缺陷对比度高,边缘清晰,可以精确地测量缺陷尺寸,

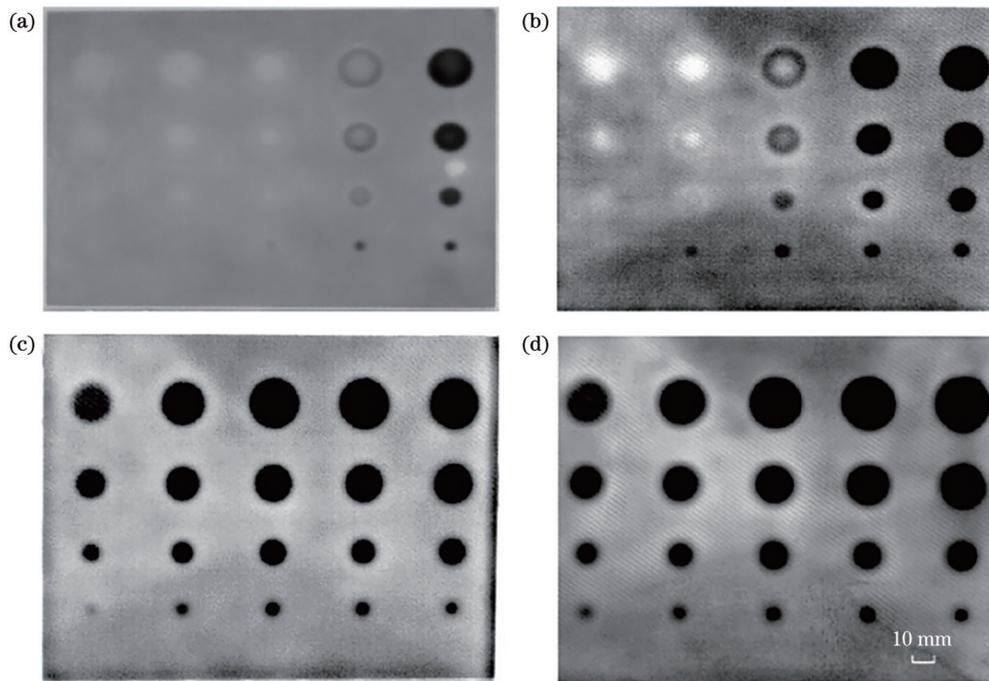


图 14 不同采样频率下的检测结果。(a) 1 Hz; (b) 5 Hz; (c) 10 Hz; (d) 30 Hz

Fig. 14 Detection results at different sampling frequencies. (a) 1 Hz; (b) 5 Hz; (c) 10 Hz; (d) 30 Hz

平均误差仅为 2.2%，这些结果表明，本文提出的方法对热传导性能较差的复合材料缺陷损伤识别效果显著。试验还讨论了不同序列图像处理算法及采集参数的影响，确定了最佳的采集时间和采集频率，以平衡计算效率和检测效果。

#### 参 考 文 献

- [1] 喻星星, 曹艳, 朱颖, 等. 碳纤维复合材料常见缺陷涡流检测试验分析[J]. 无损探伤, 2020, 44(4): 24-27.  
Yu X X, Cao Y, Zhu Y, et al. Eddy current testing analysis of common defects in carbon fiber composites[J]. Nondestructive Testing Technology, 2020, 44(4): 24-27.
- [2] Wang M L, Gao B, Wu T L, et al. Defect depth retrieval method based on nonlinear transformation for pulsed thermographic inspection[J]. International Journal of Thermal Sciences, 2020, 149: 106196.
- [3] 聂磊, 刘江林, 张鸣, 等. 基于主动红外激励的硅通孔内部多缺陷分类与定位[J/OL]. 激光与光电子学进展: 1-15[2024-01-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20230920.1827.082.html>.  
Nie L, Liu J L, Zhang M, et al. Multi-defect classification and localization of through-silicon vias based on active infrared excitation[J/OL]. Laser & Optoelectronics Progress: 1-15[2024-01-03]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20230920.1827.082.html>.
- [4] 卜迟武, 刘涛, 李锐, 等. 光伏电池缺陷红外热成像检测与图像序列处理[J]. 光学学报, 2022, 42(7): 0711002.  
Bu C W, Liu T, Li R, et al. Infrared thermography detection and images sequence processing for defects in photovoltaic cells [J]. Acta Optica Sinica, 2022, 42(7): 0711002.
- [5] He Y Z, Deng B Y, Wang H J, et al. Infrared machine vision and infrared thermography with deep learning: a review[J]. Infrared Physics & Technology, 2021, 116: 103754.
- [6] 王从嗣, 陶宁, 张群喜, 等. 方波激励红外热像法在墓室壁画上的检测研究[J]. 光学学报, 2021, 41(16): 1611002.  
Wang C S, Tao N, Zhang Q X, et al. Nondestructive detection of murals in tombs by square-heating thermography[J]. Acta Optica Sinica, 2021, 41(16): 1611002.
- [7] 唐玉俊, 周晓莹, 倪歆玥, 等. 红外探测灵敏度自适应优化方法研究[J]. 中国激光, 2022, 49(21): 2110001.  
Tang Y J, Zhou X X, Ni X Y, et al. Research on adaptive optimization method for infrared detection sensitivity[J]. Chinese Journal of Lasers, 2022, 49(21): 2110001.
- [8] de Oliveira B C F, Nienheysen P, Baldo C R, et al. Improved impact damage characterisation in CFRP samples using the fusion of optical lock-in thermography and optical square-pulse shearography images[J]. NDT & E International, 2020, 111: 102215.
- [9] 郝柏桥, 范玉刚, 宋执环. 基于深度迁移学习的脉冲涡流热成像裂纹缺陷检测[J]. 光学学报, 2023, 43(4): 0415002.  
Hao B Q, Fan Y G, Song Z H. Deep transfer learning-based pulsed eddy current thermography for crack defect detection[J]. Acta Optica Sinica, 2023, 43(4): 0415002.
- [10] Bu C W, Sun Z H, Tang Q J, et al. Thermography sequence processing and defect edge identification of TBC structure debonding defects detection using long-pulsed infrared wave non-destructive testing technology[J]. Russian Journal of Nondestructive Testing, 2019, 55(1): 80-87.
- [11] Wang Z J, Zhu J Z, Tian G Y, et al. Comparative analysis of eddy current pulsed thermography and long pulse thermography for damage detection in metals and composites[J]. NDT & E International, 2019, 107: 102155.
- [12] Wang Z J, Tian G Y, Meo M, et al. Image processing based quantitative damage evaluation in composites with long pulse thermography[J]. NDT & E International, 2018, 99: 93-104.
- [13] Zhu J G, Mao Z Z, Wu D L, 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.
- [14] 卜迟武, 赵博, 刘涛, 等. CFRP/Al 蜂窝结构缺陷巴克编码热波检测及匹配滤波[J]. 红外与激光工程, 2021, 50(10): 20210050.  
Bu C W, Zhao B, Liu T, et al. Barker coded thermal wave detection and matched filtering for defects in CFRP/Al honeycomb structure[J]. Infrared and Laser Engineering, 2021,

- 50(10): 20210050.
- [15] Zhang Y Z, Zhang K Z, Wang W J, et al. Effect of background subtraction on defect detection in thermographic signal reconstruction coefficient images[J]. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 2022, 41(2): 44.
- [16] Ishikawa M, Ogasawara N, Yamada H, et al. Reducing inspection time of pulse phase thermography by using phase data at higher frequency range[J]. *Infrared Physics & Technology*, 2018, 92: 53-59.
- [17] Ibarra-Castanedo C, Avdelidis N P, Grinzato E G, et al. Quantitative inspection of non-planar composite specimens by pulsed phase thermography[J]. *Quantitative InfraRed Thermography Journal*, 2006, 3(1): 25-40.
- [18] Poelman G, Hedayatrasa S, Segers J, et al. Adaptive spectral band integration in flash thermography: enhanced defect detectability and quantification in composites[J]. *Composites Part B: Engineering*, 2020, 202: 108305.
- [19] Wei Y J, Su Z L, Mao S S, et al. An infrared defect sizing method based on enhanced phase images[J]. *Sensors*, 2020, 20(13): 3626.

## Processing Method of Infrared Sequence Images Based on Long Pulse Thermal Excitation

Wei Yanjie<sup>1,2\*</sup>, Xiao Yao<sup>1</sup>

<sup>1</sup>*Department of Engineering Mechanics, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, Hebei, China;*

<sup>2</sup>*State Key Laboratory of Mechanical Behavior and System Safety of Traffic Engineering Structures, Shijiazhuang Tiedao University, Shijiazhuang 050043, Hebei, China*

### Abstract

**Objective** Defects such as debonding, bulges, pores, pits, delaminations, and inclusions in composites are common during manufacture and service. They not only reduce strength and stiffness but also fail structures. Reliable non-destructive testing methods are required to assess the quality of composite materials. Long pulse thermography (LPT) is a full-field, non-contact, and non-destructive testing method based on image visualization that provides an efficient way to assess the defect quality. However, the defect visibility of LPT can be compromised by various factors such as experimental conditions, heat intensity, inherent material properties, and noise. The LPT effectiveness is constrained by fuzzy edges and low-contrast defects. Consequently, enhancing defect visibility via signal processing methods is crucial for inspecting defects in composite materials using LPT. Thus, we propose an infrared image sequence processing method that utilizes Fourier transform, phase integration, and edge-preserving filters to enhance the quality of LPT detection results for composite materials. Meanwhile, a few latent variables that better reflect the defect information inside the specimen are proposed by transforming the temperature information of the surface during the cooling period. These variables can eliminate the influence of uneven heating and improve defect visualization. This method enables clear delineation of defect edges and accurate measurement of defect sizes. Our approach and findings are expected to contribute to qualitative and quantitative measurements in the non-destructive testing of composite structures.

**Methods** We propose a novel infrared image sequence processing algorithm to enhance the defect visibility of LPT. This approach comprises four steps of background uniformity processing, phase extraction, frequency domain integration, and image quantization. Initially, thermal data is acquired after a square pulse heating period and subsequently pre-processed to eliminate the inhomogeneity of the initial temperature distribution. Subsequently, phase Fourier analysis is conducted to extract the phase information related to defects of varying depths and sizes. Next, the phase difference between defect and sound regions is pixel-wise integrated along frequencies to integrate defect information into a new image. Lastly, the integrated phase image transforms into an 8-bit visual image by applying edge-preserving filters and local adaptive Gamma correction.

**Results and Discussions** To evaluate the effectiveness of the proposed method, we conduct an experiment using a glass fiber reinforced polymer (GFRP) panel and compare it with various thermal signal processing methods. The efficacy of the proposed method is substantiated via qualitative and quantitative analysis, with the influence of acquisition parameters additionally discussed. Figure 7 illustrates the raw infrared images captured in different instances. The defects with deep depths have low contrast and fuzzy edges. The phase images processed by background uniformity and Fourier transform are depicted in Figs. 9(a)–9(c). The visibility of defects in these phase images is improved compared to the raw images. However, the deeper defects are more obvious in the phase images at low frequencies and vice versa. It is challenging to identify all defects at various depths using only phase images at a single frequency. To this end, the frequency domain

integration method is utilized to amalgamate the phase information of all defects, and subsequently, the resulting phase integration image is enhanced and quantified. The processed results are presented in Fig. 9(d), where all 20 defects of various depths and sizes are distinguishable. The edges of the defects are visible, which facilitates subsequent image segmentation and edge extraction processing for accurate defect size measurement. Additionally, three traditional thermal signal processing algorithms of absolute thermal contrast, thermographic signal reconstruction, and principal component analysis are also compared. Figures 11 and 12 highlight the superiority of the proposed method from qualitative and quantitative perspectives respectively. Analyzing the variations in temperature difference over time and the signal-to-noise ratio across various sampling frequencies (Fig. 13) allows for determining the optimal acquisition time of 30 seconds and a sampling frequency of 30 Hz, striking a balance between computational efficiency and detection effectiveness.

**Conclusions** We employ a homemade infrared non-destructive testing system utilizing LPT for the experiments. A method for processing infrared image sequences based on Fourier transform, phase integration, and edge-preserving filters is developed to mitigate the influence of uneven heating and enhance the contrast of defects. The inspection results of the GFRP panel demonstrate that phase signals can offer more information about defects, and integrating phase information across all frequencies significantly enhances detection performance compared to a fixed-frequency signal phase image. Meanwhile, the accurate defect size measurement in segmented images further validates the reliability of the proposed method. An important advantage of this method is that fewer parameters should be determined, specifically the optimum sampling time and frame rate. Other data dimensionality reduction techniques such as ATC, TSR, or PCA can yield multiple principal component images requiring human visual interpretation. In contrast, the proposed method generates a single optimal detection image, which significantly amplifies the detection automation. Finally, our study provides guidance for practical non-destructive inspection of composite structures.

**Key words** long pulse thermography; Fourier transform; phase enhancement; composite materials