

文章编号:1001-5078(2022)05-0714-07

· 红外技术及应用 ·

红外序列图像的主成分分析算法研究

董毅旺¹, 朱笑¹, 洪康¹, 袁丽华¹, 郭永良², 高晓³

(1. 南昌航空大学无损检测教育部重点实验室,江西 南昌 330063; 2. 中车株洲电力机车有限公司,湖南 株洲 412001;
3. 中国航发沈阳黎明航空发动机有限责任公司,辽宁 沈阳 110043)

摘要:采用主动式红外热成像检测材料缺陷,在控制外界环境影响因素的前提下,实验研究并分析了热激励时间和探测距离两个检测因素的影响。同步采集得到最佳参数下玻璃钢平底孔试块的红外热图像序列。主动式红外无损检测通常获得包含数百帧图的红外序列,为了获取反映整个图像序列的主要信息,采用了主成分分析算法(principal component analysis, PCA)对图像序列进行处理。首次探究了融合区间对PCA算法处理结果的影响,提出了可依据温差峰值下降的百分数来选择融合区间,并对处理结果进行了主客观的对比评价分析。研究结果表明当温差峰值下降到80%时,选择大于该值对应的序列图像帧数作为融合区间时,PCA处理的效果最佳。最后探讨了PCA处理中减少红外镜头反光等影响因素的策略。

关键词:红外无损检测;平底孔;红外图像序列;主成分分析

中图分类号:TH742 文献标识码:A DOI:10.3969/j.issn.1001-5078.2022.05.014

Research on principal component analysis algorithm for infrared image sequence

DONG Yi-wang¹, ZHU Xiao¹, HONG Kang¹, YUAN Li-hua¹, GUO Yong-liang², GAO Xiao³

(1. Key Laboratory of Nondestructive Test (Ministry of Education), Nanchang Hangkong University, Nanchang 330063, China;
2. CRRC Zhuzhou Locomotive Co., Ltd., Zhuzhou 412001, China;
3. AECC Shenyang Liming Aero-Engine Co., Ltd., Shenyang 110043, China)

Abstract: In this paper, active infrared thermography is used to detect material defects. Under the premise of controlling the influence of the external environment, the effects of two detection factors, thermal excitation time and the detection distance, are experimentally studied and analyzed. The infrared image sequence of the glass fiber reinforced plastic test block with flat bottom holes under the best parameters is acquired synchronously. The infrared image sequence usually contains hundreds or thousands of frames of images. In order to obtain the main information representing the entire image sequence, the principal component analysis algorithm (PCA) is used to process the image sequence. The influence of the fusion interval on the processing results of the PCA algorithm is explored for the first time, and the fusion interval can be selected according to the percentage of the temperature peak drop. The objective and subjective comparative evaluation and analysis of the processing results are also made. The experimental results show that when the peak temperature difference drops to 80%, selecting the sequence image frame number greater

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 51865038);江西省研究生创新专项资金项目(No. YC2020-S547);
南昌航空大学“三小”项目资助。

作者简介:董毅旺(1998-),男,本科,主要研究方向为无损检测。E-mail:1263023955@qq.com

通讯作者:袁丽华(1970-),女,博士,副教授,主要研究方向为红外无损检测。E-mail:lihuayuan@nchu.edu.cn

收稿日期:2021-08-10;修订日期:2021-09-30

than this value as the fusion interval, the PCA processing has the best effect. Finally, the strategy is discussed to reduce the influence factors, such as the reflection of the infrared lens, in PCA processing.

Keywords: infrared nondestructive testing; flat bottom hole; infrared image sequence; principal component analysis

1 引言

红外热成像检测技术(infrared thermo-graphy, IRT)作为一种新型无损检测方法,因非接触、速度快、探测面广等技术优势被广泛应用于复合材料的结构健康检测^[1-3]。然而,由于热成像技术的成像机制、热扩散效应、表面发射率以及外场环境等诸多因素的影响,其成像结果往往存在对比度低、细节模糊等问题。因此,基于红外热图像的数字化处理是缺陷特征提取的关键。为有效地降低背景中的热噪声、加热不均等不利因素的影响,进而显著提升热图像的信噪比和缺陷的可识别性,相关研究学者提出了诸多红外热图像序列增强方法。绝对热对比度(absolute thermal contrast, ATC)^[4]、热信号重构(thermographic signal reconstruction, TSR)^[5]、独立成分分析(independent component analysis, ICA)^[6-7]、奇异值分解(singular value decomposition, SVD)^[8]、快速傅里叶变换(fast Fourier transform, FFT)^[9]、主成分分析(principal component analysis, PCA)是常用的提升缺陷检测精度和效率的红外数据后处理方法。为探究以上算法的图像增强效果,Bu等人^[10]针对金属纤维层合板脱粘缺陷采用长脉冲热成像,通过TSR、FFT、PCA三种算法对原始红外数据处理,结果表明PCA算法处理后的缺陷特征图像信噪比最高,可以滤除干扰噪声,减少冗余信息,提高缺陷的检测能力。同时第一主成分的缺陷特征信息丢失最少,缺陷边缘定位精度高,缺陷检测效果最优。Wang等人^[11]针对玻璃纤维增强型复合材料的红外热图像序列采用ATC、FFT、TSR和PCA四种热信号处理算法进行增强。图像处理结果表明针对不同埋深的脱粘缺陷,主成分分析算法处理后缺陷识别率最高。Wang等人^[12]采用差动扩散激光红外热成像检测技术对碳纤维板分层缺陷和冲击损伤进行检测,对获取的红外序列进行帧间差分预处理,并采用FFT和PCA进行图像增强,成像结果表明PCA处理后的缺陷对比度和检测灵敏度更高。此外,Lei^[13]、Liu^[14]、Zhang^[15]等人针对复合材料分层、夹杂、冲击等多种损伤得到的红外热成像序列进行了后处理算法对比,均表明主成分分析算法在提升图像信噪比

和缺陷的识别能力上具有较大的技术优势。因此PCA算法是红外序列图像增强过程中关键的技术方法之一。

同时为了提升PCA算法的鲁棒性,部分学者提出相关改进算法。Tang等人^[16]针对复合材料缺陷的红外热图像采用马尔科夫算法对红外序列进行重构,并基于主成分分析算法对原始复杂数据进行降维处理,定量分析结果表明此方法有效消除了背景噪声和冗余信息,提升了特征图像的信噪比和材料缺陷的识别效果。Liang等人^[17]提出一种结合小波变换和主成分分析的多尺度统计分析方法,将多维的原始数据转化为多幅特征图像,并对冗余信息进行了分离,依据算法的多尺度特性和小波重构方法可以有效探测4J的低速冲击损伤。周建民等人^[18]采用主成分分析算法对平底孔缺陷的红外图像进行处理,并结合PNN神经网络实现了高精度的缺陷识别,提高了图像的信噪比并消除了热量不均效应。

目前主成分分析在红外序列增强处理中依然存在较大的研究空间,核心影响因素之一在于最优融合区间的选取。针对上述问题,本文采用主动式红外成像检测方法对含有平底孔缺陷的玻璃纤维增强型复合材料进行试验研究。采用主成分分析算法对最优试验参数下的红外序列进行数据增强处理,探究序列融合区间对PCA重构效果的影响,依据分析结果提出一种基于温差峰值下降区间的最优融合区间选取方法,并以熵、均方根误差、峰值信噪比三种图像信息特征参数为指标进行定量分析。

2 红外无损检测系统与试块

2.1 红外无损检测系统

红外无损检测系统由热激励系统、图像采集系统、数据同步采集系统、数据处理系统四个部分组成。其整体结构如图1(a)所示,实物图如图1(b)所示,为德国Infra Tec生产的主动式红外检测系统。热激励源由4盏500 W的卤素灯构成,分别位于激励箱的4个底角,保证被测试块所受热激励的均匀性。激励箱为封闭的铝箱,以减少外场环境的影响。

将被测试块置于激励箱内,由卤素灯激发的热流持续激励在被测物体表面,同时材料内部产生热

传导效应,此信号最终以红外热辐射的形式被热像仪所接收。探测距离、采集频率、热激励源的激励时间等参数根据实验需求进行调节。

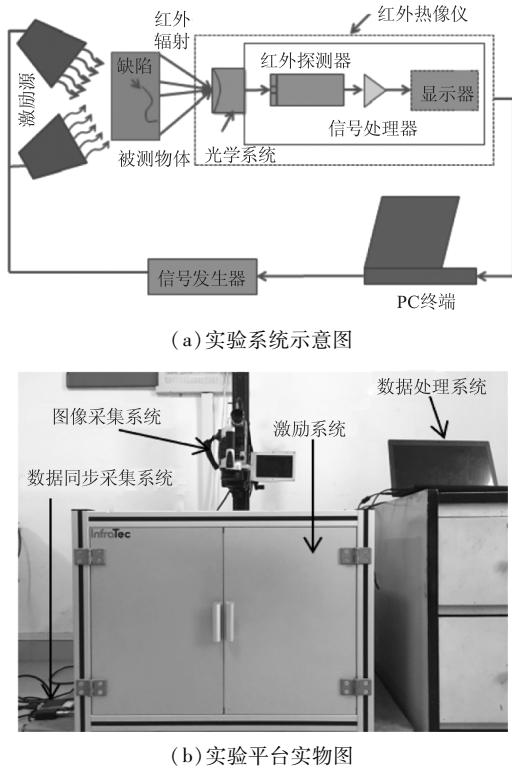


图 1 红外无损检测系统

Fig. 1 Infrared non-destructive testing system

2.2 实验试块

试验的检测对象为玻璃纤维增强型复合材料,其规格为 $300 \text{ mm} \times 200 \text{ mm} \times 10 \text{ mm}$ 。人工制备 6 个直径为 20 mm 的盲孔缺陷,埋深分别为 9 mm、8 mm、7 mm、6 mm、5 mm、4 mm,按顺时针方向依次标记为 1~6,如图 2 所示。

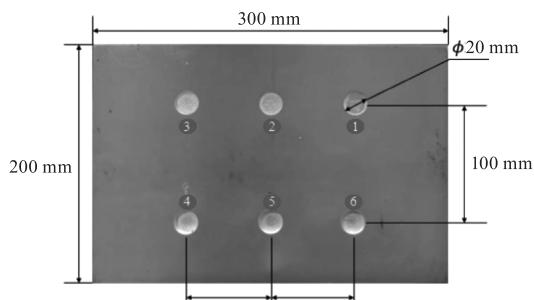


图 2 玻璃钢平底孔试块

Fig. 2 The glass fiber reinforced plastic test block with flat bottom holes

3 实验的影响因素探究

红外热成像检测过程中,探测距离、激励时间、采集频率、外场环境等实验因素对缺陷识别结果有较大影响。针对本文所采用的检测系统,此次对激

励时间和探测距离两个主要影响因素进行探究。

3.1 激励时间的影响

由热传导理论可知,材料的升温过程与热激励时间呈正相关。对于同一类型的材料而言,存在最佳激励时间。实验过程中设定探测距离为 55 cm、采集频率为 10 Hz、采集帧数为 800 帧,热激励时间为实验变量。共设 6 组对照实验,激励时间为 5 s、10 s、15 s、20 s、30 s、40 s。缺陷与非缺陷处的温差大小可以反映缺陷的表征效果。通过数据分析分别得到激励时间为 5 s、10 s、15 s、20 s、30 s、40 s 对应的温差历程曲线,如图 3 所示。

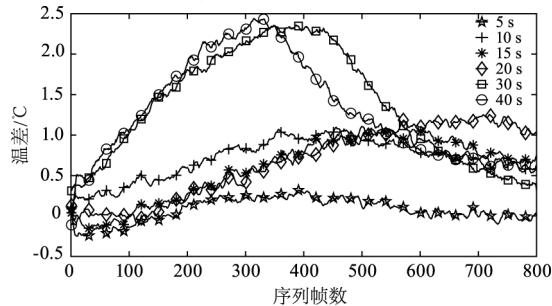


图 3 不同激励时间下的温差历程曲线

Fig. 3 Temperature difference curve under different excitation time

在不同激励时间所采集的红外热波序列图像中,选出各自序列中最优(绝对温差最大)的一帧进行对比,如图 4(a)~(c)所示。对比不同激励时间的缺陷检出情况可知,激励时间大于 20 s 时,6 个不同埋深缺陷均可有效探测。

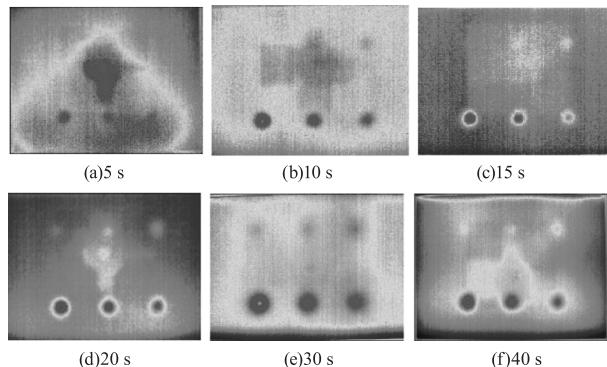


图 4 不同激励时间的最优红外图像对比

Fig. 4 Comparison of optimal infrared images with different excitation times

在主观评价的基础上,利用客观指标来评估图像的质量。熵是一种特征的统计形式,它表征一幅图像像素点的混乱程度,熵值越大,表明缺陷与正常区域差异越大,缺陷区域越明显。除熵外,均方根误差和峰值信噪比是两种常用的图像客观评价标准指标,两者都与均方差(MSE)有关。图像的均方根误差表示

被测图像各像素点与最可信赖值的偏差程度,反映了图像的精密程度,均方根误差值越大,图像越不清晰。峰值信噪比为图像中有用信号与噪声信号的比值,其值越大,图像中的噪声比例越低,图像越清晰。分别计算图4中不同激励时间下的6幅子图像的熵、均方根误差、峰值信噪比,统计结果如表1所示。

表1 图像各评价指标

Tab. 1 Image evaluation index

激励时间/s	熵	均方根误差	峰值信噪比
5	3.85	126.44	27.11
10	3.94	121.26	27.29
15	4.11	105.81	27.88
20	4.26	101.31	28.07
30	4.38	68.34	29.78
40	4.65	98.63	28.19

由表1可知,随着激励时间的增加,图像的熵值呈上升趋势。在30 s 激励时间的作用下获取的最优红外热图像的熵值第二大,并且均方根误差最小、信噪比最优。

3.2 探测距离的影响

依据红外热辐射理论,探测距离越大,其能量衰减越多。然而探测距离过小,红外热像仪的镜头视场会随之减小,同时还会产生较严重的场曲和畸变。综上所述,红外热像仪存在最佳探测距离。实验过程中设定激励时间为30 s、采集频率为10 Hz、采集帧数为800帧,探测距离为实验变量。探测距离分别设置为50 cm、55 cm、60 cm、65 cm。将不同探测距离对应的温差历程曲线绘制在同一坐标系下,如图5所示。

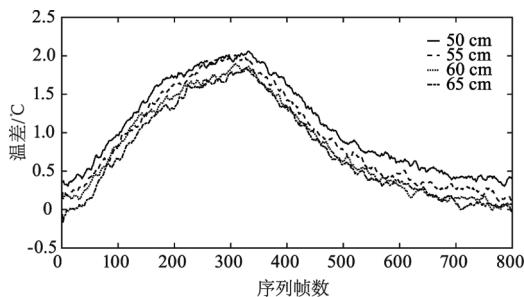


图5 不同探测距离的温差变化曲线

Fig. 5 Temperature difference curve at different detection distance

由温差历程曲线可知,探测距离在50 cm时可以记录到最大温差1.9 °C(第320帧),且热像仪探测距离越远,记录到的温差越小。在不同探测距离下所采集的红外热图像序列中,选取温差最大的一帧进行对比,如图6所示。

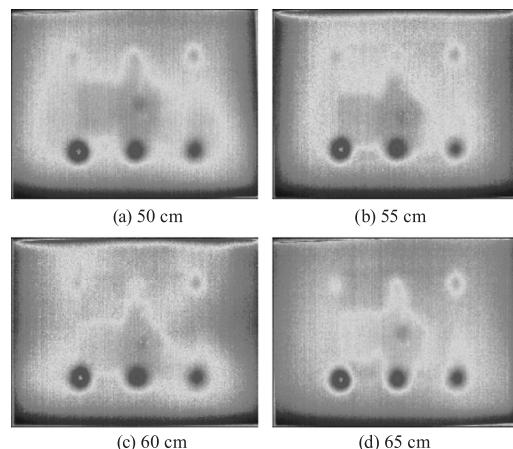


图6 不同探测距离的最优红外图像对比

Fig. 6 Comparison of optimal infrared images at different detection distances

主观对比表明探测距离的变化对缺陷的检出效果影响不大。为此,分别计算4幅图像的熵、均方根误差、峰值信噪比等客观指标,其数值如表2所示。

表2 图像各评价指标

Tab. 2 Image evaluation index

探测距离/cm	熵	均方根误差	峰值信噪比
50	4.11	65.89	29.94
55	4.17	58.20	30.48
60	4.31	61.17	30.26
65	4.38	65.68	29.95

由表2可知,随着探测距离的不断增大,图像的熵值变化较小,表明探测距离的变化对缺陷检出效果没有显著的影响。同时探测距离为55 cm时,均方根误差最小、峰值信噪比最优。

综合以上分析,激励时间为30 s,探测距离为55 cm的条件下同步采集的红外图像序列最优。

4 红外序列图像的主成分分析

将主成分分析算法思想引入红外热图像序列的处理中有两大优势:一是能提取图像序列中相关度较高的主分量;二是可以实现序列图样本的维数压缩。但在对整个图像序列的处理过程中,主成分分析算法的处理效果会受到取帧位置和取帧数目 的影响。

4.1 主成分分析算法

主成分分析应用于红外序列图像体现了降维思想。每帧图由二维矩阵转换成 $p \times 1$ 维列向量,则N幅图像的序列可表示为:

$$M = \{x^1, x^2, x^3 \dots x^n\}_{p \times N} \quad (1)$$

将数据矩阵中心化:

$$\mu = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x^i \quad (2)$$

$$x^i = x^i - \mu \quad (3)$$

计算协方差矩阵:

$$D = \frac{1}{N} X X' \quad (4)$$

式中, X 表示矩阵 M 中心化后的数据矩阵。

对协方差矩阵进行特征值分解, 并降序排序, 得到特征值 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \lambda_3 \dots \lambda_p$, 选择前 k 个特征值所对应的特征向量, 包含了图像序列中的大部分信息, 可构成投影矩阵 $A = [a^1, a^2, a^3, \dots, a^k]$, a^i 为 $p \times 1$ 维列向量。

图 7 为处理红外图像序列的主成分分析算法流程图, 依据此算法思想处理红外热图像数据, 处理结果如图 8 所示。

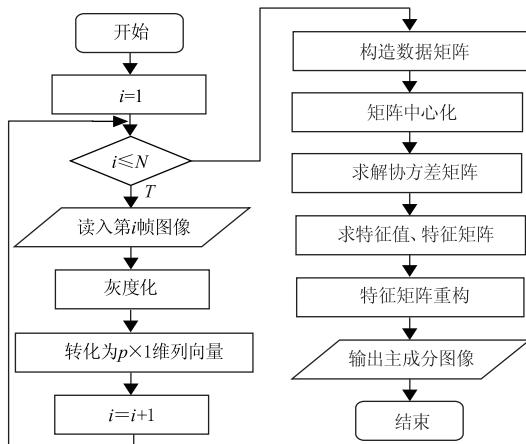


图 7 主成分分析算法流程图

Fig. 7 The flow diagram of PCA

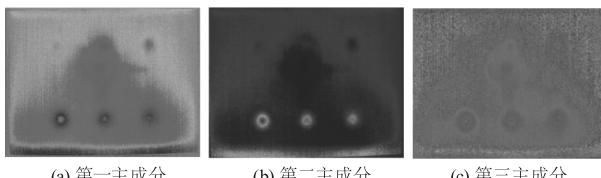


图 8 PCA 处理结果

Fig. 8 PCA processing results

依据 PCA 处理结果可知, 原始 PCA 算法成功融合了整个序列的主要信息, 能较清晰地分辨出缺陷, 但某些细节发生了丢失。此外, 玻璃钢试块在加热过程中受热不均, 热量以三角状分布于试块的中下部。但针对缺陷特征的提取而言, 其效果明显被后期热扩散所影响。各主成分的特征值及其贡献率如表 3 所示, 并将各主成分的特征值与累计贡献率

绘制成双坐标图, 如图 9 所示。

表 3 各成分相关数据

Tab. 3 Related data of each component

主成分序号	特征值	贡献率/%
1	5.73	51.02
2	1.76	15.67
3	0.96	8.54
4	0.74	6.59
5	0.58	5.16
6	0.43	3.83
7	0.32	2.85
8	0.28	2.49
9	0.23	2.05
10	0.20	1.78

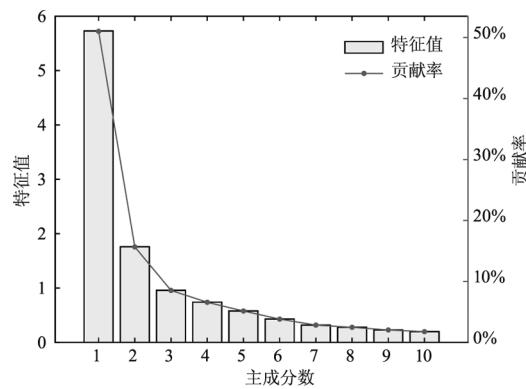


图 9 主成分特征值及其贡献率

Fig. 9 Principal component eigenvalue and contribution rate

由图 9 可看出, 第一主成分的贡献率远高于其他成分, 包含的缺陷表征信息最多, 因此选取第一主成分探讨红外图像序列融合区间对 PCA 算法的影响以及最佳区间的选择问题。

4.2 融合区间的影响

将原始序列图以 100 帧为一个区间, 共划分为 8 个区间段, 分别运用 PCA 算法对区间序列进行处理, 结果如图 10 所示。

分析融合后的红外图像可知, 原序列图选取的融合区间不同, 其处理结果存在较大差异。主观评价第 201 ~ 300 帧、301 ~ 400 帧融合结果的缺陷检测概率最高。初步分析原始红外热图像序列, 200 帧之前的图像热激励不充分, 缺陷未完全显示, 而 500 帧之后的图像存在明显的热扩散效应, 对图像处理造成了较大影响。

为探究处理效果与温差的关系, 将图像的峰值信噪比与图像序列温差曲线绘于图 11 中。从图 11 可以看出, 图像的信噪比与温差曲线之间存在较强的相关性, 当缺陷与非缺陷处的温差越大, 缺陷表征

越明显,处理结果越好。

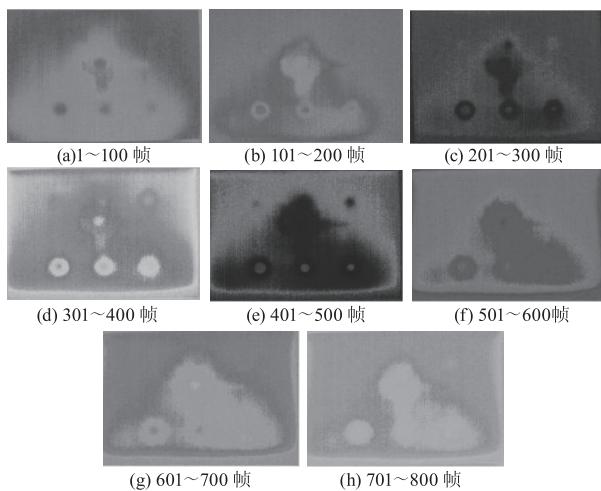


图 10 序列图分段处理结果

Fig. 10 Sequence diagram segmentation processing results

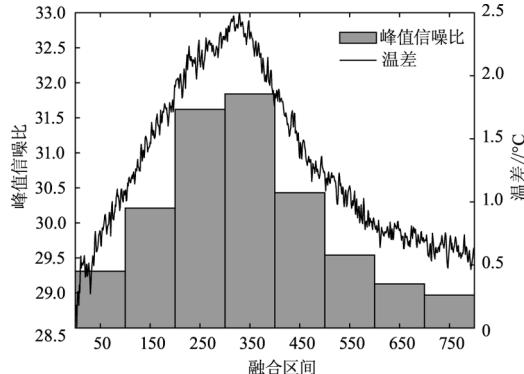


图 11 不同融合区间的信噪比

Fig. 11 The signal-to-noise ratio of different fusion interval

4.3 融合区间的自动选取

如图 12 所示温差曲线中温差峰值对应于图像序列第 310 帧,当温差降为峰值的 95 %、90 %、80 %、70 % 时,对应的区间为 300 ~ 340 帧、260 ~ 360 帧、220 ~ 390 帧、180 ~ 420 帧,这些融合区间在图 12 中分别对应于不同虚线对。采用 PCA 对各区间进行融合处理,所得结果如图 13 所示。

计算四幅图像的熵、均方根误差和峰值信噪比罗列于表 5 中。

表 5 图像各评价指标

Tab. 5 Image evaluation index

融合位置	熵	均方根误差	峰值信噪比
峰值 95/%	4.11	65.49	29.96
峰值 90/%	4.21	62.17	30.19
峰值 80/%	4.38	58.62	30.45
峰值 70/%	4.07	64.38	30.04

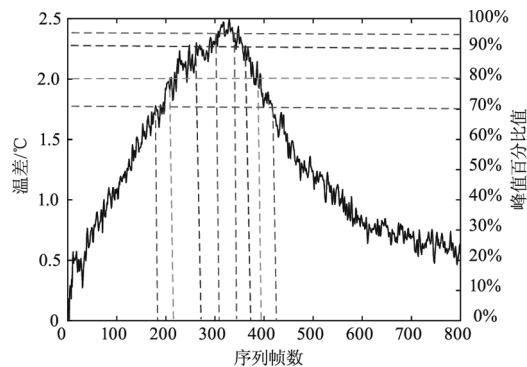


图 12 依据温差峰值的融合区间选取

Fig. 12 Determination of fusion interval based on the peak of temperature difference

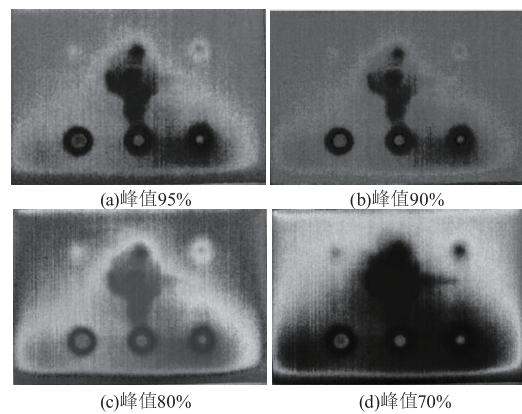


图 13 不同温差区间处理结果

Fig. 13 Processing results of different temperature difference intervals

依据客观指标定量结果分析可知,温差峰值 80 % 区间段的融合结果各项指标均为最佳。主观分析,该区间段的处理结果可将埋深较深的 1 ~ 3 号孔清晰地显示出来。

4.4 降噪处理

原始红外热图像序列不可避免地受到试块上方热像仪的热辐射干扰,所以融合结果图的中间部位存在阴影,利用减背景运算可以减弱此干扰。由于红外热图像序列前几帧几乎未受到热激励,因此以前 10 帧的 PCA 处理结果作为背景噪声,最后通过减背景运算消除外界干扰对成像结果的影响,如图 14 所示。

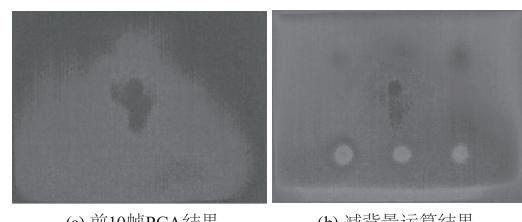


图 14 减背景运算处理结果

Fig. 14 The processing result of the background subtraction operation

5 结 论

本文基于红外无损检测技术,在最佳激励时间和探测距离的条件下同步采集得到玻璃钢复合材料层合板的红外热图像序列。通过假设、对比、验证环节,确定了 PCA 算法的最佳融合区间,并通过减背景运算降低了外界热源导致热像仪红外镜头反光对实验结果的影响。将自动融合最佳区间、减背景优化等步骤整合入原 PCA 算法中,优化了 PCA 算法在红外图像序列上的应用。本文的主要贡献在于:

(1) 通过实验验证与定量分析的方式探究了激励时间与探测距离对红外成像结果的影响。

(2) 确定了 PCA 算法的最佳融合区间,并将其运用到原始 PCA 算法中,使优化的算法能自动选取图像序列的最佳区间进行融合。

(3) 探讨了降低背景噪声的策略。通过减背景运算有效地减少了红外热像仪镜头反光等影响因素带来的干扰。

参 考 文 献:

- [1] Wei Yanjie, Su Zhilong, Mao Shuangshuang, et al. An infrared defect sizing method based on enhanced phase images [J]. Sensors, 2020, 20(13):3626.
- [2] Xiong Juan, Yuan Lihua, Wu Guanhua, et al. Impact damage feature detection for carbon fiber board by pulse thermography [J]. Laser & Infrared, 2016, 46(9):1085–1090. (in Chinese)
熊娟,袁丽华,邬冠华,等.脉冲红外对碳纤维板冲击损伤特征检测 [J]. 激光与红外, 2016, 46(9):1085–1090.
- [3] Dong Ningchen, Zhang Zhiqie, Yin Wuliang, et al. Characterization of surface defects in austenitic steel based on laser thermal imaging [J]. Laser & Infrared, 2020, 50(2):179–183. (in Chinese)
董宁琛,张志杰,尹武良,等.基于激光热成像方法的奥氏体钢表面缺陷表征 [J]. 激光与红外, 2020, 50(2):179–183.
- [4] Kalyanavalli V, Ramadhaas T K A, Sastikumar D. Long pulse thermography investigations of basalt fiber reinforced composite [J]. NDT & E International, 2018, 100:84–91.
- [5] Mac V H, Huh J, Doan N S, et al. Thermography-based deterioration detection in concrete bridge girders strengthened with Carbon Fiber-Reinforced Polymer [J]. Sensors, 2020, 20(11):3263.
- [6] Wang Fei, Wang Yonghui, Peng Wei, et al. Independent component analysis enhanced pulse thermography for high silicon oxygen phenolic resin(HSOPR) sheet with subsurface defects [J]. Infrared Physics & Technology, 2018, 92:345–349.
- [7] Ahmad J, Akula A, Mulaveesala R, et al. An independent component analysis based approach for frequency modulated thermal wave imaging for subsurface defect detection in steel sample [J]. Infrared Physics & Technology, 2019, 98:45–54.
- [8] Feuillet V, Ibos L, Fois M, et al. Defect detection and characterization in composite materials using square pulse thermography coupled with singular value decomposition analysis and thermal quadrupole modeling [J]. NDT & E International, 2012, 51:58–67.
- [9] Moskovchenko A I, Vavilov V P, Chulkov A O. Comparing the efficiency of defect depth characterization algorithms in the inspection of CFRP by using one-sided pulsed thermal NDT [J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 107:103289.
- [10] Bu Chiwu, Liu Guozeng, Zhang Xibin, et al. Debonding defects detection of FMLs based on long pulsed infrared thermography technique [J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 104:103074.
- [11] Wang Zijun, Tian Guiyun, Meo M, et al. Image processing based quantitative damage evaluation in composites with long pulse thermography [J]. NDT & E International, 2018, 99:93–104.
- [12] Wang Qiang, Hu Qiuping, Qiu Jinxing, et al. Using differential spread laser infrared thermography to detect delamination and impact damage in CFRP [J]. Infrared Physics & Technology, 2020, 106:103282.
- [13] Lei L, Ferrarini G, Bortolin A, et al. Thermography is cool: defect detection using liquid nitrogen as a stimulus [J]. NDT & E International, 2019, 102:137–143.
- [14] Liu Bin, Zhang Hai, Fernandes H, et al. Experimental evaluation of pulsed thermography, lock-in thermography and vibro-thermography on Foreign Object Defect (FOD) in CFRP [J]. Sensors, 2016, 16(5):743.
- [15] Zhang Hai, Avdelidis N, Osman A, et al. Enhanced infrared image processing for impacted carbon/glass fiber-reinforced composite evaluation [J]. Sensors, 2018, 18(2):45.
- [16] Tang Qingju, Dai J M, Liu J Y, et al. Quantitative detection of defects based on Markov-PCA-BP algorithm using pulsed infrared thermography technology [J]. Infrared Physics & Technology, 2016, 77:144–148.
- [17] Liang Tao, Ren Wenwei, Tian Guiyun, et al. Low energy impact damage detection in CFRP using eddy current pulsed thermography [J]. Composite Structures, 2016, 143:352–361.
- [18] Zhou Jianmin, Fu Zhengqing, Li Peng, et al. Infrared non-destructive testing of cavity defects and PNN recognition and quantitative evaluation [J]. Infrared and Laser Engineering, 2015, 44(4):1193–1197. (in Chinese)
周建民,符正晴,李鹏,等.孔洞缺陷的红外无损检测和 PNN 识别与定量评估 [J]. 红外与激光工程, 2015, 44(4):1193–1197.