

〈图像处理与仿真〉

基于遗传算法与时序红外热图加权叠加的孔洞缺陷检测

周建民, 刘波, 李鹏, 杨君

(华东交通大学 机电工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 针对浅表层缺陷与正常区域特征混叠问题, 提出了一种基于遗传算法与时序红外热图加权叠加的红外无损检测方法。研究以铝板的16类孔洞缺陷为对象, 采集预热试件降温过程的时序红外热图, 获取相应时序灰度图; 并以时序图中缺陷和正常区域灰度差值的加权和为目标函数, 采用遗传算法优化加权系数; 基于最优加权系数, 对时序灰度图依次进行加权叠加和梯度增强处理, 并对增强效果进行评估。结果表明: 经加权叠加和梯度增强处理后, 缺陷与正常区域的灰度比分别提升8.5%和31.0%。缺陷特征得到显著增强。

关键词: 红外无损检测; 孔洞缺陷; 遗传算法; 加权叠加; 梯度增强

中图分类号: TN219 文献标识码: A 文章编号: 1001-8891(2014)11-0896-04

Hole Defect Detection Based on Genetic Algorithm and Sequence Infrared Thermography Weighted Stack

ZHOU Jian-min, LIU Bo, LI Peng, YANG Jun

(School of Mechatronical Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: Aiming at the shallow surface defects and normal regional characteristics aliasing problems, the paper proposed a method of infrared nondestructive testing based on genetic algorithm and sequence infrared thermography weighted stack. The study focused on the object of 16 classes hole defects of aluminum plate. Firstly, sequence infrared image of aluminum plate during the cooling process were collected, the sequential grayscale were obtained from which. Secondly, gray difference weighted sum between defect and normal area was put in sequence diagram as objective function, and genetic algorithm was used to optimize the weighted coefficients. Then, the sequence gray diagram was weighted superposed and gradient enhancement was processed based on the optimization of the weighted coefficient, and then the effect of enhancement was evaluated. The results show that: after the weighted gradient overlay and enhancement processing, gray ratio between defects and normal area have been raised up to 8.5% and 31.0% respectively, and the defect feature are enhanced significantly.

Key words: infrared nondestructive testing, hole defects, genetic algorithm, weighted stack, gradient enhancement

0 引言

在材料及其构件的制造和服役过程中, 材料表面的各类缺陷(如凹坑、孔洞等)会造成材料性能的劣化, 导致构件过早失效。近年来, 随着无损检测技术的飞速发展, 红外无损检测技术由于具有抗干扰能力强、快速实时、操作简便、直观, 可实现

无损、非接触检测等优点, 已成为无损检测领域的主要研究方向之一^[1-2]。目前, 红外无损检测的主要研究方法是基于被测件缺陷与正常区域导热性能的差异, 在采集被测件红外热图的基础上, 针对温度场分布特性, 结合图像处理技术实现被测件的缺陷检测^[3-7]。然而, 该检测方法对于浅表层缺陷(深度小于10 mm的表面缺陷)的检测仍存在一定的局限

收稿日期: 2014-07-08; 修订日期: 2014-08-31。

作者简介: 周建民(1975-), 男, 湖南邵阳人, 华东交通大学副教授, 博士, 主要研究方向为“无损检测技术”。E-mail: hotzjm@163.com。

基金项目: 国家自然科学基金, 复杂金属零件隐性缺陷电磁脉冲激励红外热成像检测与评估方法研究, 编号: 51175175; 江西省教育厅科技项目, 金属材料缺陷主动式电磁激励红外热波定量检测技术, 编号: GJJ13342。

性, 主要原因在于浅表层缺陷与正常区域温差小, 特征混叠^[8], 增加了缺陷检测的难度^[9]。

为弥补这一不足, 研究提出了一种基于遗传算法与时序红外热图加权叠加的图像处理方法, 该方法通过对红外时序热图进行加权叠加处理和梯度增强处理, 提升了缺陷与正常区域的灰度比, 增强了缺陷区域的特征, 实现了浅表层缺陷的检测, 获得了理想的检测效果, 为红外无损检测技术提供了有益的借鉴。

1 红外时序热图采集

1.1 实验材料及设备

以长、宽、高分别为324 mm、220 mm和16 mm的铝板为试件, 试件表面预制有16类孔洞缺陷(如图1所示)。按缺陷孔深(3 mm、5 mm、7 mm和9 mm)分为4个缺陷区, 分别以A、B、C和D表示; 各缺陷区内, 按缺陷孔径(2.5 mm、4.2 mm、6 mm和8 mm)分为4类缺陷, 分别以下标a、b、c和d表示, 每类缺陷各制备3个, 共 16×3 个缺陷。其中, A_{il} 、 B_{il} 、 C_{il} 和 D_{il} ($i=a, b, c$ 和 d)为16个训练样本, 其余 16×2 个缺陷为测试样本。

选择IR970型非制冷焦平面红外热像仪采集红外时序热图, 红外热像仪的温度测量范围为 $-20^{\circ}\text{C} \sim 1200^{\circ}\text{C}$, 对焦范围为0.5 m。热激励源为两支功率为250 W的红外辐射灯。

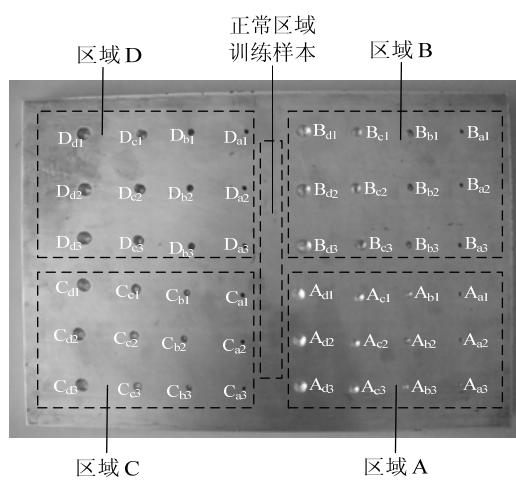


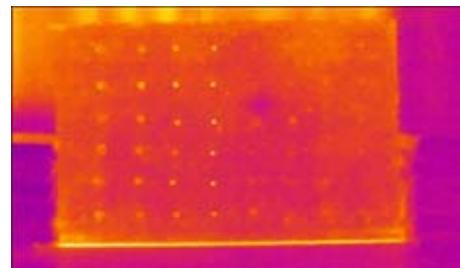
图1 铝制试件 Fig.1 Aluminum plate

1.2 实验方案设计

首先, 在室温条件下(25°C), 以热激励源对试件缺陷面进行均匀热激励, 热激励源与试件间隔5 cm, 激励时间为20 min; 其次, 热激励完成后, 采用红外热像仪采集试件缺陷面降温过程中的红外时序热图, 采集距离为50 cm, 采集周期为30 s。

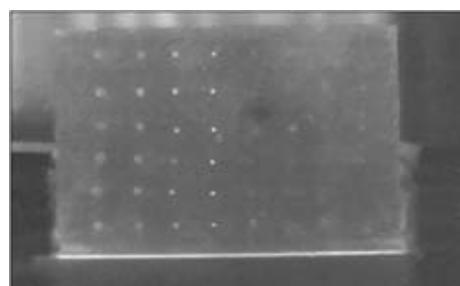
1.3 实验结果

实验共采集30帧红外时序热图, 经灰度化处理后, 获得相应30帧时序灰度图, 图2(a)与图2(b)分别为第1帧时序红外热图和时序灰度图。



(a) 第1帧时序热图

(a) The first one timing infrared image



(b) 第1帧时序灰度图

(b) The first one timing grayscale image

图2 时序图 Fig.2 Timing diagram

实验结果表明:

- 对于相同深度的缺陷, 其温度(或, 灰度)与缺陷面积成反比; 对于相同面积的缺陷, 其温度(或, 灰度)与深度成正比。
- 时序图中缺陷与正常区域的灰度比小, 有明显特征混叠的现象, 特别是对于小孔深缺陷区A和B, 这一现象尤为突出, 最终导致缺陷检测难度增加。

2 基于遗传算法的加权叠加灰度图

为克服上述特征混叠现象, 研究提出了一种通过对时序图加权叠加, 提取各帧时序图特征, 消除特征混叠的方法, 为获得最优加权系数, 研究采用遗传算法^[10], 并以各帧时序灰度图的缺陷和正常区域灰度差值的加权和构建目标函数, 对加权系数进行优化^[11-12], 具体包括:

- 变量编码。研究选择二进制对加权系数进行编码。
- 数据初始化。帧数N为30; 种群规模M为300; 交叉概率 P_c 为0.9; 变异概率 P_m 为0.01, 最大迭代次数为2000。
- 初始化父代种群。生成 $M \times N$ 维随机加权系

数构成初始父代种群，生成 M 个种群个体，每个个体为 N 维向量。

4) 计算目标函数。以时序灰度图缺陷和正常区域灰度差值的加权和构建目标函数，以目标函数值最大为优化目标。所构建的目标函数 f 的表达式如下：

$$f = \sum_{i=1}^N \alpha_i (X_i - Y_i) \quad (i=1, 2, 3, \dots, N) \quad (1)$$

式中： α_i 为加权系数； X_i 为缺陷区中训练样本的灰度平均值； Y_i 为正常区域的灰度平均值。

5) 遗传操作。根据目标函数值计算适应度对父代种群进行选择和复制、交叉、变异操作生成子代种群。

6) 终止判据。为逼近最优解，对遗传操作进行迭代优化，迭代终止条件采用双终止判据：①迭代次数大于 2000；②种群内各目标函数的最大值与平均值之差小于 1%。

图 3 为迭代收敛趋势，结果表明当迭代至 38 次时，加权系数已趋于最优，采用该加权系数对 30 帧时序灰度图进行加权叠加及归一化处理后，获得加权叠加灰度图（图 4）。对比加权叠加前后的灰度图（图 2(b) 和图 4），加权叠加后的缺陷与正常区域的灰度比明显提高，之前的特征混叠现象得到有效的改善，特别是对于小孔深缺陷区 A 和 B 这一改善尤为突出。

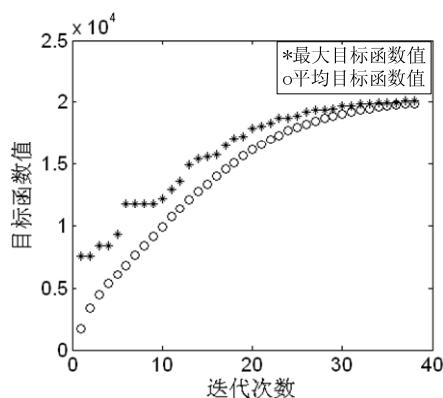


图 3 迭代收敛图 Fig.3 Figure iteration convergence

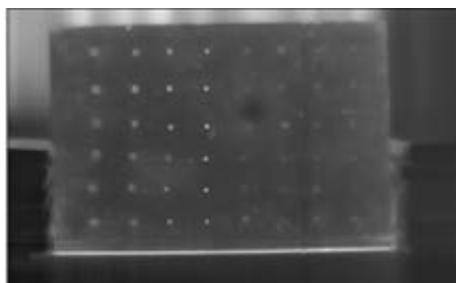


图 4 加权叠加灰度图 Fig.4 Weighted stack grayscale

3 基于梯度增强的加权叠加灰度图

为进一步改善特征混叠现象，研究对加权叠加灰度图（图 4）进行了梯度增强处理^[13-15]。假设图像 $f(x,y)$ 在 (x,y) 处的梯度定义为：

$$\text{grad}(x,y) = \begin{pmatrix} f'_x \\ f'_y \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\partial f(x,y)}{\partial x} \\ \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \end{pmatrix} \quad (2)$$

梯度的方向和在该方向上的大小分别为：

$$\theta = \arctan\left(\frac{f'_x}{f'_y}\right) = \arctan\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial y} / \frac{\partial f(x,y)}{\partial x}\right) \quad (3)$$

$$\text{grad}(x,y) = \sqrt{\left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}\right)^2} \quad (4)$$

对于一幅图像中突出的，变化快的边缘区，其梯度值较大；而对于非边缘区，其梯度值较小。因此根据以上梯度算子，通过添加一个锐化系数 k ，将低频信号与原图像的信息进行叠加，可增强图像的细节部分，表达式如下：

$$g(x,y) = f(x,y) + k \times \text{grad}(x,y) \quad (5)$$

式中： $g(x,y)$ 为增强后的图像； $f(x,y)$ 为原始图像，用于保存图像的原始背景信息； $\text{grad}(x,y)$ 为原始图像梯度，作为图像的锐化细节信息。

图 5 为经梯度增强处理后的加权叠加灰度图，结果表明：对比梯度增强处理前后的加权叠加图（图 4 和图 5），经过梯度增强处理后，缺陷特征得到了明显强化。其中小孔深缺陷区 A 和 B 已全部呈现出来。

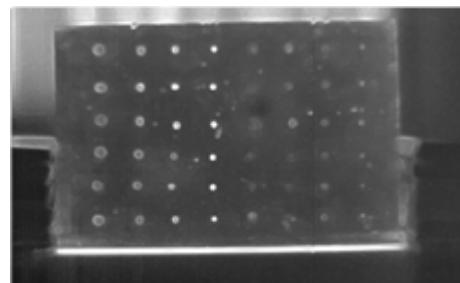


图 5 经梯度增强后的加权叠加灰度图

Fig.5 Weighted gradient overlay enhanced grayscale

4 结果与分析

研究以缺陷与正常区域的灰度比来表征缺陷特征强化程度，灰度比越大，缺陷特征越明显。图 6 和图 7 分别为加权叠加处理和梯度增强处理前后的各类缺陷灰度比的提升程度（图 6 为训练样本，图

7为测试样本), 图中横坐标表示缺陷种类, 从左至右依次表示A~D 4个缺陷区中不同孔径(a~d)的缺陷类别。结果表明:

1) 经过加权叠加处理后, 缺陷的灰度比提升程度呈现与孔深成反比的关系, 即随着孔深减小, 灰度比提升呈增大趋势。对于A~D区缺陷, 训练样本的平均灰度比提升分别为: 12.8%、8.5%、5.4%和5.5%, 测试样本分别为: 12.2%、11.3%、8.0%和4.4%。

2) 经过梯度增强处理后, 各类缺陷的灰度比均有明显提升, 对于A~D区缺陷, 训练样本的平均灰度比提升分别为: 30.3%、27.3%、46.7%和26.3%, 测试样本分别为: 23.5%、27.3%、46.9%和20.0%。

此外, 为论证时序加权叠加对特征增强的作用, 研究采用梯度增强法直接对各帧时序图进行处理, 处理后A~D区缺陷的平均灰度比提升分别为:

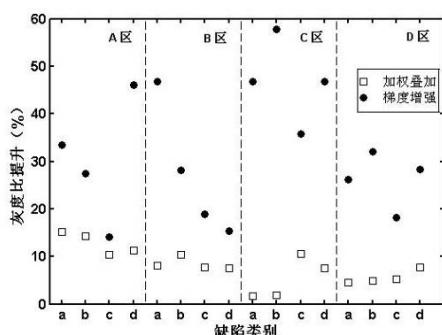


图6 各类缺陷灰度比的提升(训练样本)

Fig.6 Various types of defects in gray scale enhancement
(Training samples)

参考文献:

- [1] 袁作彬. 无损检测技术在机械工业中的应用和发展[J]. 湖北民族学院学报, 2013, 31(2): 228-231.
- [2] 陈林, 杨立, 范春利, 等. 红外无损检测的数值模拟及其对比性研究[J]. 红外与激光工程, 2013, 42(9): 2330-2335.
- [3] 伍小燕, 于瀛洁, 吕丽军. 物体内部缺陷无损检测技术综述[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 3(11): 50-56.
- [4] 徐长航, 陈国明, 谢静. 红外图像处理技术在金属表面缺陷检测中的应用[J]. 制造业自动化, 2009, 10(10): 51-54.
- [5] 张双奎, 林剑春, 段东, 等. 基于遗传算法红外小目标检测的研究[J]. 红外技术, 2012, 34(8): 472-475.
- [6] 张燕. 基于小波域热红外降质图像滤波增强方法研究[J]. 红外技术, 2014, 36(5): 355-359.
- [7] 杜小平, 刘明, 夏鲁瑞, 等. 基于光谱角累加的高光谱图像异常检测算法[J]. 中国光学, 2013, 6(3): 325-331.
- [8] 李鹏, 周建民, 赵志敏. 基于PCA和PNN的高甘油三脂血清荧光2.4%、2.8%、3.5%和0.3%。结果表明: 直接采用梯度增强处理对灰度比的提升非常有限, 明显低于时序加权叠加和梯度增强共同处理的效果。
- [9] 郑恩辉, 曹文浩, 富雅琼, 等. 缺陷表面温度场的红外无损检测分析[J]. 计算机仿真, 2013(4): 416-420.
- [10] 马永杰, 云文霞. 遗传算法研究进展[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1201-1206.
- [11] 雷贤卿, 李飞, 涂鲜萍, 等. 评定平面度误差的几何搜索逼近算法[J]. 光学精密工程, 2013, 21(5): 1312-1316.
- [12] 梅林, 吴立德, 王裕文. 一种基于遗传算法的红外无损检测缺陷的新方法[J]. 光学学报, 2002, 22(12): 1452-1456.
- [13] Tilton J C. Analysis of Hierarchically Related Image Segmentations [C]//2003 IEEE Workshop on Advances in Techniques for Analysis of Remotely Sensed Data, 2003: 60-69.
- [14] Asmare, M H, Asirvadam V S, Izhar L I.. Image enhancement: a composite image approach using Contourlet transform[C]//2009 International Conference Electrical Engineering and Informatics, 2009(1): 135-140.
- [15] 夏勇. 图像分割技术研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2004.

5 结论

研究提出的基于遗传算法与时序灰度图加权叠加的红外无损检测方法, 不仅可有效提取和保留红外时序热图的特征信息, 提高缺陷与正常区域的灰度比(灰度比平均提升8.5%), 而且通过梯度增强处理后, 可使缺陷特征进一步得到强化(灰度比平均提升31.0%), 消除了时序热图中缺陷与正常区域特征混叠的现象, 尤其对于浅表层缺陷, 这一改善现象更为显著。该方法有效解决了由于材料缺陷与正常区域温差小、特征混叠, 而导致仅依据单帧红外热图无法实现缺陷检测的问题, 可为红外无损检测提供有益的借鉴。

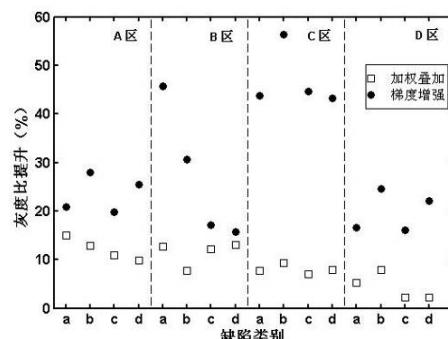


图7 各类缺陷灰度比的提升(测试样本)

Fig.7 Various types of defects in gray scale enhancement
(Test samples)