

〈红外应用〉

脉冲涡流热成像缺陷检测图像的因子分析

胡德洲, 左宪章, 王建斌, 李 伟

(军械工程学院 无人机工程系, 河北 石家庄 050003)

摘要: 脉冲涡流热成像缺陷检测技术可以对导电试件进行快速准确的检测, 但是容易受表面加热不均的影响。采用因子分析法计算了红外图像序列的公因子图像, 对 45[#] 钢的上表面和下表面裂纹进行检测, 并与主成分分析法比较。发现因子分析法能够抑制表面不均匀加热的影响, 扩大裂纹的检测范围, 因子分析法重建的图像质量要优于主成分分析法, 并能结合实际给出合理的解释。在提高计算效率方面, 公因子图像在热像仪采样频率低至 50 Hz 时仍然可以有效识别出裂纹, 选取合适的图像序列和公因子数可以减小数据处理量并提高图像质量。

关键词: 无损检测; 涡流加热; 图像处理; 因子分析法

中图分类号: TG115.28 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-8891(2014)12-1009-07

Factor Analysis of Thermal Images for Defect Detection with Pulsed Eddy Current Thermography

HU De-zhou, ZUO Xian-zhang, WANG Jian-bin, LI Wei

(Department of UAV Engineering, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang 050003, China)

Abstract: The defects of conductive materials can be detected efficiently and accurately with pulsed eddy current thermography. But the result is interfered significantly by inhomogeneous heating. The factor analysis is applied to calculate the common factor images to detect the surface and subsurface cracks of 45[#] steel, and then compare with the images reconstructed by principal component analysis. It shows that the inhomogeneous heating can be decreased and the detection range is broadened with the common factor images. Compared with principal component analysis, the quality of the images reconstructed by factor analysis is better, and the factor images can be explained with the corresponding situation. In terms of computational efficiency, the cracks is still detectable by common factor images when the thermal image sampling rate is down to 50 Hz. The selection of appropriate image sequences and the number of common factor is helpful to enhance the quality of reconstructed images.

Key words: nondestructive testing, eddy current heating, image processing, factor analysis

0 引言

无损检测作为现代工业中保证产品质量性能、稳定生产工艺的重要手段, 在航空航天、核电站、舰艇、铁道等领域得到了广泛的应用^[1]。脉冲涡流热成像缺陷检测技术, 采用涡流加热的激励方式, 用红外热像仪记录试件表面的温度分布情况, 通过缺陷与附近区域温度的差异实现表面、近表面缺陷快速、准确的检测^[2]。与传统无损检测技术相比,

具有检测效率高、非接触、信号直观、受试件表面情况影响小的优势, 非常适合现场、在线检测。目前, 国内对于该技术的研究较少, 主要通过仿真模型研究涡流加热的检测机理, 对实际检测中出现的各种现象进行解释^[3-5]。国外学者结合实验, 在检测机理、激励优化、图像后处理等方面均做了大量工作^[6-8]。

通常情况下观察感应加热的单一红外图像就可以对缺陷进行识别, 但感应加热通常是局部非均匀

收稿日期: 2014-06-03; 修订日期: 2014-09-21.

作者简介: 胡德洲 (1990-), 男, 汉族, 湖北襄阳人, 军械工程学院, 硕士研究生, 从事电磁热成像无损检测方面的研究。E-mail: hdz199075@sina.cn.

基金项目: 国家自然科学基金资助项目, 编号: 51307183。

加热,试件表面热发射率、线圈提高高度以及邻近效应等会对缺陷的识别能力造成影响。目前对图像数据的后处理已从单一红外图像向图像序列发展,成为一个热门的研究方向。奥地利学者 Beate Oswald-Tranta 发现采用余弦变换得到的相位图可以使邻近效应和材料表面发射率不同引起的不均匀加热得到有效抑制^[9]。英国纽卡斯尔大学的田贵云研究团队采用脉冲相位法计算铁材料下表面裂纹感应加热后的相位图,采用主成分分析法对复合材料 CFRP 感应加热图像进行重构,均提高了近表面缺陷的识别效果^[10-11]。

因子分析法作为一种统计学分析方法,可以将变量表示为各个因子的线性组合,通过少数的几个因子去描述多个因素之间的相互联系。而主成分分析法则将主成分表示为各个变量的线性组合,不利于给出各个主成分的实际意义。本文对 45[#]钢上表面和下表面裂纹的红外图像序列进行因子分析,与主成分分析法相比较,结合因子载荷说明了公因子图像的物理意义。为减小图像数据处理量和降低对热像仪图像帧频的要求,研究了图像序列的选取和采样频率的影响,为涡流热成像缺陷检测红外图像的后处理提供参考。

1 因子分析法原理

1.1 因子分析模型

因子分析就是把变量表示为不可直接观测但是客观存在的公共因子的线性函数与特殊因子之和。假定 p 维总体 x 已作标准化变换,因子分析的一般模型为:

$$x_i = a_{i1}f_1 + a_{i2}f_2 + \cdots + a_{im}f_m + \varepsilon_i (i=1,2,\cdots,p) \quad (1)$$

式中: f_1, f_2, \cdots, f_m 为 m 个公因子; ε_i 是变量 x_i 所独有的特殊因子; $a_{ij} (i=1, 2, \cdots, p; j=1,2,\cdots, m)$ 为变量 x_i 在公共因子 f_j 上的因子载荷,反映了公共因子对于变量的重要程度。式(1)还可以写成矩阵形式:

$$x = AF + \varepsilon \quad (2)$$

式中: $A = (a_{ij})_{p \times m}$ 称为因子载荷矩阵; $F = (f_1, f_2, \cdots, f_m)'$ 为公共因子; $\varepsilon = (\varepsilon_1, \varepsilon_2, \cdots, \varepsilon_p)'$ 为特殊因子。

1.2 图像序列的因子分解

求解因子模型的关键是估计因子载荷矩阵 A 和公共因子向量 F 。求解因子载荷矩阵的方法有主成分法、主因子法和最大似然法等;求解公共因子的方法有加权最小二乘法、回归法等。本文采用主成分法和回归法分别对因子载荷矩阵和公共因子向量进行估计,具体过程如下^[12]:

1) 构造数据矩阵 x 。将 N 帧大小为 256×320

像素的图像转化为 256×320 行, N 列的数据矩阵 x , 每个像素点对应的时间序列作为矩阵 x 的一行, 每帧图像作为矩阵 x 的一列, 如图 1 所示。

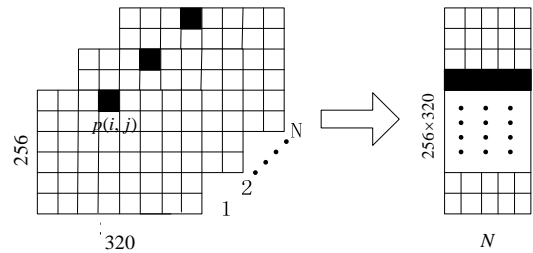


图1 构造数据矩阵示意图

Fig.1 The schematic diagram of data matrix construction

2) 数据标准化。将矩阵 x 变换为各行均值为 0, 标准差为 1 的矩阵 x^* 。数据标准化计算公式如下:

$$x_{ij}^* = \frac{x_{ij} - E(x_i)}{\sqrt{D(x_{ij})}} (i=1,2,\cdots,256 \times 320; j=1,2,\cdots,N) \quad (3)$$

式中: $E(x_i)$ 为第 i 行均值; $D(x_{ij})$ 为方差。

3) 求解因子载荷矩阵 A 。计算矩阵 x^* 的协方差矩阵 Σ , 求其特征根 $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \cdots \geq \lambda_N \geq 0$, 对应的特征向量为 T_1, T_2, \cdots, T_N 。前 m 个公因子的累积贡献率为:

$$p_m = \sum_{j=1}^m \lambda_j / \sum_{j=1}^N \lambda_j, (m=1,2,\cdots,N) \quad (4)$$

根据 p_m 确定公因子数 m , 则因子载荷矩阵为:

$$A = (\sqrt{\lambda_1}T_1, \sqrt{\lambda_2}T_2, \cdots, \sqrt{\lambda_m}T_m) \quad (5)$$

4) 求解公共因子 F 。使用回归法, 公共因子 F 可由下面的公式给出:

$$F = A' \Sigma^{-1} x \quad (6)$$

5) 重建公因子图像。计算后得到的公共因子 F 为 256×320 行 m 列矩阵, 将矩阵列向量按照图 1 中的逆过程重建, 就可以得到 m 帧公因子图像。

2 实验设备及检测结果

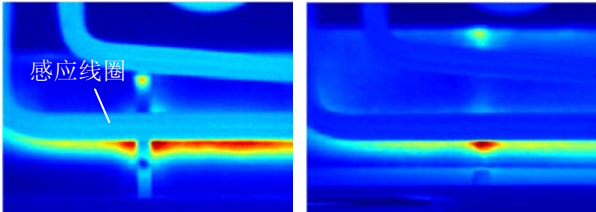
感应加热实验系统如图 2 所示。在 45[#]钢试件上制作了 slot (浅槽) 型人工裂纹, 试件尺寸为长 100 mm, 宽 40 mm, 厚 10 mm; 表面裂纹深度为 9 mm, 宽 3 mm; 试件翻转即为下表面裂纹, 剩余厚度 1 mm; 矩形感应线圈内通入频率为 256 kHz 的交流电, 沿试件长度方向, 与裂纹方向垂直, 加热 200 ms, 冷却 300 ms; 红外热像仪图像帧频为 200 Hz, 整个过程可记录 100 帧图像。



图2 感应加热实验系统

Fig.2 The experiment system for induction heating

图3中给出了加热200 ms后试件裂纹附近的温度分布的红外图像。可以看出,上表面裂纹和下表面裂纹附近均出现高温分布,可以检测出裂纹的存在。由于受感应加热邻近效应的影响,试件表面温度分布很不均匀,距离线圈越近,温度越高,裂纹远离线圈时很难被识别。



(a) 上表面裂纹 (b) 下表面裂纹

图3 感应加热红外图像

Fig.3 The infrared images of induction heating

3 实验数据的处理

为提高裂纹的识别能力,采用因子分析法,对上表面裂纹和下表面裂纹整个过程的红外图像进行处理,与主成分分析法相比较,并结合因子载荷对公因子图像的物理意义进行了说明。表1为公因子数为4时两种类型裂纹各个公因子图像的累积贡献率,由于贡献率很小的公因子图像在原始图像中比重很低,取公因子数为4即可满足图像分析的需求。

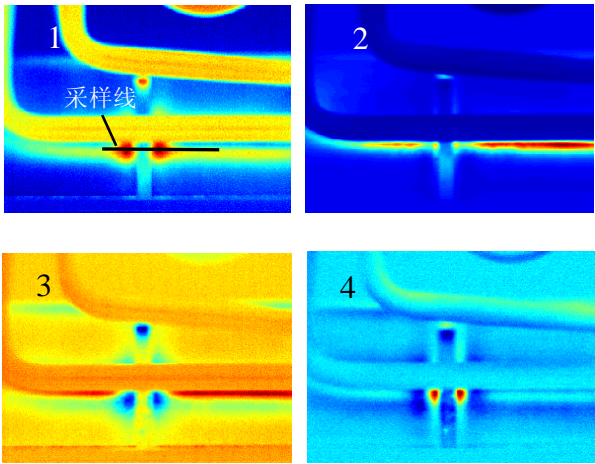
表1 公因子图像累积贡献率

Table 1 Cumulative contribution rate of common factor images

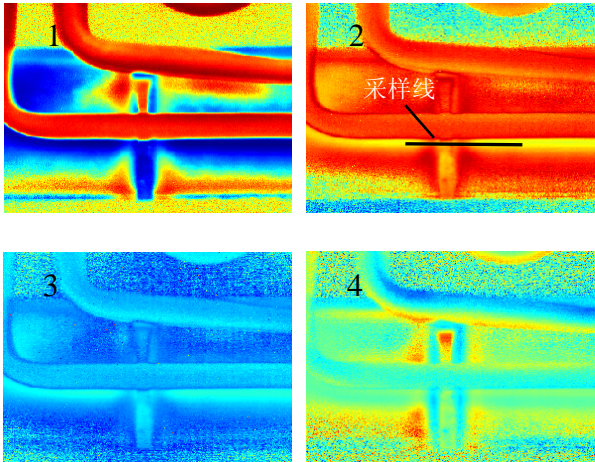
裂纹类型	图像	累积贡献率/%
上表面裂纹	第1公因子	50.0330
	第2公因子	99.6525
	第3公因子	99.9053
	第4公因子	99.9206
下表面裂纹	第1公因子	42.3092
	第2公因子	59.0251
	第3公因子	63.3197
	第4公因子	64.6813

3.1 上表面裂纹

图4给出了上表面裂纹的因子分析法和主成分分析的图像重建结果。图4(a)为重构后的第1~第4公共因子图像,图4(b)为第1~第4主成分图像。可以看出,在第1公因子图像和第4公因子图像中均可以有效地将裂纹边缘和附近区域区别开来,第4公因子图像可以清晰地识别裂纹边缘。与原始红外图像相比,增加了裂纹的识别范围和裂纹与附近区域的对比度。对于主成分分析法,在第2主成分图像中同样可以区分出裂纹边缘与附近区域的差异,但是识别效果显然不如第1、第4公因子图像。



(a) 因子分析



(b) 主成分分析

图4 上表面裂纹红外图像重建结果

Fig.4 The reconstructed images of the surface crack

为比较因子分析法和主成分分析法所得图像处理结果的差异,沿图4中采样线采集了线上各点的像素值,选取了裂纹识别效果最好的图像进行采样,且采样线均位于裂纹与背景像素差异较大的位置,定义对比度 k 来衡量裂纹信息在图像中的识别效果:

$$k = \frac{L_{\max} - L_{\min}}{P_{\max} - P_{\min}}$$

(7)

式中： L_{\max} 和 L_{\min} 为采样线上像素的最大值和最小值； P_{\max} 和 P_{\min} 为整张图像中像素的最大值和最小值。显然， $0 \leq k \leq 1$ ，通过求比值消除了不同图像中像素范围不一致的影响。图 5 为两种方法重构的图像在上表面裂纹附近的对比度。可以看出，因子分析法重构后图像的对比度优于主成分分析。

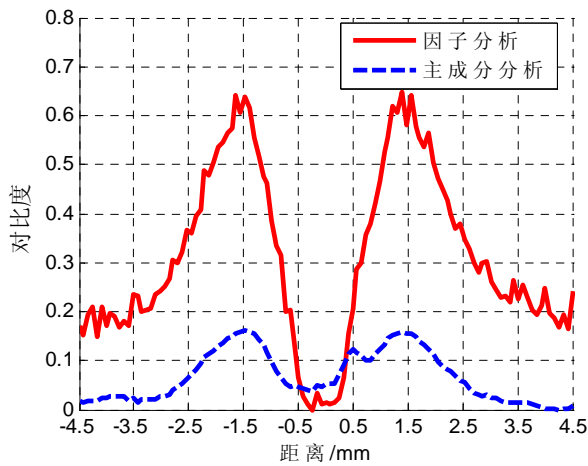


图 5 上表面裂纹对比度比较
Fig.5 The comparison of surface crack contrast

图 6 为图 4(a)中各个公因子图像对应的因子载荷的变化情况， a_1 、 a_2 、 a_3 、 a_4 分别对应于第 1~第 4 公因子图像。结合公因子图像的信息和相应的因子载荷变化，可以给出各个公因子图像的合理解释。 a_1 在加热阶段在热图中的比重减小而冷却阶段比重增大，对应包含裂纹边缘热扩散信息的因子； a_2 在加热阶段很快趋于饱和，冷却时迅速减小，对应包含无缺陷区域感应加热信息的因子； a_3 、 a_4 在整个过程中比重都很小，结合第 3 和第 4 公因子图像，分别对应包含背景和裂纹边缘信息因子。从 a_1 、 a_4 的变化趋势还可以看出，就裂纹信息而言，冷却阶段的要显著高于加热阶段。

3.2 下表面裂纹

图 7 为下表面裂纹采用因子分析法和主成分分析法的红外图像重构结果。通过二者对比可以看出，两种方法都可以有效提高下表面裂纹的识别能力，下表面裂纹在第 2、第 3、第 4 公因子图像和第 2、第 3、第 4 主成分图像中都可以识别出，两种方法的图像重建结果比较类似。图 8 中采用同样的方法比较了裂纹在重建后图像中的对比度，可以看出，但因子分析法重建的图像质量略微高于主成分分析法。

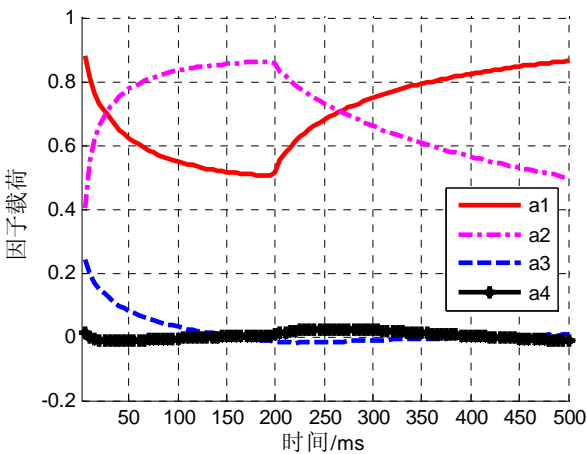


图 6 上表面裂纹因子载荷变化
Fig.6 The factor loading change of the surface crack

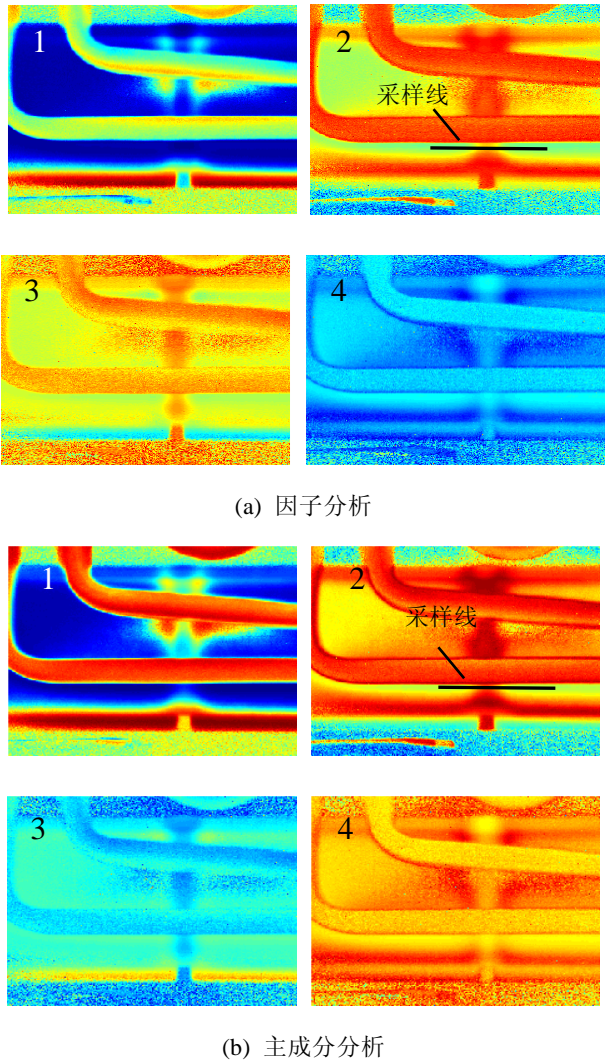


图 7 下表面裂纹红外图像重构结果
Fig.7 The reconstructed images of subsurface crack

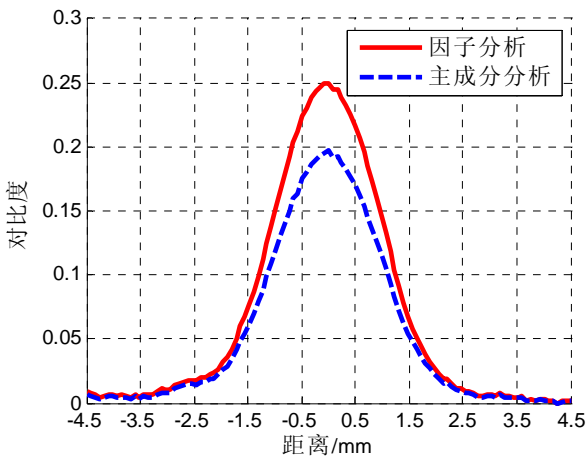


图8 下表面裂纹对比度比较

Fig.8 The comparison of subsurface crack contrast

图9为图7(a)中各个公因子图像对应的因子载荷的变化情况。 a_1 对应公因子图像加热时在热图中比重迅速减小,冷却时增加,对应热扩散信息因子; a_2 、 a_3 加热时增加,冷却时减小,对应的公因子图像均包含了裂纹的温度响应信息; a_4 数值接近于0,包含了较多的背景信息。 a_2 、 a_3 的数值在冷却阶段大于加热阶段,因此大部分的裂纹信息位于冷却阶段。

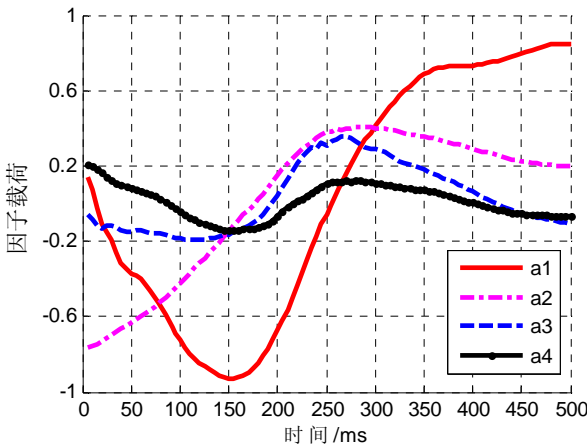


图9 下表面裂纹因子载荷变化

Fig.9 The factor loading change of the subsurface crack

从以上两种类型裂纹的因子分析结果可以看出,只有部分公因子图像包含了裂纹信息,对应的因子载荷大小随时间变化,即在不同的时间范围内整个图像序列中包含的裂纹信息的比重不同。因此在使用因子分析法对图像重构时,通过公因子图像可以识别缺陷,而因子载荷可以判断缺陷信息所处的具体图像序列,由此合理选择图像序列进行分析,减小数据的处理量,同时不丢失过多的缺陷信息。

4 数据处理的优化

涡流热成像检测技术的数据量非常大,如何对大容量数据进行快速处理,是其走向实用的一个关键技术。通过降低图像采样频率和选取合适的图像序列可以减少数据的处理量和降低对热像仪性能的要求,对脉冲涡流热成像检测技术的应用具有较强的实际意义。以下表面裂纹为例,在保持激励条件和材料参数不变的情况下,研究了采样频率和图像序列的选择对检测结果的影响。

4.1 采样频率的影响

工业中常用的热像仪帧频大多为60 Hz,而实验中热像仪帧频为200 Hz,研究中图像帧频下限定为50 Hz。为避免多次实验所造成的误差,便于图像处理结果的比较,采取在热像仪采集的100帧图像中均匀抽取的方式模拟了采样频率的变化。每2帧和4帧图像提取一帧图像,即可得到采样频率为100 Hz和50 Hz的图像序列。处理结果如图10所示。

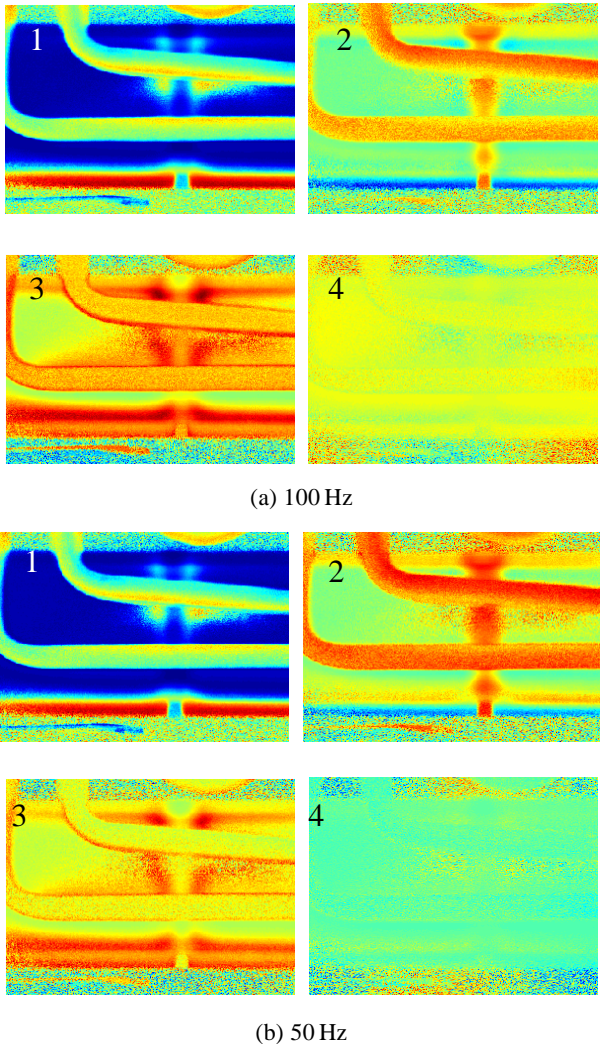


图10 不同采样频率下的重构结果

Fig.10 The reconstructed images with different sampling rates

可以看出,随着采样频率的降低,只有第2、第3公因子图像可以识别出裂纹,相应的图像质量没有显著的变化。因此,在实际检测中,对于图像的因子分析,帧频低至50 Hz时仍然不会影响裂纹的识别。

4.2 图像序列的选取

根据图6、图9中因子载荷变化情况可以判断裂纹信息主要位于冷却阶段,通过选择合适的图像序列来减小数据处理量成为可能。分别选取加热阶段和冷却阶段的图像序列进行因子分析,结果如图11所示。可以发现,当公因子数 $m=4$ 时,从加热阶段的公因子图像很难识别出裂纹,而冷却阶段第1、4公因子图像裂纹比较清晰,冷却阶段重构的图像要优于加热阶段,与图7(a)中相比,裂纹信息存在一定的丢失,但是对于裂纹识别已经足够。

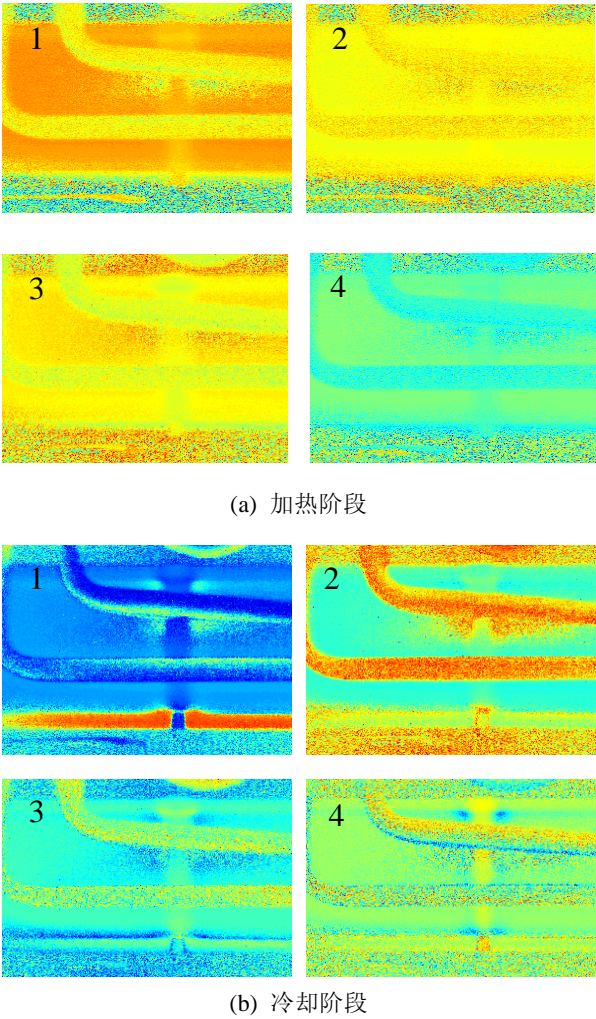


图11 不同图像序列重构结果 ($m=4$)

Fig.11 The reconstructed images with different image sequences ($m=4$)

单独的冷却阶段和加热阶段的物理过程比较单

一,可以考虑适当减少公因子数目。图12为公因子数目 $m=2$ 时的图像重构结果。可以看出,此时加热阶段和冷却阶段都可以有效识别出裂纹,与图11相比,图像质量都有较大的提高,与图7(a)整个过程的处理结果相比,裂纹与附近区域的对比更加明显。因此,通过合理选取图像序列和公因子数目,在减小数据处理量的同时,可以改善重构后图像的质量,提高裂纹的识别能力。

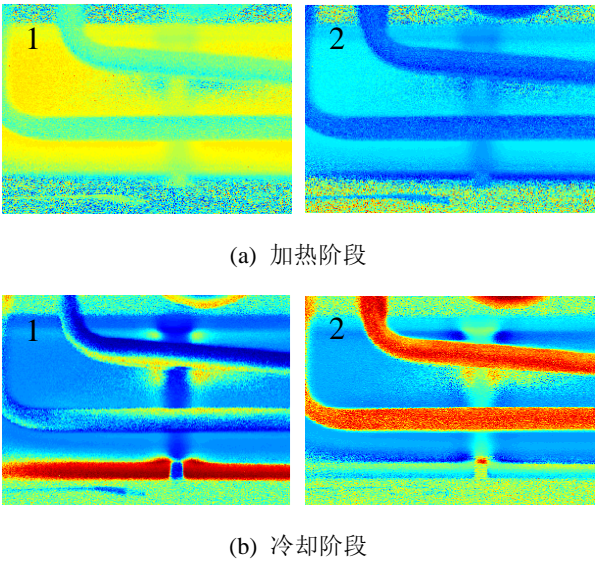


图12 不同图像序列重构结果 ($m=2$)

Fig.12 The reconstructed images with different image sequences ($m=2$)

5 结论

通过因子分析法对感应加热红外图像序列进行处理,克服了感应加热表面温度分布不均匀的影响,扩大了裂纹的检测范围,重构的公因子图像可以有效提高裂纹的识别能力。综合以上分析,可以得出如下结论:

- 1) 与主成分分析相比,因子分析法对于上表面裂纹识别的优势较为明显,对于下表面裂纹二者处理结果类似,但图像质量要略微优于主成分分析。
- 2) 根据因子载荷的变化情况,可以给出相应的公因子图像的合理解释。因子载荷的变化还显示出裂纹信息主要位于冷却阶段,单独选取冷却阶段图像序列可以减小数据处理量并保留裂纹信息。
- 3) 因子分析法受采样频率影响较小,采样频率的降低会减少公因子图像中可以识别裂纹的图像数目,但是对裂纹的检测影响不大,可以通过降低采样频率进一步减小数据处理量。
- 4) 因子分析法与物理过程有紧密的联系,结合实际合理选取公因子数目可以改善图像质量,提高

裂纹的检测能力。

参考文献:

- [1] 唐雯聃, 宋书雅, 赵俊学, 等. 利用红外热像仪判断 21CrMo10 钢铸锭缺陷的研究[J]. *红外技术*, 2013, **35**(10): 665-668.
- [2] Tian G Y, Wilson J, Cheng L, et al. Pulsed eddy current thermography and applications[J]. *New Developments in Sensing Technology for SHM*, 2011, **96**: 205-231.
- [3] 常东, 左宪章, 田贵云, 等. 裂纹方向对脉冲涡流热成像的影响[J]. *上海交通大学学报: 自科版*, 2013, **47**(5): 779-785.
- [4] Cheng S X, Tian G Y, Abidin I Z, et al. Simulation of edge cracks using pulsed eddy current stimulated thermography[J]. *Journal of Dynamic Systems, Measurement, and Control*, 2011, **133**: 011008-1-011008-6.
- [5] Liu Guo-fei, Li Guo-hua. Numerical simulation of defect inspection using electromagnetically stimulated thermography[J]. *Journal of Shanghai Jiaotong University(Science)*, 2011, **16**(3): 262-265.
- [6] Zainal Abidin I, Tian Yun G, Wilson J, et al. Quantitative evaluation of angular defects by pulsed eddy current thermography[J]. *NDT & E International*, 2010, **43**(7): 537-546.
- [7] Ramdane B, Trichet D, Belkadi M, et al. 3-D numerical modeling of the thermo-inductive technique using shell elements[J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2010, **46**(8): 3037-3040.
- [8] Tsopelas N, Siakavellas N J. The effect of the angle of inclination of the exciting coil in electromagnetic-thermal non-destructive inspection[J]. *International Journal of Materials and Product Technology*, 2011, **41**(1): 162-177.
- [9] Oswald-Tranta B, Sorger M. Localizing surface cracks with inductive thermographical inspection: from measurement to image processing[J]. *Quantitative Infrared Thermography Journal*, 2011, **8**(2): 149-164.
- [10] He Y Z, Tian G Y, Pan M C, et al. Eddy current pulsed phase thermography and feature extraction[J]. *Applied Physics Letters*, 2013, **103**(8): 084104 -1 -084104 -4.
- [11] Pan M C, He Y Z., Tian G Y , et al. Defect characterization using pulsed eddy current thermography under transmission mode and NDT applications[J]. *NDT&E International*, 2012, **52**: 28-36.
- [12] 谢中华. **MATLAB 统计分析与应用: 40 个案例分析**[M]. 北京: 北京航空航天大学出版社. 2010.