

# 热波检测缺陷定量识别与图像重建研究

## Defect Quantitative Identification and Image Reconstruction Based on Thermal Wave Inspection

宋远佳,张 炜,王冬冬,田 干,金国锋

(第二炮兵工程大学,西安 710025)

SONG Yuan-jia,ZHANG Wei,WANG Dong-dong,TIAN Gan,JIN Guo-feng

(The Second Artillery Engineering University,Xi'an 710025,China)

**摘要:** 基于红外热波方法对某型固体火箭发动机壳体含脱粘缺陷试件进行了数值仿真和实验研究。为了得到直观、精确的缺陷三维图像,采用同态滤波方法对原始图像进行降噪增强处理,利用粒子群模糊聚类算法对缺陷进行了分割,并对缺陷的大小和深度进行了定量识别,在此基础上,利用体绘制重建算法对缺陷进行三维重建。结果表明:同态滤波方法信噪比高,图像增强效果好;粒子群模糊聚类算法分割效果好,缺陷保真性高;缺陷定量识别的精度较高,三维重建效果较好,为实现缺陷的自动识别奠定了基础。

**关键词:** 红外热波检测;图像增强;图像分割;定量识别;图像重建

**中图分类号:** TP274 **文献标识码:** A **文章编号:** 1001-4381(2012)05-0039-08

**Abstract:** Debond defects between shell and insulation layer of solid rocket motor (SRM) were inspected by numerical analysis and experiment based on thermal wave nondestructive testing (TWNDT) technique. In order to gain intuitionistic and accurate image of defects, the homomorphic filtering was used to enhance the image quality and the particle swarm optimization fuzzy clustering method (PSO-FCM) was applied to segment the defect. Then the size and depth were estimated quantificationally. On this basis, the defects can be 3D reconstructed by volume rendering. The results show that homomorphic filtering has higher peak signal to noise ratio(PSNR)and can improve image quality; the PSO-FCM can achieve the better effect of image segmentation; it could be detected quantitatively and 3D reconstructed effectively for the defects, which establish basis for future research of defect auto-identification.

**Key words:** infrared thermal wave inspection;image enhancing;image segmentation;quantitative identification;image reconstruction

随着国防力量现代化的变革和发展,对导弹武器系统可靠性的要求越来越高。固体火箭发动机是当今各种导弹武器的主要动力装置,在航空航天领域也具有相当广泛的应用。其结构简单,因而具有机动、可靠和易于维护等一系列优点,非常适合现代战争和航天事业的需要<sup>[1]</sup>。但由于生产加工和使用过程中容易受各种因素的影响,可能导致缺陷的产生,造成武器系统功能失效或可靠性降低,致使遂行任务的失败。

目前国内固体火箭发动机壳体无损检测方法以声学<sup>[2]</sup>和X射线<sup>[3]</sup>检测为主。其中X射线检测灵敏度较高,可检出间隙大于2mm的脱粘缺陷,但其对垂直于射线方向上的脱粘缺陷不敏感,且设备庞大,操作复杂,成本高,此外射线对人体有害,需专门的防护措施,不便于进行现场检测。声学检测主要有超声波透射法

和反射法。超声波透射法对于脱粘缺陷具有较高的检测灵敏度,但它只适用于装药之前的发动机壳体检测,一旦药柱装填完成,则不能利用透射法检测;超声波反射法可以用于装药之后的发动机检测,但由于壳体材料对声波衰减很大,利用反射法检测灵敏度较低,效果不佳。并且无论是超声波透射法检测还是反射法检测都是逐点扫描,检测效率低,周期长,因此,有必要对固体火箭发动机壳体粘接结构的检测技术进行进一步研究,以期找到一种应用范围广、检测效率高且适用于现场检测的无损检测方法。

近年来,红外热波检测技术(简称热波检测)作为一种新型的无损检测技术以其快速、直观、非接触等优点在航空航天等领域得到了广泛应用<sup>[4-6]</sup>,已成为一种重要的无损检测手段。因此,本工作利用新兴的红

外热波无损检测技术,借助于理论分析、数值仿真和实验相结合的方法,对固体火箭发动机钢壳体/绝热层粘接界面的脱粘缺陷进行检测研究,在对缺陷定量识别的基础上,利用体绘制重建算法对红外热图处理后的缺陷进行重建,为红外热波技术实现缺陷的自动识别和直观显示奠定基础。

1 红外热波技术基本原理

红外热波技术是一种基于热波理论的无损检测方法,通过对物体主动施加可控热激励(脉冲、周期等),使物体内部的缺陷和损伤,以表面温场变化的差异形式表现出来,采用红外热像仪连续观测和记录物体表面的温场变化,通过数据对红外序列热图进行采集、分析和处理后,实现对物体内部缺陷的快速检测和定量识别<sup>[7-9]</sup>。热波技术的理论基础是热传导定律。

热波检测常用的是利用闪光灯对材料表面施加一脉冲热流,对于厚度比较薄的各向同性无限大平板材料,其传热微分方程可以简化为一维模型:

$$\alpha \frac{\partial^2 T}{\partial x^2} = \frac{\partial T}{\partial t} \tag{1}$$

式中: $\alpha=k/(\rho c)$ 为材料的导温系数或热扩散率,单位是  $\text{m}^2/\text{s}$ ,它是材料的物性参数; $k$  为热传导率; $\rho$  为密度; $c$  为比热容; $T$  为位于  $x$  处  $t$  时刻的温度。

初始条件: $T_{t=0} = T_0$

边界条件: $-k \frac{\partial T}{\partial x} \Big|_{x=0} = q$ ,  $q$  为脉冲热流的热流密度;忽略表面的对流和辐射换热。

对厚度为  $d$  的均匀介质,可求得方程(1)的解为:

$$T = \frac{q}{\sqrt{4\pi\alpha kt}} \left[ 1 + 2 \sum_{n=1}^{\infty} e^{-\frac{(2nd)^2}{4\alpha t}} \right] \tag{2}$$

由于热波的快速衰减特性,可忽略  $n>1$  的高次反射项,可得到有限厚度  $d$  区域与无限厚度区域的温度差随时间的变化函数:

$$\Delta T = \frac{q}{\sqrt{\pi\alpha kt}} e^{-\frac{d^2}{\alpha t}} \tag{3}$$

对(3)式求极值,则在时间为:

$$t_m = 2d^2/\alpha \tag{4}$$

时,温度差达到最大值  $\Delta T_m = \frac{q}{\rho c \sqrt{2\pi e}} \frac{1}{d}$ 。在缺陷区域的温度-时间图上找到温度到达峰值的时间  $t_m$ ,带入式(4)就可得到缺陷的深度信息。

根据上述的理论分析可知:温度差及温度差最大时的时间是很重要的检测参数,根据上述检测参数,可以对缺陷情况进行分析。

2 数值仿真与结果分析

2.1 建模与求解

对于实际的固体火箭发动机壳体多层粘接结构,由于结构的复杂性,难以求得其解析解。而固体火箭发动机壳体是圆柱形轴对称结构,模型只需建立  $1/4$  即可,从外到内依次为钢材料、橡胶绝热层、包覆层及推进剂(如图 1 所示)。本工作针对固体火箭发动机实际的材料和结构特点,建立了含脱粘缺陷的有限元计算模型(缺陷设计示意如图 2 所示),并按照扫描式方法进行网格划分,结果如图 3 所示。

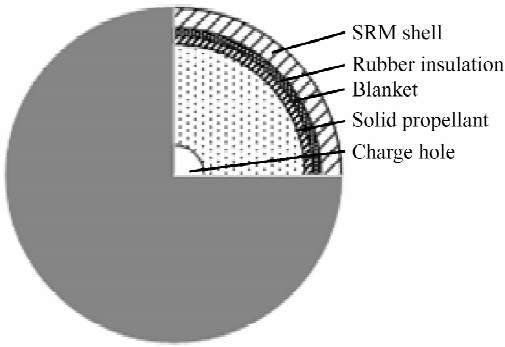


图 1 SRM 结构示意图

Fig. 1 SRM structure diagram

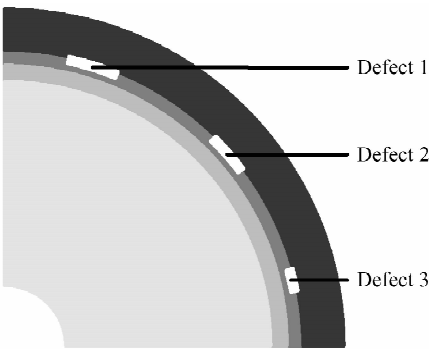


图 2 缺陷示意图

Fig. 2 The defects diagram

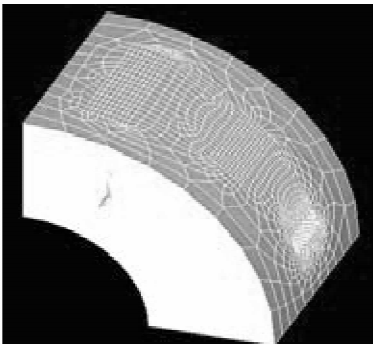


图 3 模型网格划分

Fig. 3 The grid of model

模型各部分材料及尺寸如表 1 所示,其中在第一层壳体和第二层绝热层之间采用空气夹层模拟了 3 个方形脱粘缺陷,脱粘的材料参数与尺寸大小见表 1。

表 1 有限元模型中各材料参数与尺寸  
Table 1 Material parameters and dimensions of the finite element model

	Material	Density/ ( $\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$ )	Specific heat/ ( $\text{J} \cdot \text{kg}^{-1} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$ )	Thermal conductivity/ ( $\text{W} \cdot \text{m}^{-1} \cdot ^\circ\text{C}^{-1}$ )	Radius/ mm	Thickness/ mm	Height/ mm
1	Alloy steel	7790	465	49.8	500	6	500
						2	300×175
2	Air layer	1.1	1300	0.0251	494	2	200×175
						2	100×87
3	Insulating layer	1820	1189	0.84	492	2	500
4	Clad layer	1280	2261	0.29	490	2	500
5	Propellant	1800	1256	0.59	488	240	500

假定周围环境温度  $T_e$  保持不变为  $25^\circ\text{C}$ ,材料的初始温度为环境温度,热激励选择热流密度为  $10^7 \text{ W/m}^2$  脉冲热流,脉冲加热时间设为 2ms。加热之后冷却过程中材料的表面对流换热系数  $h_e$  约为  $10 \text{ W}/(\text{m}^2 \cdot ^\circ\text{C})$ ,检测过程无内部热源,不考虑表面的辐射换热。

根据脉冲热激励的检测特点,通常计算过程可分为两步:

第一步(脉冲加热过程): $t=0\sim 2\text{ms}$

初始条件: $T|_{t=0}=25^\circ\text{C}$

边界条件:

$$-k \frac{\partial T}{\partial r} \Big|_{r=0.5\text{m}} = q = 10^7 \text{ W/m}^2 \tag{5}$$

其他表面均视为绝热,由于加热过程时间很短,不考虑外表面的对流和辐射换热。

第二步(冷却过程): $t=2\text{ms}\sim 300\text{s}$

初始条件为第一步的计算结果,为保证计算精度,时间步长取  $0.1\text{s}$ 。

根据初始条件和边界条件,加载求解,然后进行后处理。

2.2 仿真结果及分析

根据上述建立的有限元模型、边界条件和初始条件,进行加载计算,提取计算结果如图 4 所示,图 4 为壳体表面的温度场序列。从 5.2s 开始,样本表面出现了三个大小不等的热斑,热斑的形状与预设的缺陷形状一致,均为长方形,热斑随着时间不断发生变化,由于受到横向热扩散的影响,热斑的边缘慢慢地变得模糊,热斑形状与缺陷形状差异越来越大。因此,对缺陷进行检测和识别时,应尽量选择早期的热图,可以一定程度上减少识别的误差。

提取表面的热流密度如图 5 所示。可以发现,热斑边缘的热流密度最大,边缘效应比较明显,并且缺陷

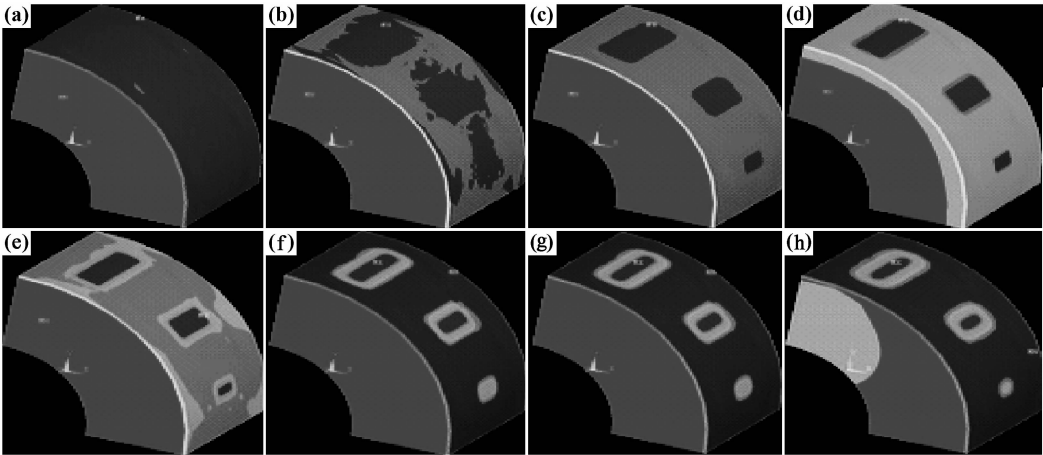


图 4 表面温度场序列图 (a) $t=0.5\text{s}$ ; (b) $t=5.2\text{s}$ ; (c) $t=6\text{s}$ ; (d) $t=10\text{s}$ ;  
(e) $t=30\text{s}$ ; (f) $t=100\text{s}$ ; (g) $t=150\text{s}$ ; (h) $t=300\text{s}$

Fig. 4 Thermal serial plots of surface temperature (a) $t=0.5\text{s}$ ; (b) $t=5.2\text{s}$ ; (c) $t=6\text{s}$ ;  
(d) $t=10\text{s}$ ; (e) $t=30\text{s}$ ; (f) $t=100\text{s}$ ; (g) $t=150\text{s}$ ; (h) $t=300\text{s}$

越大,边缘效应越明显,而热斑中心区域的热流密度比较均匀,因此,采用热斑中心的温度数据计算缺陷的深度可以保证较高的计算精度。

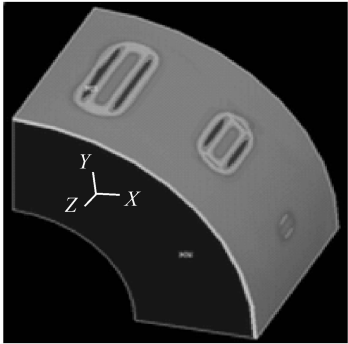


图 5 表面的热流密度  
Fig. 5 Heat flux density of surface

上述仿真结果表明:热波检测的速度很快,灵敏度高,并且脱粘缺陷面积越大,对应的温差越大,热斑的面积也越大,缺陷也越容易被检测。因此,根据表面温度场的变化情况,可对缺陷进行识别。

3 实验过程与结果分析

3.1 概述

实验借助于首都师范大学的红外热波实验室设备来进行。实验设备为脉冲加热红外热波无损检测系统。实验用脉冲闪光灯最大输出功率为 4.8kJ,系统的热像仪是 FLIR ThermoCAMTMSC3000,采用 320×240 像元的焦平面探测器,工作波段 8~9μm,温度灵敏度在室温下为 0.02K,热像仪镜头为 40 的广角镜头,在固定检测工作距离 42cm 时的检测面积为 24cm×32cm。

实验中所用的小曲率钢壳体试件如图 6 所示。其中钢壳体材料为超高强度的合金钢,绝热层为三元乙丙橡胶。试件的具体尺寸如下:弧长为 310mm,弦长为 300mm,宽为 200mm,钢壳体厚度为 4mm,绝热层的厚度为 1mm,绝热层中含有三个直径分别为 15,16,

20mm 的圆形平底洞用以模拟试件中的脱粘缺陷。试件的材料参数分别为:导热系数  $k=49.8\text{W}/(\text{m}\cdot^\circ\text{C})$ ,比热  $c=465\text{J}/(\text{kg}\cdot^\circ\text{C})$ ,密度  $\rho=7790\text{kg}/\text{m}^3$ 。

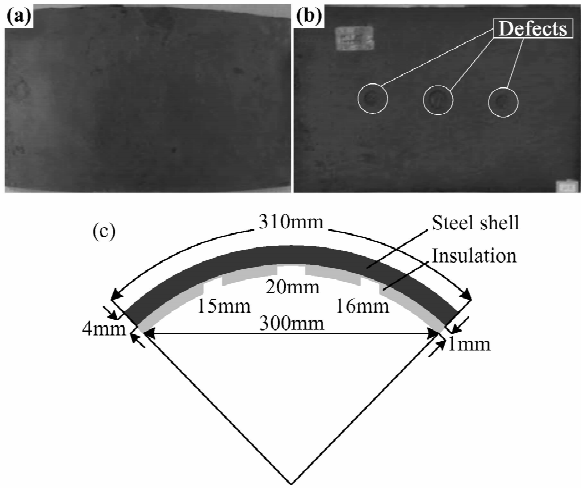


图 6 钢壳体试件  
(a) 试件正面;(b) 试件背面;(c) 缺陷尺寸  
Fig. 6 Steel material specimen  
(a) the front surface; (b) the back surface; (c) sizes of the defects

为提高被检测试件对可见光的吸收和对红外光的辐射能力,同时又保证不污染试件,实验过程中被检测试件采用了涂黑色可溶漆工艺处理。实验过程中系统的闪光灯能量均设为最强档(4.8kJ),热像仪的采集频率设为 60Hz,采集时间为 30s,只对正面进行检测。

3.2 实验结果及分析

在红外热波探伤过程中,当待测试件表面吸收加热脉冲后,在试件的表面形成实际的热源,在试件内部热能沿着温度梯度的方向传输,在传输过程中遇到材料与缺陷相交的空气界面时发生能量聚集,经过一段时间后,聚集的能量将影响被检测试件表面的温度分布。由于在检测过程中,试件内部的缺陷大小不同,则缺陷在热图中显现的时间就不同,缺陷越大,显现的时间就越长。在热波探伤图像中,温度相对较高的区域呈现亮色。图 7 为试件被检测表面不同时刻的温度场序列,可以看出,原始的热波探伤图像中缺陷的特征不

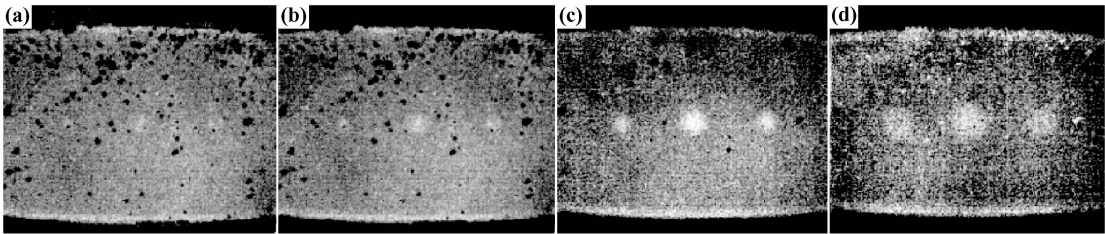


图 7 试件被检测表面不同时刻的温度场序列图 (a) $t=0.41\text{s}$ ;(b) $t=0.67\text{s}$ ;(c) $t=1.1\text{s}$ ;(d) $t=1.7\text{s}$   
Fig. 7 Serial thermal images of specimen surface temperature at different time  
(a) $t=0.41\text{s}$ ;(b) $t=0.67\text{s}$ ;(c) $t=1.1\text{s}$ ;(d) $t=1.7\text{s}$

明显,噪声影响较大,给后续的缺陷识别带来了较大的困难,因此,必须对热波探伤图像进行增强处理。

3.3 图像增强处理

在该试件热波探伤原始序列图像中选取一帧作为增强处理的原图(如图 8 所示),可以看出被测试件中预埋了三个缺陷。但图像中存在“高背景及高噪声”问题,严重影响了对缺陷的准确判别。因此分别采用中值滤波、低通滤波、高通滤波及同态滤波等增强方法对其进行处理。

从处理结果(图 9)可知,中值滤波能较好地保护图像的边界,但是有时会丢失原图像中细线或小块的区域;低通滤波后的图像比原图像缺少了一些尖锐的细节部分,图像变得有些模糊;高通滤波后的图像在平滑区内减少了一些灰度级的变化并突出了图像的细节部分;而同态滤波处理后的图像,在增强高频的同时也

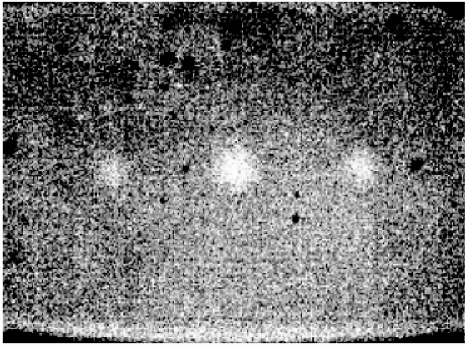


图 8 试件原始热图  
Fig. 8 Original image of sample

保留了图像的低频信息,实现了压缩图像的动态范围和增强图像的对比度,有效去除图像中的噪声和背景,使图像中的缺陷特征变得清晰可见。

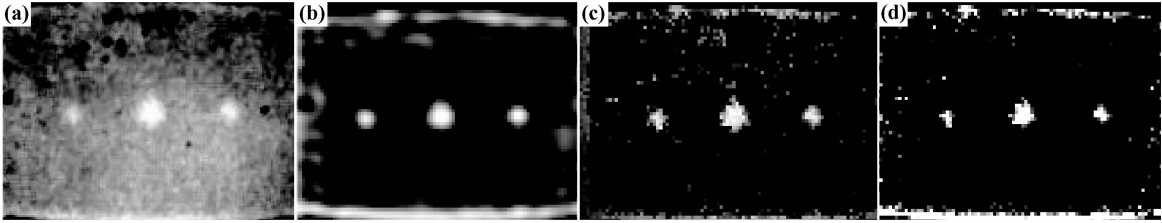


图 9 图像处理结果  
(a)中值滤波;(b)低通滤波;(c)高通滤波;(d)同态滤波  
Fig. 9 The results of image processing  
(a)average filtering;(b)low-pass filtering;(c)high-pass filtering;(d)homomorphic filtering

为了检验图像的增强效果,本工作采用图像的峰值信噪比(Peak Signal to Noise Ratio, PSNR)对图像的质量进行评价,其数值表达式为<sup>[10]</sup>:

$$PSNR = 10\lg\left\{\frac{(L-1)^2}{\sum_{i=0}^{M-1}\sum_{j=0}^{N-1}[f_N(x,y)-f(x,y)]^2}\right\} \quad (6)$$

式中: $f(x,y)$ 为被处理的图像; $f_N(x,y)$ 为增强后的图像; $L$ 为图像的灰度级; $M,N$ 为图像的行和列。对于经过处理后的图像,其 PSNR 值越大,就说明该方法对原图像的保真度和增强效果越好。采用峰值信噪比对热波探伤图像及其处理结果图进行评价,上述处理后的图像的峰值信噪比如表 2 所示。

表 2 各种滤波方式的峰值信噪比

Table 2 PSNR for filter-method

Name	PSNR
Average filtering	18.8725
Low-pass filtering	13.6838
High-pass filtering	2.8839
Homomorphic filtering	46.3911

由表 2 中计算出的图像峰值信噪比可知,同态滤波方法的 PSNR 较大,其图像增强效果较好,抑制了图像中的噪声,增强了有用信号的强度。

3.4 图像分割处理

为了识别和分析热图像中温度异常的区域(即缺陷区域),并把它提取出来,为后期的缺陷识别奠定基础。本工作应用阈值分割法、模糊 C-均值聚类(Fuzzy C-Mean Clustering Algorithm, FCM)分割法及粒子群模糊聚类(Particle Swarm Optimization Fuzzy Clustering, PSO-FC)算法对同态滤波增强后的热波探伤图像进行分割处理。分割结果如图 10 所示。

为了评价三种算法的性能,本工作引入正确分割率(Segmentation Accuracy, SA)的概念,其定义为<sup>[11]</sup>:

$$SA = \frac{\text{正确分割的像素}}{\text{所有的像素}} \times 100\% \quad (7)$$

对于三种算法分割结果的正确率对比如表 3 所示。

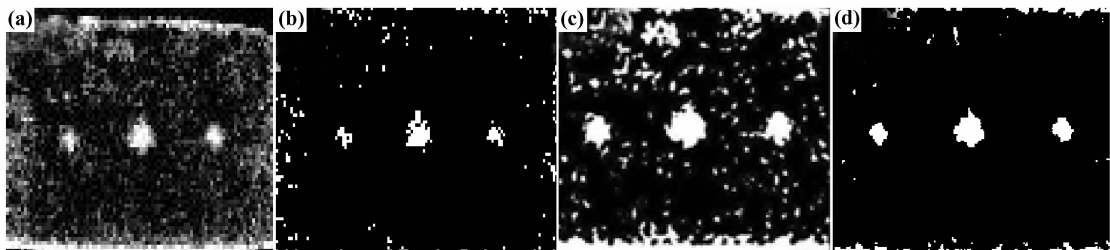


图 10 图像分割结果 (a)同态滤波后的图像;(b)阈值分割;(c)模糊 C-均值聚类分割;(d)粒子群聚类分割  
Fig. 10 The results of image segmentation (a)homomorphic filtering;(b)threshold value;(c)FCM;(d)PSO-FC

表 3 三种算法分割结果

Table 3 The results of three algorithm

Name	SA/%
Threshold value	90.44
FCM	91.42
PSO-FC	96.43

结果表明:采用粒子群模糊聚类算法对热波探伤图像分割效果好,缺陷的保真性高。

## 4 缺陷定量识别研究

### 4.1 缺陷大小的识别

小曲率钢壳体/绝热层脱粘试件采用粒子群模糊聚类分割后的图像如图 11(a)所示,在识别缺陷尺寸的过程中,为了克服分割后的图像中存在的噪声的影响,采用区域处理方法将分割后图像中存在的噪声和边缘影响消除,其处理结果如图 11(b)所示。

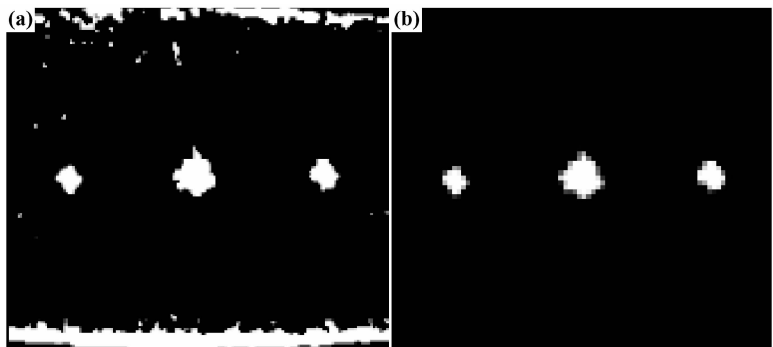


图 11 图像处理 (a)粒子群聚类分割后的图像;(b)区域处理后的图像  
Fig. 11 Image processing (a)PSO-FC;(b)regional processing

在经过区域处理后的图像中,缺陷区域是像素值为 1 且连接在一起的所有像素的集合。缺陷尺寸的测量不仅是缺陷识别的重要内容,也是图像增强和分割效果的手段。为了测量试件中缺陷的大小,先对图 11(b)中的缺陷进行提取,提取的过程为:首先显示提取

的原图像 11(b),初步确定三个缺陷的中心点(33,85),(93,82),(156,83),然后再进行提取,提取后的图像如图 12 所示。利用链码技术<sup>[12]</sup>,采用 MATLAB 编程实现对图像中缺陷的识别,其结果如表 4 所示。

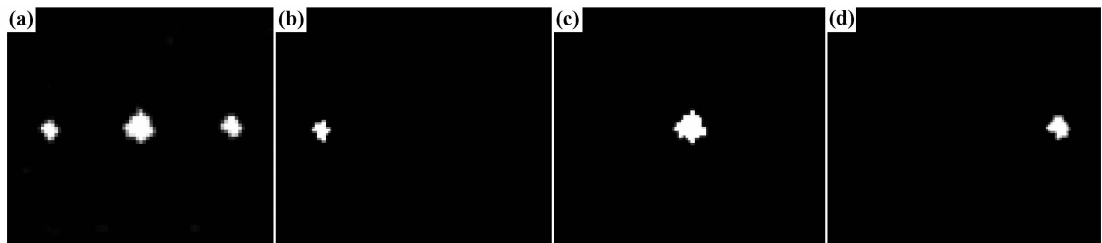


图 12 缺陷大小识别结果  
(a)区域处理后的图像;(b)缺陷 1;(c)缺陷 2;(d)缺陷 3  
Fig. 12 The results of identification of defect size  
(a)regional processing;(b)defect 1;(c)defect 2;(d)defect 3

表 4 热波检测图像缺陷识别结果

Table 4 The result of defects of thermal wave image

Defect		Area/ mm <sup>2</sup>	Perimeter/ mm	Diameter/ mm	Defect center
1	Real value	176.7146	47.1239	15	
	Estimation value	210.8317	58.3756	16.6864	(33, 85)
	Error/%	19.3	23.88	11.24	
2	Real value	314.1593	62.8319	20	
	Estimation value	328.8201	69.0788	21.7442	(93, 82)
	Error/%	4.67	9.94	8.72	
3	Real value	201.0619	50.2655	16	
	Estimation value	230.1741	59.5894	17.6394	(156, 83)
	Error/%	14.48	18.55	10.25	

4.2 缺陷深度的识别

缺陷的深度是指被测试件中缺陷距表面的距离,其示意图如图 13 所示。图中,试件被分成无缺陷区域 A 和有缺陷区域 B 两个部分。 $q$  为检测过程中的热流密度, $h_1$  为缺陷的深度, $h_2$  为缺陷的厚度, $h$  为试件的总厚度。在对缺陷深度的定量识别中,检测中的峰值时间  $t_m$  是非常重要的参数,其含义是缺陷对应表面相对温度达到最大值时所对应的时间。在实际的检测过程中,峰值时间就是在热波图像序列上缺陷部位的灰度值与背景灰度值差异最大的热斑所对应的时间。

从热波图像序列中可以直接获得检测过程中的峰值时间  $t_m$ ,根据前述中的推导公式  $t_m = 2d^2/\alpha$  (此处  $d = h_1$ ) 就可以计算出缺陷的深度。由上述的推导公式可得到:

$$h_1 = \sqrt{\frac{\alpha t_m}{2}}$$
 (8)

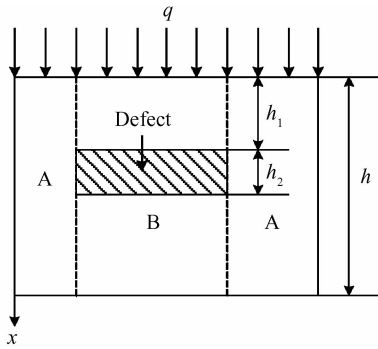


图 13 试件中缺陷深度的示意图

Fig. 13 Sketch map of the defect depth

小曲率钢壳体/绝热层脱粘缺陷试件中三个缺陷的峰值时间依次为 2.04, 2.16, 2.08s。将该试件的材料参数导热系数  $k = 49.8 \text{ W}/(\text{m} \cdot ^\circ\text{C})$ , 比热  $c = 465 \text{ J}/(\text{kg} \cdot ^\circ\text{C})$ , 密度  $\rho = 7790 \text{ kg}/\text{m}^3$  和  $t_m$  代入式(8)中,即可求出缺陷的深度  $h_1$ ,如表 5 所示。

表 5 缺陷深度的测量结果

Table 5 The results of defects depth

Defect	$t_m/\text{s}$	Real depth/ mm	Estimation depth/mm	Error/%
1	2.04	4	3.75	6.25
2	2.16	4	3.85	3.75
3	2.08	4	3.78	5.51

从以上缺陷深度的识别结果可看出,只要知道热波检测过程中的峰值时间和材料的特性,就可以通过由一维理论模型推导出的深度计算公式算出缺陷的深度。计算的结果误差最大为 6.25%,能够满足对缺陷深度的估算要求。

5 缺陷三维重建

5.1 重建方法选择

目前对于处理分布在空间的三维数据来说,有两类不同的数据处理方法,一类是直接对从图像获取的体数据进行重建而不构造中间面,称为体绘制 (Volume Rendering),或是容积重建;另一类是用计算机图形学的方法通过构造断层轮廓的表面,称之为面绘制 (Surface Rendering)<sup>[13]</sup>。体绘制方法利用人类的视觉原理,通过对数据的重新采样重建图像的三维信息。该方法将数据场中的体素看成一种半透明的物质,并赋予其一定的颜色和阻光度,模拟体数据中各个采样点的数值和采样点的梯度等特性,对体数据进行分类,确定每类体素的颜色和不透明度的变换函数。然后根据体绘制方程及光照模型计算光照亮度,投影到图像平面上,累加所有的颜色和光照亮度,得到成像结果<sup>[11]</sup>。体绘制方法具有细节显示效果好、重建结果质量高,可以并行处理等优点。因此,本工作在缺陷定量识别的基础上,利用体绘制重建算法对处理后热波检测图像中的缺陷进行重建。

5.2 重建结果的显示

Tecplot 是 Amtec 公司推出的一个功能强大的科学绘图软件,它提供了丰富的绘图格式,包括  $x-y$  曲线图,多种格式的 2-D、3-D 面绘图和 3-D 体绘图格式。Tecplot 能有效地处理现实生活中相关的复杂数据结构,只要把数据加载到 Tecplot 中便可开始图像的显示, Tecplot 具有网格图形连接、色染、函数等值线等控件,还具有大量的图形操作功能。但是 Tecplot 处理的数据有一定的格式要求,可以直接读入 \*.cas 和 \*.dat 文件,也可以在 Fluent 软件中选择输出的面和变量,然后直接输出 Tecplot 格式文档。本工作利用 C++ 编程软件对重建后的三维体数据进行格式转化

等相应的处理,然后将转化后的文件导入到 Tecplot 中,进行重建后缺陷的显示,其重建结果如图 14 所示。

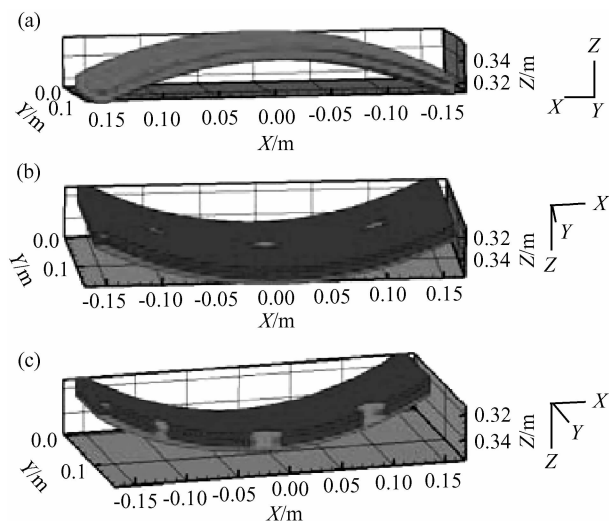


图 14 三维重建效果 (a)整体效果;(b)翻转效果;(c)剖面

Fig. 14 The 3D effect of reconstruction

(a)overall effect;(b)rollover effect;(c)profile

图 14(a)为试件重建的整体效果图(为了区分试件中钢壳体与绝热层,将两层分别用不同的颜色显示,其中上层代表钢壳体,下层代表绝热层);图 14(b)中为了更好地观察重建后的缺陷位置与尺寸,将试件重建的整体效果图进行翻转显示;图 14(c)为试件重建后的侧视切割图,可以清楚观察到缺陷的深度。从试件的重建结果中,不仅可以直观地观察到缺陷的位置和尺寸,还有利于检测人员对缺陷进行定性分析。

## 6 结论

(1)对于小曲率钢壳体的缺陷检测,热波技术的检测速度很快(几十秒钟),效果明显,完全满足工程应用的要求;检测结果直观,根据红外热像仪采集的表面温度场变化情况,就可以对缺陷位置和大小进行初步判断。

(2)热波原始图像存在较多噪声,采用同态滤波方法可以有效降低图像噪声,增强缺陷显示效果;采用粒子群聚类算法可以有效地对缺陷进行分割。

(3)分割后的图像仍然存在局部噪声对缺陷识别的影响,对分割后的图像进行局部处理,转化为二值图像,应用二值链码技术可以对缺陷的尺寸、位置及深度进行识别研究。

(4)缺陷定量识别结果的误差越小,三维重建的效果就越直观准确,便于对探伤过程中的缺陷进行判读。

## 参考文献

- [1] 李涛,张乐,赵锴,等. 固体火箭发动机缺陷分析及其无损检测技术[J]. 无损检测,2006,28(10): 541—544.
- [2] 李涛,成曙,张乐,等. 固体火箭发动机高能 X 射线照相检测工艺参数的确定方法[J]. 制造技术研究,2010,(3):29—31.
- [3] 袁红梅. 粘结结构界面缺陷超声检测技术及其应用研究[D]. 北京:北京工业大学,2010.
- [4] GENEST M, MARTINEZ M, MRAD N, et al. Pulsed thermography for non-destructive evaluation and damage growth monitoring of bonded repairs [J]. Composite Structures, 2009, 88 (1): 112—120.
- [5] CHAUVET F, CAZIN S, DURU P, et al. Use of infrared thermography for the study of evaporation in a square capillary tube [J]. International Journal of Heat and Mass Transfer, 2010, 53 (9—10): 1808—1818.
- [6] 李晓霞,伍耐明,段玉霞,等. 碳纤维层合板低速冲击后的红外热波检测分析[J]. 复合材料学报,2010,27(6):88—93.
- [7] 李艳红,金万平,杨党纲,等. 蜂窝结构的红外热波无损检测[J]. 红外与激光工程,2006,35(1): 45—48.
- [8] 张晓燕. 碳纤维、碳纤维复合材料的检测和研究[D]. 北京:首都师范大学,2008.
- [9] GARNIER C, PASTOR M-L, EYMA F, et al. The detection of aeronautical defects in situ on composite structures using nondestructive testing [J]. Composite Structures, 2011, 93 (5): 1328—1336.
- [10] NIRANJAN D-V, KITE T D, GEISLER W S, et al. Image quality assessment based on a degradation model [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(4):636—650.
- [11] AHMED M N, YAMANY S M, MOHAMED N. A modified fuzzy C-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2002, 21 (3): 193—195.
- [12] 张德丰. MATLAB 数字图像处理[M]. 北京:机械工业出版社,2009. 285—286.
- [13] 郑丽萍,李光耀,沙静. 医学图像三维重建研究综述[A]. 第十一届中国电视学与图像分析学术年会论文集[C]. 北京:中国电视学学会,2006. 533—536.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(面上项目 51075390)

收稿日期:2011-06-01;修订日期:2012-03-17

作者简介:宋远佳(1983—),男,博士研究生,从事地导弹动力系统无损检测与故障诊断工作,联系地址:陕西省西安市第二炮兵工程大学 203 教研室(710025),E-mail: songyuanjia@163.com