

文章编号 1004-924X(2006)03-0503-06

炭素制品缺陷的 X 射线自动检测技术研究

周 贤,刘义伦

(中南大学 机电工程学院,湖南 长沙 410075)

摘要:针对炭素制品 X 光图像的特点,对其缺陷的提取与识别技术进行了研究,给出了目标边界提取算法和基于小波变换的图像增强算法,实现了图像的背景去除及增强处理。在此基础上,为排除噪声干扰的影响,采用数学形态学和迭代阈值分割相结合的方法从背景去除后的图像中提取出缺陷区域,取得了良好的效果。对缺陷特征选择及识别方法进行了研究,设计了基于遗传策略的特征选择和基于 BP 神经网络的缺陷识别算法,计算表明:缺陷正确识别率可达 95% 以上。采用上述技术开发完成了一套炭素制品缺陷 X 射线自动检测系统。

关键词:炭素制品;X 射线图像;缺陷提取;缺陷识别

中图分类号:TP391 文献标识码:A

X-ray automatic inspection techniques for carbon product defects

ZHOU Xian, LIU Yi-lun

(College of Mechanical and Electrical Engineering,
Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: Based on the characteristic of X-ray detection images of carbon product, the defect extraction and recognition techniques were present to remove background and enhance image successfully with target boundary extraction algorithm and image enhancement algorithm on wavelet transform. In order to eliminate the effect of noise, a mathematical morphology combining with iteration threshold segmentation method was adopted to extract defect from a image without background, it was proved to be very effective. An algorithm based on genetic strategy and BP neural network is proposed for the selection and recognition of defects, the results show that the veracity of defects recognition is 95%. These techniques are then combined into an automatic inspection system for carbon material.

Key words: carbon product; X-ray image; defect extraction; defect recognition

1 引言

X 射线检测是炭素制品内部缺陷行之有效的一种定量检测方法^[1]。在目前的生产实际中,主

要使用的是胶片照相机,但随着电子技术及计算机技术的发展,X 射线实时成像技术开始应用到无损检测当中^[2-3]。遗憾的是,到目前为止,X 射线实时成像检测的应用基本还停留在实时检测的水平上,其检测结果大多采用人工评定。采用计

收稿日期:2005-10-22;修订日期:2006-05-14.

基金项目:湖南省教育厅重点科研项目(03A052),企业横向项目(GI999064910)

计算机辅助评定代替人工评定,可以有效地克服人工评定中因眼睛疲劳、经验差异而引起的漏判与误判,从而使在线工作客观化、规范化和智能化,而且还可以排除许多假象的干扰,使在线检测工作更加准确,这也是现代工业发展的必然趋势^[4]。为此,人们在射线检测的自动处理方面开展了许多研究工作^[5],但对炭素制品的自动检测与识别研究尚未见报道。因此,积极开展这方面的研究,使其早日实现真正意义上的自动检测,具有重要的现实意义^[6]。

2 图像预处理

由于炭素材料的结构特点以及 X 射线检测本身的特点,X 射线检测存在图像对比度和信噪比低、缺陷边缘模糊、存在较大的背景起伏等缺点,给炭素制品内部缺陷的检测与识别带来了一定的困难^[7]。因此必须进行必要的图像预处理,以便于后续的缺陷提取与识别工作。

2.1 目标区域的分割

如图 1 所示的实验中拍摄的照片,为了保证采集的图像能够覆盖整个炭素制品,通常采集到的图像都会明显地大于炭块的大小,这样就会产生不需要的但又是检测时为准确采集到目标区域所必须留下的黑色背景。

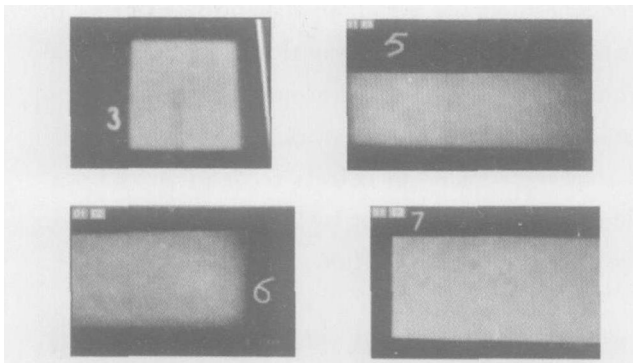


图 1 带背景的 X 射线图像

Fig. 1 X-ray image with background

这些背景无疑会大大加重运算负担,降低处理工作的效率;此外,在目标区域外可能会产生一些类似缺陷的点,其中一些点用一般的算法是无法区分的^[8-9]。因此,必须从图像中把目标区域(炭块)从黑色的背景中正确分割提取出来,而后续的缺陷提取可以限制在目标区域内进行。设计

的目标边界提取算法是:

(1) 根据灰度值差别,找到图像中黑色背景和感兴趣区域的相交边界。

(2) 沿相交边界进行剪切,完成感兴趣区域的分割提取。

采用 MATLAB 编程,得到的结果如图 2 所示:

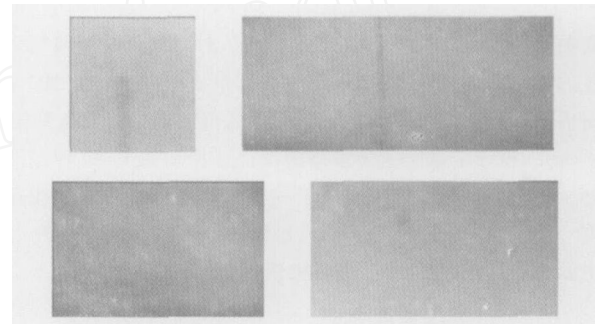


图 2 背景去除后的图像

Fig. 2 X-ray image removed background

2.2 图像增强

如图 2 所示的背景去除后的图像,图像对比度较差、缺陷边界模糊,成像质量相对较低,必须采用图像增强来改善图像的质量,使之更适合后续处理。为此,采用基于小波变换与传统方法融合的增强方法对目标区域分割后的图像进行处理,其算法是:

(1) 将原始图像采用直方图均衡化进行灰度调整,得到图面较亮、灰度较均匀的增强图像。

(2) 由于 X 射线强度与工件厚度呈指数关系,因此 X 射线图像各像素间的灰度值也是指数关系,而非简单的线性关系。为强化弱边缘的对比度,简化像素间的灰度关系,在进行小波变换之前,对图像的灰度进行对数变换。

(3) 将增强后的图像进行二维小波分解,对每一层的高频系数采用软阈值增强,然后重构图像,消去随机的灰度不均匀点。

(4) 对图像进行空间卷积滤波,突出细节,平滑图面。

采用 MATLAB 编程,得到的图像增强结果如图 3 所示。

通过目标区域分割及小波增强等预处理,图像的质量大大改善,为后面的缺陷提取与识别打下了良好的基础。

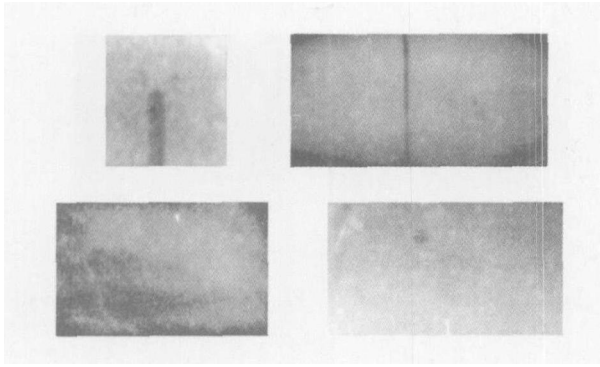


图 3 小波增强图像
Fig. 3 Wavelet enhanced image

3 缺陷的自动提取

准确有效地提取缺陷,是实现 X 射线自动检测的关键问题^[10]。国内外很多学者都在这方面进行了有意义的探索和研究,并提出了多种从 X 射线图像中提取缺陷的方法^[11-13]。上述这些方法能够较好地 从 X 射线数字图像中提取被测试件的缺陷,但是对炭素制品的内部缺陷检测并未涉及,且存在以下不足:(1)由工件的结构和图像噪声造成的误判率过高;(2)无法检测出所有方向和类型的缺陷;(3)缺乏通用性,大多数方法都是针对特定的应用;(4)处理时间长。为此,本文在进行图像目标区域提取和图像增强的基础上,提出利用数学形态学和最佳阈值分割相结合的方法来实现缺陷的自动提取。

3.1 阈值的选取

如何确定最佳阈值是缺陷检测的一个关键。如果阈值选取太小,会把一些不是缺陷的像素也当作缺陷,造成误识;如果阈值选取的太大,则会把一些缺陷漏掉,造成漏识。

一般意义下,阈值运算可以看作是一种对图像中某点的灰度函数,或者该点的局部特性及该点在图像中的位置的检验,这种阈值函数可记作:

$$T(x, y, N(x, y), f(x, y)), \quad (1)$$

式中, $f(x, y)$ 是对比图像中点 (x, y) 的灰度值, $N(x, y)$ 是点 (x, y) 的局部邻域特性。如果 $f(x, y) > T(x, y, N(x, y), f(x, y))$, 则该点为可疑点,反之则不是。根据对 T 的不同约束,可以得到三种不同类型的阈值,即:全局阈值(只与点的灰度值有关);局部阈值(与点的灰度值和该点的局部邻域特性有关);动态阈值(与点的位置、点的灰度

值和该点的局部邻域特征有关)。

本文采用准确性高的基于迭代算法的全局阈值法。其原理如下:

设一幅混有噪声的图像 $g(x, y)$ 是由原始图像 $f(x, y)$ 和 $e(x, y)$ 叠加而成,即:

$$g(x, y) = f(x, y) + e(x, y), \quad (2)$$

由于噪声是随机作用于图像的像素点上,可以认为在分割出的目标 g_1 和背景 g_2 上噪声干扰仍为 $e(x, y)$, 即:

$$g_1(x, y) = f_1(x, y) + e(x, y),$$

$$g_2(x, y) = f_2(x, y) + e(x, y), \quad (3)$$

对分割出的图像分别求其灰度均值,则有:

$$E\{g_1(x, y)\} = E\{f_1(x, y) + e(x, y)\} = E\{f_1(x, y)\}, \quad (4)$$

$$E\{g_2(x, y)\} = E\{f_2(x, y) + e(x, y)\} = E\{f_2(x, y)\}, \quad (5)$$

上式说明,随着迭代次数的增加,平均灰度值将趋向于真值。因此,用迭代算法求得的最佳阈值几乎不受噪声干扰的影响。迭代算法描述如下:

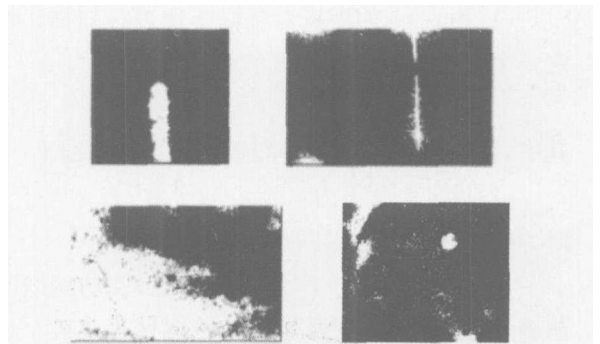


图 4 经阈值分割处理后的二值图像
Fig. 4 Binary image of threshold segmentation

首先选择一个近似阈值作为估计值的初始值,然后进行分割,产生子图像,并根据子图像的特性来选取新的阈值,再用新的阈值分割图像,经过几次循环,使错误分割的图像像素点降到最少。这样做的效果好于用初始阈值直接分割图像的效果。

设图像灰度范围的中值为初始值 T_0 , 然后按下式迭代:

$$T_{i+1} = \frac{1}{2} \left\{ \frac{\sum_{k=0}^{T_i} h_k \cdot k}{T_i} + \frac{\sum_{k=T_i+1}^{L-1} h_k \cdot k}{L-1} \right\}, \quad (6)$$

式中: h_k 为灰度为 k 值的像素个数, L 为灰度级数。迭代一直进行到 $T_{i+1} = T_i$ 结束, 取结束时的 T_i 为阈值。

根据迭代算法进行阈值分割处理后, 目标图像(即小波增强图像)中的目标缺陷和背景根据灰度值的不同分为两类, 并被分别标记为白色和黑色, 用二值来显示, 如图 4 所示。

3.2 伪缺陷的去除

虽然根据迭代法求得的最佳阈值几乎不受噪声干扰的影响, 但仅仅根据最佳阈值来分割缺陷, 还是会产生少量伪缺陷(噪声)。它们介于目标缺陷和背景之间, 使目标缺陷的边缘变得模糊不清。缺陷和伪缺陷之间的区别就是缺陷点比较集中, 而伪缺陷点分散且没有规律。于是可以根据缺陷点的集中程度这一几何结构的不同来判别该点为缺陷还是伪缺陷。本文依据这点区别, 结合数学形态学的图像处理技术, 对图像中的伪缺陷进行了处理。具体算法如下:

(1) 用 $b * b$ 的模板对整幅图像进行扫描。设定一个评价缺陷点集中度的函数, 即:

$$u = v * b * b, \quad (7)$$

其中, v 为预先设定的概率阈值, 在 $0 \sim 1$ 之间。

(2) 设 s 为模板内可疑点的个数, 当 s 大于 u 时, 判断为缺陷, 否则判断为伪缺陷。

在实际的应用中, v 的值越大, 去除的伪缺陷越多, 但真实缺陷被误去除的可能性也越大。以图 4 中最后一幅图像为例, 采用数学形态学的方法去除伪缺陷。

首先取 majority 参数用 BWMPH() 函数对图像 4 进行了去噪声处理, 仅保留了 8 邻域内灰度值的和 5 的像素作为处理后的缺陷。结果如图 5 所示。这一运算消除了大部分细微的干扰, 并且使图像边缘变得清晰。

其次, 用 imclose() 函数对图像 5 进行关闭运算, 来第二次去噪声, 如图 6 所示, 图像中的大部分噪声被消除, 其余噪声也有不同程度的缩小。

最后, 用 eliminate_noise() 函数进行第三次去除噪声的处理, 其中, 模板取 $b = 20$, 概率阈值 $v = 0.2$, 如图 7 所示。至此, 图像中的绝大多数噪声被消除。

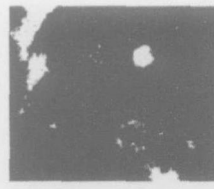


图 5 第一次去噪

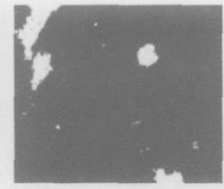


图 6 第二次去噪

Fig. 5 Denoising for the first Fig. 6 Denoising for the second

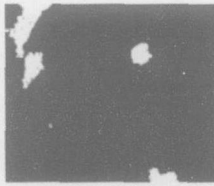


图 7 第三次去噪

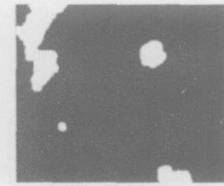


图 8 可疑点的合并

Fig. 7 Denoising for the third Fig. 8 Combination of suspicious points

3.3 缺陷的合并

缺陷中的可疑点分布相对稀疏的区域在去除噪声处理中可能被误当作伪缺陷而去除掉, 使得原本是一个整体的缺陷分为两部分或者更多的部分。因此在进行去除噪声处理后应将被误分离的缺陷合并, 得到完整的缺陷区域, 这样就可以通过缺陷区域知道缺陷的大小和数量, 从而为材料的评价打下基础。

把缺陷区域在空间上的位置作为合并可疑点的依据, 即如果几个可疑点在空间上的位置很接近的话, 就可合并。图 9 是两个可疑点 (A 与 B) 在空间的分布情况, 设 A 在 x 方向上的长度为 L_A , 在 y 方向上的长度为 H_A , 中心坐标为 (x_1, y_1) ; B 在 x 方向上的长度为 L_B , 在 y 方向上的长度为 H_B , 中心坐标为 (x_2, y_2) 。则 A 与 B 在 x, y 方向上的接近程度分别为:

$$x = |x_2 - x_1| - (L_A + L_B) / 2, \quad (8)$$

$$y = |y_2 - y_1| - (H_A + H_B) / 2. \quad (9)$$

显然, 当 $x_1 = x_2, y_1 = y_2$ 时, x, y 达到最小值, 选取阈值为 T_x, T_y 。如果:

$$x < T_x, y < T_y, \quad (10)$$

则可以认为 A 与 B 在空间位置上接近, 如图 10 所示。值得注意的是两个可疑点合并得到的新的缺陷区域必须是包含两个可疑点的最小矩形。

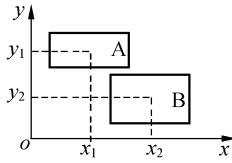


图 9 两个部分在空间的位置

Fig. 9 Space position of two parts

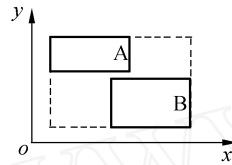


图 10 合并后的情况

Fig. 10 Combination instance

图 7 中左上角的区域包含一个夹渣缺陷。可以发现该缺陷虽被分为两个可疑区域,但这两个可疑区域中间的空隙并不大。按照上述方法判断处理,如果满足式(10),则可采用数学形态学的方法,适当放大每个可疑区域,它们中间的空隙将减小甚至消失。当空隙消失时,使得两个相近的可疑区域合并成一个,合并的结果如图 8 所示。至此,缺陷的提取已经完成。一个夹渣缺陷和二气孔已经被完整的分割出来,可以作为缺陷样本输出。

4 缺陷的识别

缺陷识别方面,在由上述方法找到了缺陷像素所在的区域后,从缺陷样本中提取了 19 个缺陷特征量,其中几何形状参数 13 个,分别是:缺陷的面积、周长、 x 方向的重心位置、 y 方向的重心位置、紧凑性、一到七阶不定矩、扁度。灰度特征 6

个,分别是:缺陷灰度的最大值、最小值、平均值、方差、峭度值、能量。为从 19 个特征中挑出一些对分类最有效的特征以达到降低特征空间维数的目的,采用基于遗传算法的特征选择策略,从 19 个缺陷特征量中优选出了 3 个特征参数,分别是:缺陷的紧凑性、扁度以及灰度的最小值。在此基础上,设计了基于 BP 网络的缺陷模式分类器,该分类器输入层的节点数为 3,隐含层的节点数为 8,输出层的节点数为 3(分别对应气孔、夹渣及裂纹三种缺陷类型)。采用该网络分类器对已正确提取出缺陷的样本进行识别,正确识别率可达 95% 以上。

5 结 论

(1) 目标边界算法能有效地剪切图像背景,实现目标区域的提取;基于小波变换的图像增强算法能有效地增强对比度差的细节部分,突出图像的边缘特征,改善了图像的质量,便于后续的缺陷分割及自动识别。

(2) 缺陷提取取决于最佳分割阈值和像素本身的灰度值,迭代算法使最佳分割阈值几乎不受噪声影响,因此缺陷点完全由自身的灰度值确定,避免了噪声影响范围的扩大。

(3) 用数学形态学结合阈值法提取出的缺陷,能很好地保持缺陷原来的形状和大小,且该法并不局限于缺陷的类型与大小,可推广至其他类似 X 射线图像中目标的提取和分割。

(4) 用 BP 神经网络构造的缺陷模式分类器,对于遗传算法所提取的缺陷特征值,具有较好的学习、识别与分类效果,缺陷正确识别率可达 95%。

参考文献:

- [1] 周贤,刘义伦,龚海飞. 炭素材料内部缺陷检测方法的探讨[J]. 无损检测, 2005, 27(3): 132-134.
ZHOU X, LIU Y L, GONG H F. Discussion on detection methods of carbon material flaws[J]. *NDT*, 2005, 27(3): 132-134. (in Chinese)
- [2] 刘恒殊,黄廉卿. 基于模糊集理论的 CR 图像处理方法[J]. 光学精密工程, 2002, 10(2): 188-192.
LIU H SH, HUANG L Q. Processing method of CR image based on fuzzy set theory[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2002, 10(2): 188-192. (in Chinese)
- [3] TILLACK G R, NOCKEMAN M C, BELLON C. X-ray modeling for industrial applications[J]. *NDT and E International*, 2000, 37: 481-488.
- [4] FERNANDES B T, SILVA I, GA YDECKI P A. Vector extraction from digital images of steel bars produced by an

- inductive scanning system using a differential gradient method combined with a modified Hough transform[J]. *NDT and E International*, 2000, 33: 69-75.
- [5] HALM S R. Radiographic interpretation[J]. *British Journal of NDT*, 1992, 34(5):234-238.
- [6] BERGER H. 100 years of X-rays-industrial use of NDT and the role of ASNT[J]. *Materials Evaluation*, 1995, 53(11): 1253-1260.
- [7] 李平,陈锐. 石墨制品的超声波无损检测技术[J]. *炭素*,1997,(4):32-36.
LI P, CHEN R. Ultrasonic nondestructive testing technique for graphite products[J]. *Carbon*. 1997(4):32-36. (in Chinese)
- [8] 任大海,尤政,孙长库,等. 焊接缺陷实时成像自动检测技术的研究[J]. *清华大学学报*,2001,41(2):25-29.
REN D H, YOU ZH, SUN CH K, *et al.* Automatic inspection techniques by real-time radiography for weld defects [J]. *J Tsinghua Univ*, 2001, 41(2):25-29. (in Chinese)
- [9] 张雷,杨润魁,黄廉卿. 数字 X 光医学影像压缩技术[J]. *光学 精密工程*,2004,12(6):632-637.
ZHANG L, YANG R K, HUANG L Q. Computed X radiography image compression[J]. *Optics and Precision Engineering*, 2004, 12(6):632-637. (in Chinese)
- [10] FLETCHER M J, SPEAKE J H. Trends in automated non-destructive testing weld and metal fabrication[J]. 1989, 57(6): 239-242.
- [11] JAIN A K, DUBUISSON M P. Segmentation of X-ray and c-scan images of fiber reinforced composite materials [J]. *Pattern Recognition*, 1992, 25(3): 257-270.
- [12] STRICKLAND R K, HAHN H. Wavelet transforms methods for objects detection and recovery[J]. *IEEE Trans Image Process*, 1997, 6(5): 724-735.
- [13] KAZANTSEV I G, LEMAHIEU I. Reconstruction of elongated structures using ridge functions and natural pixels[J]. *Inverse Problem*, 2000, 16(2): 505-517.

作者简介:周 贤(1972 -),男,中南大学副教授,博士研究生, E-mail: zhouxian@csu.edu.cn.