

基于主成分分析法的 X 射线焊缝缺陷 图像增强与分割算法

殷 鹰^{1,2}, 毛 健¹, 苏真伟²

(1. 四川省特种设备检测研究院, 成都 610061; 2. 四川大学 制造科学与工程学院, 成都 610045)

摘 要:为提高 X 射线图像缺陷自动识别的能力与图像分割的效果, 提出了一种基于主成分分析法的 X 射线焊缝缺陷图像增强与分割算法。该算法首先通过计算图像的协方差矩阵特征值与其对应的特征向量, 并根据特征向量分布, 选择感兴趣区域即图像中的焊缝部分, 从而减少图像处理的计算量; 其次通过分析特征值累计百分比和试验结果, 筛选出最佳的特征向量, 对图像进行基于主成分的重构; 最后采用 Otsu 阈值分割法, 对重构后的图像进行分割。试验结果表明, 该算法在对比度低、噪声严重的 X 射线缺陷图像分割中有很好的应用效果。

关键词: X 射线; 焊缝缺陷; 主成分分析法; 感兴趣区域选择; 图像分割算法

中图分类号: TG115. 28 文献标志码: A 文章编号: 1000-6656(2010)09-0678-06

PCA-Based Defect Enhancement and Segmentation for X-Ray Images of Welds

YIN Ying^{1,2}, MAO Jian¹, SU Zhen-Wei²

(1. Sichuan Special Equipment Inspection Institute, Chengdu 610061, China;

2. School of manufacturing science and engineering, Sichuan University, Chengdu 610045, China)

Abstract: In order to improve the automated recognition and segmentation in X-ray image of weld defects, an algorithm of X-ray image enhancement and segmentation based principal component analysis (PCA) was proposed. Firstly, the eigenvalue and its corresponding eigenvector of the image covariance matrix were calculated, according to the distribution of eigenvalue, the region of interest (ROI), just as weld, was located, the calculation capacity was reduced; Secondly, through analyzing the eigenvalue cumulative percentage and experimental results, the optimum eigenvector was selected to reconstruct the image based on PCA; Finally, the Otsu thresholding segmentation approach was employed to segment the reconstructed image. The results showed that this algorithm was effective in segmenting the X-ray image which was low contrast and noise severely.

Keywords: X-ray; Weld defect; Principal component analysis; ROI selection; Image segmentation algorithm

X 射线焊缝缺陷图像自动检测和识别系统主要包含四个步骤: 图像预处理、图像特征提取、神经网络训练和缺陷识别^[1]。图像分割技术是图像预处理中非常重要的组成部分。最常用的图像分割方法有边缘检测^[2]、阈值分割^[3]、数学形态学处理^[4]等, 这些算法在图像处理和模式识别领域里被大量研究和使用的。

图像分割算法在研究 X 射线焊缝缺陷图像检测和自动识别系统中起着十分关键的作用, 因为包括特征提取、图像识别与分类等所有后续处理工作都取决于图像分割的质量。笔者提出了一种基于主成分分析法 (PCA) 的 X 射线焊缝缺陷图像分割算法。

1 X 射线焊缝缺陷图像分割算法

1.1 基于主成分分析的图像重构

Jolliffe^[5]定义了主成分分析法: 一种数学变换的方法, 通过把给定的一组相关变量进行线性变换

基金项目: 四川省国际科技合作与交流研究计划资助项目 (2007H12-017)

作者简介: 殷 鹰 (1983—), 男, 博士, 主要从事无损检测图像处理技术研究及特种设备能效测试方面的工作。

转成另一组不相关的变量,这些新的变量按照方差依次递减的顺序排列。在数学变换中保持变量的总方差不变,使第一变量具有最大的方差,称为第一主成分,第二变量的方差次大,并且和第一变量不相关,称为第二主成分,依次类推, n 个变量就有 n 个主成分。主成分分析法被广泛应用于特征选择^[5-6]、图像识别和分类应用^[8-9]。在图像处理领域,印度学者 Rao 等人^[10]提出了一种基于输入图像的协方差矩阵的特征值的电涡流图像增强算法。

主成分分析是通过计算协方差矩阵来实现的。输入的数据集 X 被转化为维度较少的替代数据集 Y 。 Y 是由矩阵 X 根据 Karhunen-Loève transform (KLT) 而得到的。这里的 Y 也被称为正 KLT 矩阵。而重建之后的图像 Y' 是通过逆 KLT 获得的。图像重建 KLT 中涉及的主要步骤如下:

(1) 输入一个具有 M 行和 N 列的图像矩阵。沿每个维数 $m=1, \dots, M$ 计算平均数。维数 $M \times 1$ 的经验平均列向量可以由下列公式得到:

$$u[m] = \frac{1}{N} \sum_{n=1}^N X[m, n] \quad (1)$$

(2) 从输入图像 X 中减去经验平均向量 u , 并存储在 $M \times N$ 矩阵 B 中:

$$B = X - u \cdot h \quad (2)$$

式中 h 是全为 1 的 $1 \times N$ 行向量。

(3) 计算协方差矩阵:

$$C = \frac{1}{N} B \cdot B^T \quad (3)$$

(4) 计算得到协方差矩阵的特征向量矩阵 V :

$$V^{-1} C V = E \quad (4)$$

式中 E 是协方差矩阵 C 特征值的对角矩阵。

(5) 重新降序排列特征值与特征向量;

(6) 正 KLT 可以由以下公式得到:

$$Y = V^T \times (X - u \cdot h) \quad (5)$$

(7) 逆 KLT 可以由以下公式得到:

$$Y' = (V \times Y) + (u \cdot h) \quad (6)$$

1.2 感兴趣区域选取方法

建立的缺陷数据库中,大部分 X 射线焊缝缺陷图像都有一个视觉上共同点,图像的顶部和底部的亮度都低于中间的焊缝部分,如图 1 所示。这是因为金属材料吸收一定量的辐射,但在焊接部位,辐射吸收较少,这些地区在底片中亮度较高。图像处理过程中,只有焊缝部位需被考虑,即上文提到的感兴趣区域(ROI)。使用 ROI 选择有两个优点:① ROI 选择能减少对图像中不必要部分的图像处理操作。

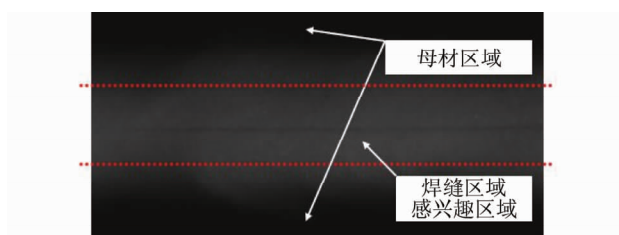
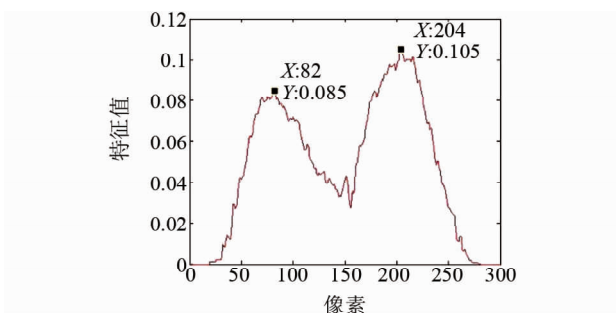


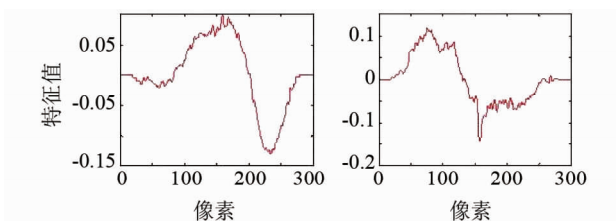
图 1 焊缝缺陷图像(低对比度)

② 降低了全局处理方法对图像中不相关区域的负面影响。

由于第一主成分含最多的图像信息,与其相关的特征值和特征向量能够大体上反映出图像背景强度的变化。根据背景的灰度变化,就可以从图像中分离出灰度较低的焊缝部位(ROI)。图 1 所示图像的大小是 300×600 , 因此,各列有 300 个像素点。根据图像的列数计算每个像素的特征向量,得到图 2 所示图像。



(a) 第一特征向量



(b) 第二特征向量 (c) 第三特征向量

图 2 实例图像

对于第一特征向量,也就是显著特征向量,在第 82 像素到达第一个峰值(0.085),在第 204 像素达到第二个峰值(0.105)。如图 3 中所示,从特征向



图 3 第一特征向量的分布以及相应的图像垂直方向的灰度变化

量分布的两个峰值可以看出,第一特征向量的分布图可用来代表垂直方向上的总体灰度变化。因此,第一特征向量的分布可以用来表示焊缝缺陷图像的总垂直方向的灰度变化。

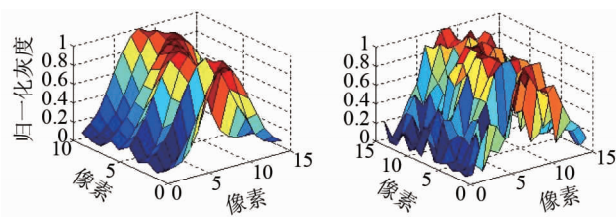
根据第一特征向量分布上两个峰值的位置,可以选中焊缝部位,从而大大减小图像处理区域。通过 ROI 选择后的焊缝区域如图 4 所示。



图 4 通过 ROI 选择后的焊缝区域

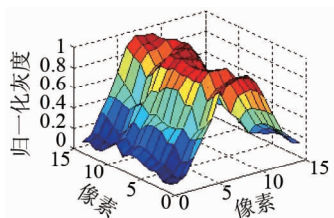
1.3 基于特征值滤波器的图像增强

Rao 提出的算法的基本思想是根据逆 KLT(通过第一特征向量算得)重建获得无噪声图像。利用这个滤波器,图像中的缺陷图像得以保存。图 5 模拟了该滤波器的作用。



(a) 原始图像

(b) 增加高斯白噪声后图像



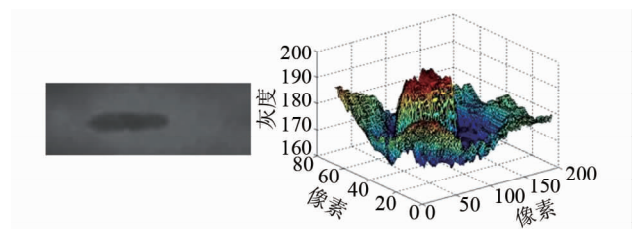
(c) 滤波器去噪后图像

图 5 模拟特征值滤波器

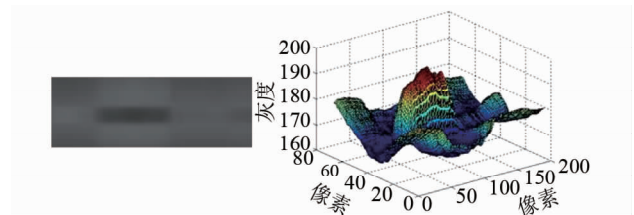
当特征值滤波器逐行或逐列应用于图像上时,将会得到两种不同的结果,如图 6 所示。因此,当输入图像长宽差值很大,或者图案形状不规则时,使用该方法所得的输出图像将完全不同。

为了克服基于行和列的图像过滤中发生的变化,需要引入另一个步骤。通过调整输入图像尺寸,将所有输入图像通过最近邻插值法转换为正方形,然后分别逐行逐列使用特征值滤波器。合并两个输出图像,然后灰度值除以 2,得到融合后图像。最后,再次调整尺寸到图像原尺寸,流程如图 7 所示。

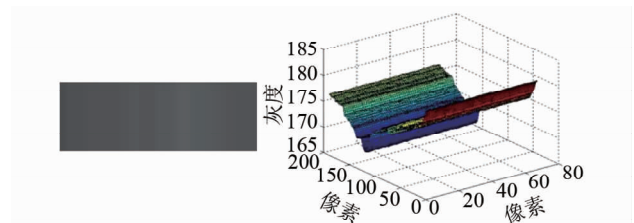
特征值滤波器虽然可以去除噪声,但同时也会造成缺陷形状失真。如图 8 所示,输出图像的三维表面图的表面平滑,说明噪声被过滤,但缺陷形状从椭圆形变成长方形。可见特征值滤波器不能直接应



(a) 输入图像



(b) 逐行滤波后效果



(c) 逐列滤波后效果

图 6 逐行和逐列图像滤波后的效果

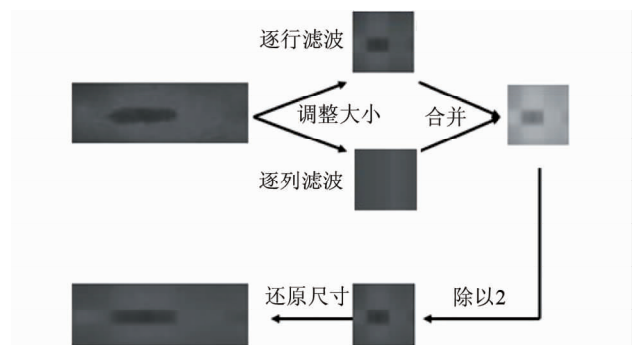


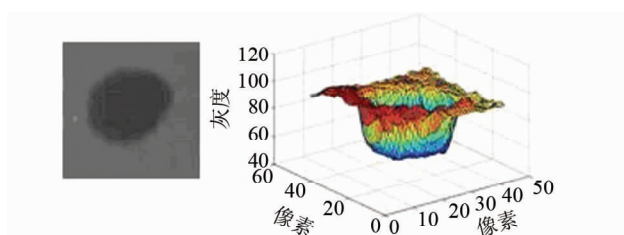
图 7 尺寸调整法用于平衡逐行和逐列特征值滤波带来的结果差异

用于 X 射线焊缝缺陷图像。

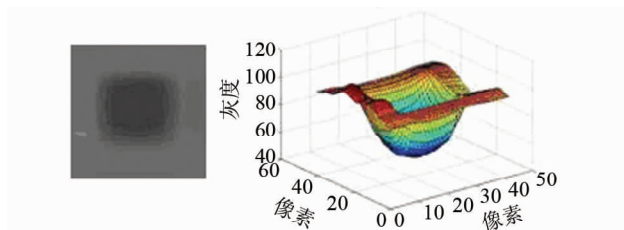
1.4 使用不同特征向量的图像重构

如果把数字图像看作矩阵,图像协方差矩阵特征值和特征向量的大小可以用于衡量该图像相关能量的分布。在特征值滤波器中,最显著的特征向量及其对应的最大特征值将被用于进行逆 KLT。笔者测试了很多特征向量和特征值的组合,最后选择最优特征向量用于图像重构,这个过程也被称为基于 PCA 的图像重构。

如图 9 所示,通过使用不同的特征向量进行图



(a) 输入图像



(b) 滤波后效果

图 8 特征值滤波器效果

像重构后的输出图像的差别很大。然而,这种差别从特征向量的选取上来看,显得很有规律。每增加一个特征向量,缺陷形状在输出图像上保存得越清晰。可见,特征向量的选择对输出图像中的缺陷形状和噪声保留有直接影响。如果基于 PCA 的图像重构中选择越多的特征向量,保留的信息越多。假设第 n 特征向量被选择,用第一到第 n 个特征向量进行图像重建后的输出图像能保留绝大多数缺陷。

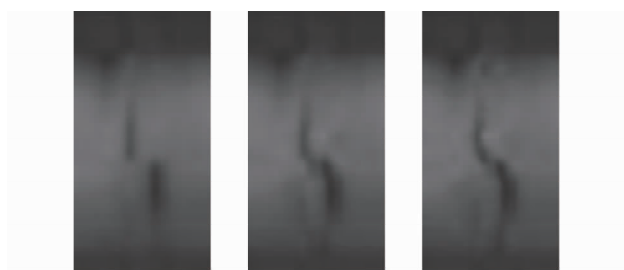
(a) 原始
图像(b) 第一特
征向量(c) 第一、二
特征向量(d) 第一~三
特征向量(e) 第一~四
特征向量(f) 第一~五
特征向量

图 9 使用不同的特征向量组合所得重构图像

那么用第 $n+1$ 特征向量进行图像重构后就应该得到一个没有主成分输出的图像,这里的主要成分主要是指缺陷,而无主成分输出的图像只由背景和噪声组成。

1.5 图像减法

在 PCA 图像重构之后用到了一个图像减法过程。其目的是去除输出图像的噪声和背景:

$$F_D = F_O - F_N \quad (7)$$

式中 F_D 是理论上只包含有缺陷的输出图像; F_O 是原始图像; F_N 是经过 PCA 图像重构后理论上只包含背景和噪声的图像。事实上,如何选择最佳第 $n+1$ 特征向量来进行图像重构是最大的难题。因此,测试了使用第一~第四特征向量进行 PCA 图像重构并且将得到的结果进行了图像减法,为了使减法结果更明显,所有的输出图像都被转化成了黑白图像,如图 10,11 所示。



(a) 第一 (b) 第二 (c) 第三 (d) 第四

图 10 不同的特征向量所得图像重构结果



(a) 使用图 10(a)

(b) 使用图 10(b)



(c) 使用图 10(c)

(d) 使用图 10(d)

图 11 图像减法与分割后的结果

如图 11 所示,当第三个特征向量被选择为最佳(即第 $n+1$ 个)特征向量时,图像分割后可得到最佳结果,缺陷形状最为清晰,边缘特征最为明显。总结这个过程,概括提出了基于 PCA 的图像分割方法的流程图见图 12。

1.6 最佳特征向量选取

如何选择最佳(第 $n+1$)特征向量成为成功分割最重要的因素。对于图 9(a),特征值如表 1 所

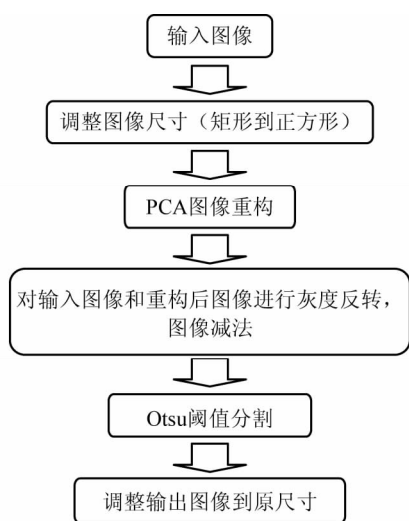


图 12 基于 PCA 的图像分割方法流程图

示。从试验结果中看出第三特征向量为最佳特征向量。正如表 1 所示,前三个特征值的累计百分比为 98.0%。根据试验结果,将阈值设定为 98.0%。

表 1 图 9(a)的特征值及其百分比

序号	特征值	特征值小数	累积百分比/%
1	1.401 0	0.960 6	96.1
2	0.016 8	0.011 4	97.2
3	0.011 5	0.007 8	98.0
4	0.009 0	0.006 2	98.6
5	0.007 9	0.002 6	98.9
6	0.005 0	0.001 4	99.0
7	0.003 4	0.000 9	99.1
8	0.001 6	0.000 4	99.1
9	0.000 9	0.000 3	99.2
10	0.000 3	0.000 2	99.2

使用同样的方法来选取另外一张缺陷图像的最佳特征值,从而验证 98% 作为阈值是否可靠。根据其特征值累计百分比,第 4 特征向量被选取为最佳。从图 13 可以看出,当该缺陷图像使用第 4 特征向量时,图像分割效果最佳。

1.7 Otsu 阈值分割法

采用阈值法进行图像分割的关键在于选择阈值。在图像分割时,若阈值选得过高,则过多的目标点被误归为背景点;反之,将会有过多的背景点误归为目标点,势必给分割出来的目标的大小和形状造成不应有的误差。为了寻求最佳的分割阈值,目前已研究出多种阈值选取算法,如 P 参数法、双峰法、最大类间方差法(Otsu 法)等。每种方法都有各自

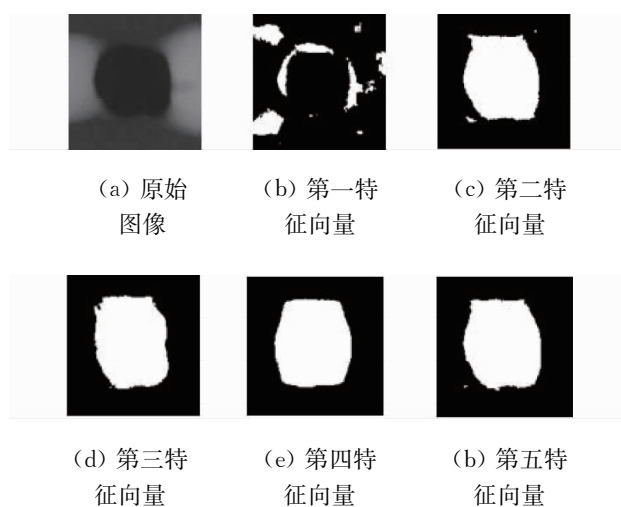


图 13 使用不同特征向量进行 PCA 图像分割后的结果

的特点和不同的应用场合,其中 Otsu 法被认为是阈值自动选取方法的最优方法之一。

在 PCA 图像分割算法中,图像减法之后可以得到一个灰度图像。作为基于 PCA 的图像分割方法的最后一步,应用 Otsu 阈值分割法^[10]来实现灰度图像的二值化处理。Otsu 阈值分割法是一种最大类间方差法,一直被认为是最优的阈值自动选取方法,非常有利于选择具有双峰直方图的阈值。而通过 PCA 图像重构以及图像减法得到的缺陷灰度直方图因为背景和噪声大多已经清除,所以几乎都呈双峰形状,从而非常适合使用 Otsu 阈值分割法对其进行二值化处理。

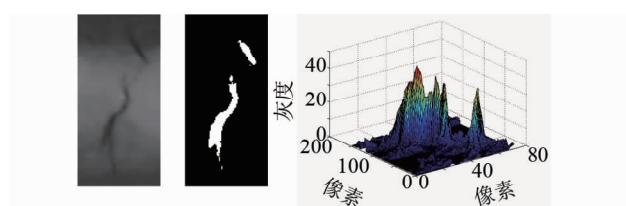
2 试验结果与分析

通过使用笔者提出的基于 PCA 的图像分割算法,可以有效地定位和分割出焊接缺陷。但是,此方法对输入图像有较为严格的要求。缺陷应作为输入图像的主要组成部分,如果缺陷尺寸太小,就不能被视为主要成分。因此,ROI 选择必须在执行 PCA 图像分割前进行。笔者一共对 183 张共 8 个类别的 X 射线焊接缺陷图像进行了测试,得到部分有代表性的图像分割结果见图 14。

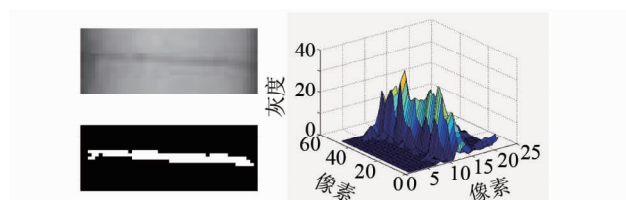
可以看出,各类焊接缺陷,如裂纹、夹渣、气孔、未融合及未焊透等图像都可以通过笔者提及的算法来进行成功的图像分割。

3 结论

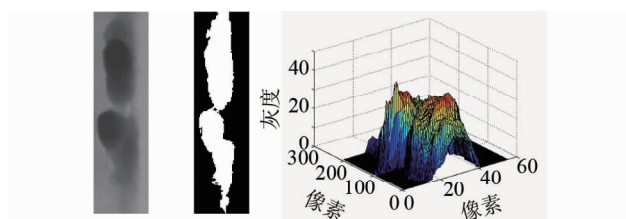
探讨了一种基于主成分分析法的图像分割算法,运用该算法对 X 射线焊缝缺陷图像进行了分割试验。为了去除图像噪声和背景,该方法首先采用



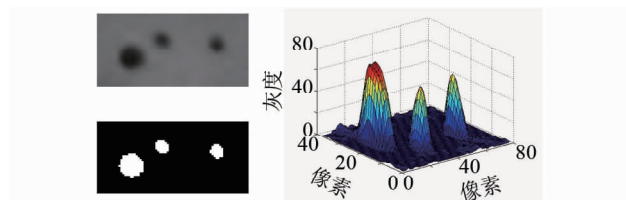
(a) 案例一



(b) 案例二



(c) 案例三



(d) 案例四

图 14 试验测试后的图像分割效果

PCA 图像重建方法。在这个过程中,首先实现了对焊缝部位的自动选取,然后通过观察特征值累计百分比,选择最优特征向量。此后采用了图像减法和 Otsu 阈值分割法,对重构后的灰度图像进行了二值化处理,从而达到了图像分割的目的。该算法经过不同的 X 射线焊缝缺陷图像的测试,试验结果表明,该算法相比传统的图像分割算法,能够在针对 X 射线焊缝缺陷图像这种背景复杂、噪声大、对比度低的图像上取得更好的分割效果,在 X 射线焊缝图像

(上接第 677 页)

- [7] Yusa N, Huang H, Miya K. Numerical evaluation of the ill-posedness of eddy current problems to size cracks[J]. NDT&E Int, 2007(40):185—191.
- [8] Wang L, Chen Z, Lu T J. Sizing of long stress corro-

缺陷的识别与分类中有推广应用意义。

参考文献:

- [1] Yin Y, Tian G Y, Yin G F, et al. Defect identification and classification for digital X-ray images[J]. Applied Mechanics and Materials, 2008, (10/12):543—547.
- [2] Canny J F. A computational approach to edge to detection[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1986, 8(6):679—698.
- [3] Huang Q M, Gao W, Cai W J. Three holding technique with adaptive window selection for uneren lighting image[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(6):801—808.
- [4] Alaknanda R S, Anand, Pradeep K. Flaw detection in radiographic weld images using morphological aprouch[J]. NDT & E International, 2006(39):29—33.
- [5] Gao J B, Kwan P W, Gao Y. Robust multivate L1 principal component analysis and dimensionality reduction[J]. Neurocomputing, 2009, 72(4/6):1242—1249.
- [6] Chen T L, Tian G Y, Sophian A, et al. Feature extraction and selection for defect classification of pulsed eddy current NDT[J]. NDT & E International, 2008, 41(6):467—476.
- [7] Congde L, Chunmei Z, Taiyi Z, et al. Kernel based symmetrical principal component analysis for face classification[J]. Neuro computing, 2007, 70(4):904—911.
- [8] Mirapeix P B, García-Allende A, Cobo O M, et al. Real-time arc-welding defect detection and classification with principal component analysis and artificial neural networks[J]. NDT & E International, 2007, 40(4):315—323.
- [9] Kalyanasundaram P, Thirunavukkarasu S, Rao B P C, et al. Eigenvalue-based approach for enhancement of eddy current images of shallow defects[J]. Research in Nondestructive Evaluation, 2007, 18(1):13—21.
- [10] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics, 1979, 9(1):62—66.

sion crack from 2D ECT signals by using a multisegment inverse analysis strategy[J]. Int J Appl Electromagn Mech, 2008, 28(1—2):155—161.

- [9] Norton S J, Bowler J R. Theory of eddy current inversion[J]. J Appl Phys, 1993, 73(2):501—512.