

DOI: 10.7652/xjtuxb201501021

一种针对超声检测图像的自适应阈值设置方法

杨晔, 潘希德, 庄健

(西安交通大学材料科学与工程学院, 710049, 西安)

摘要: 在对图像阈值分割进行分析和已有算法的基础上,提出了一种针对超声波无损检测 C 扫描图像的自适应阈值设置方法,以实现对超声波 C 扫描图像的准确定量评估。该方法根据 C 扫描图像的灰度分布自动地计算相应的阈值,并进一步对特征区域进行分离和评估,从而克服固定阈值方法受超声波能量偏差影响大、难以准确评估的缺点。将该方法获得的结果与最大类间方差、最小交叉熵等方法的处理结果以及通过腐蚀试验获取的实际检测界面结果进行了对比,结果表明:该自适应阈值设置方法与其他分割方法相比,评估的结果更加准确,运算时间更短,并且结果受超声波能量偏差的影响最小。

关键词: 超声检测图像;自适应阈值设置方法;最大类间方差;最小交叉熵

中图分类号: TP751.1 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2015)01-0127-06

An Adaptive Threshold Setting Method for
Image Processing in Ultrasonic Testing

YANG Ye, PAN Xide, ZHUANG Jian

(School of Material Science and Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: Based on the analysis of the image threshold segmenting method and the existing algorithms, an adaptive threshold setting method (ATSM) is presented to make accurate quantitative assessment on the ultrasonic C-scan images. In this method, the threshold is calculated automatically according to the gray level distribution of the C-scan image and then the feature region is segmented and evaluated by the threshold. Therefore, ATSM can overcome the shortcoming that constant threshold evaluation method (CTEM) is greatly influenced by the deviation of ultrasonic energy, which leads to inaccurate results. According to the results obtained by corrosion test, ATSM is more accurate and stable, and spends less operation time than other algorithms, such as the maximum between-cluster variance algorithm and the minimum cross-entropy algorithm.

Keywords: ultrasonic testing image; adaptive threshold setting method; maximum between-cluster variance algorithm; minimum cross-entropy algorithm

超声波无损检测技术是国内外应用最广泛、使用频度最高且发展较快的一种无损检测技术^[1]。目前,研究的主要工作集中在将传统的超声无损检测技术和现代信息技术相结合,进一步提高对缺陷检测的准确度和可靠性,实现超声无损检测的数字化、自动化、智能化和图像化^[2]。当前,先进的数字超声

波检测仪器已经能实现对工件进行 A 扫描、C 扫描检测,但是针对 C 扫描图像进行定量处理分析的研究却还处于起步阶段。吕江明提出了一种多尺度形态学边缘检测算法,并进一步对超声 C 扫描图像进行了缺陷识别与评估^[3];迟军等人利用最小分割误差的方法选取阈值来对超声波检测图像进行分割^[4]。然而,这些方法都是针对特定超声能量下的扫描图像进行处理的,并没有讨论超声能量偏差对其处理结果的影响。

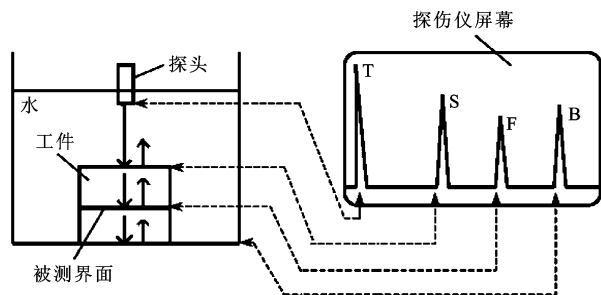
西安交通大学焊接研究所研制的超声成像无损检测系统 JTUIS(Jiao Tong ultrasonic NDT imaging system)^[5]采用手工设定固定阈值的方法对超声波 C 扫描图像进行阈值分割,并进一步进行评估。这种方法虽然简单、容易实现,但是由于超声波能量的变动,也会导致较大的偏差,从而不能准确地反映检测界面的真实情况。

针对固定阈值方法的缺陷,本文基于 JTUIS 系统和 VC++ 平台,提出了一种针对超声波检测 C 扫描图像的自适应阈值设置方法,根据超声波 C 扫描图像的灰度分布自动地计算相应的阈值,阈值不再固定不变。将此方法的结果与通过腐蚀试验^[6]所获取的真实检测界面以及最大类间方差^[7]、最小交叉熵^[8]等方法的结果从准确性、稳定性等方面进行了对比,发现此自适应阈值设置方法具有准确性高、运算时间少和稳定性强等优点。

1 基本原理

如图 1 所示,探头发射的超声波遇到水、工件表面、缺陷部位以及工件底面会发生反射,从而形成相应的发射波、表面波、缺陷波和底面波。通过观察缺陷波的有无以及位置,就可以知道工件中是否存在缺陷以及缺陷的位置,这就是超声波 A 扫描检测的原理^[9]。JTUIS 的超声波 C 扫描成像原理是探头对工件进行逐点逐行的 A 扫描,利用采样闸门来采集每个检测点的缺陷回波模拟信号,并转化为数字信号,再将每个检测点按其缺陷波的峰值对应灰度值并转化成伪彩色图像显示,进而得到超声波 C 扫描图像^[10]。在钎焊界面上,对于焊合好的点,超声波在钎焊界面大部分发生了透射,反射波很少,对应的灰度值较小;对于缺陷点,超声波大部分发生了反射,其灰度值较大。

JTUIS 系统在实际检测中,利用超声波探头中的压电晶片将反射的超声波信号转化为电压信号,然而此电压信号十分微弱,最高的峰值电压不高于



T:发射波;S:表面波;F:缺陷波;B:底面波

图 1 超声波 A 扫描原理示意图

250 mV,因此必须对其进行放大。引入增益系数的概念来表征 JTUIS 系统中超声波信号的放大倍数

$$A = 20 \lg \frac{U_{out}}{U_{in}}$$

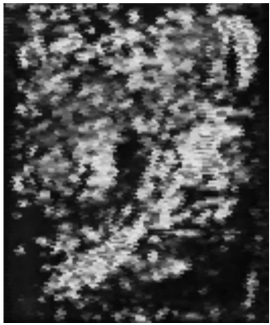
式中:A 为增益系数(dB); U_{in} 为接收到的超声波信号电压; U_{out} 为放大后的超声波电压。

JTUIS 系统是对放大后的超声波电压进行 A/D 转换和数字信号处理的,所以放大后的超声波电压,即超声回波能量,直接影响着检测的图像和结果。当超声回波能量变大时,合格点和缺陷点的反射回波能量都变大,整个图像对应的灰度值也就变大;反之,则都变小。

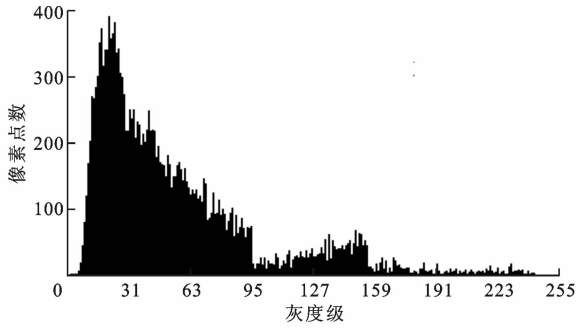
可见,接收到的超声波电压或者增益系数的变化,都可以改变超声回波能量,两者在效果上是基本一致的。由于接收到的超声波电压不易控制,因此在研究中采用改变增益系数的方法来实现对超声回波能量的改变,研究结果也适用于相同增益系数下因超声波接收电压变化而造成的超声回波能量变化的情况。

图 2 显示了超声波增益系数 A 分别为 15 和 23 dB 时, JTUIS 系统对某一钎焊电触头的 C 扫描检测图像及其灰度分布直方图。为了使人眼能清晰地辨识,此系统产生的 C 扫描图像是 256 色的伪彩色图像,缺陷区域的图像偏红色,合格区域的图像偏蓝色。

从图 2 可以看出,随着超声回波能量的增大,每个检测点反射的能量也相应增大,对应的灰度值也变大,表现为 C 扫描图像整体偏红,图像的灰度分布也整体向 255 偏移。另一方面,虽然超声回波能量变化造成图像灰度分布发生整体的偏移,但是缺陷区域和焊合区域之间灰度分布的差异仍然存在。无论灰度分布整体是否偏移,整个灰度分布都可以分为缺陷区域、合格区域和背景区域 3 个部分。自适应阈值设置方法就是基于这种灰度分布特点,先



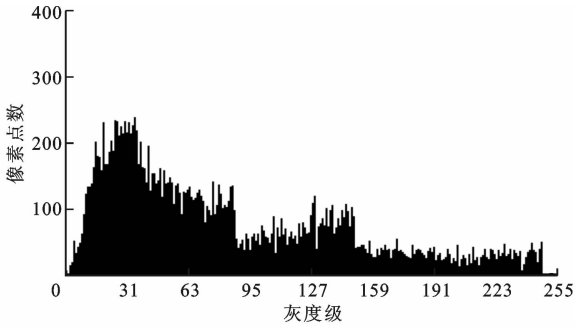
(a) $A=15$ dB 时的扫描图像



(b) $A=15$ dB 时扫描图像的灰度直方图



(c) $A=23$ dB 时的扫描图像



(d) $A=23$ dB 时扫描图像的灰度直方图

图 2 2 种增益系数下的扫描图像及其灰度直方图对比

按照聚类的思想,将灰度分布划分成缺陷区域、合格区域和背景区域 3 个类别,再通过计算,将缺陷区域类簇与背景区域类簇的交界灰度值作为阈值。此阈值会根据图像灰度分布的变化而变化,因此评估结果受超声回波能量的影响较小。

2 自适应阈值设置方法

自适应阈值设置方法是基于聚类思想的一种改进方法,它先根据超声波 C 扫描图像的灰度分布特点,将灰度空间分成 3 类,再选取阈值。具体步骤如下。

(1)根据图像的灰度分布特点,随机生成 3 个初始类的灰度均值

$\mu_s^{(0)} = 20.0 * \text{rand}() / \text{RAND_MAX} + s * 100$
式中: RAND_MAX 是 VC 的标准库头文件中定义的一个整数; $\text{rand}()$ 表示生成一个 $0 \sim \text{RAND_MAX}$ 之间的随机数; $s=0,1,2$ 。

(2)在第 $i(i=1,2,3,\dots)$ 次迭代时,根据下列准则将每个扫描像素点划分到均值最接近的类中

$$\|g(x,y) - \mu_l^{(i)}\| < \|g(x,y) - \mu_j^{(i)}\|$$
$$(j = 1,2,3; l = 1,2,3; j \neq l)$$

式中: $(x,y) \in Q_j^{(i)}$ 表示图像中一个像素点的坐标; $g(x,y)$ 表示像素点的灰度值; $Q_j^{(i)}$ 表示第 i 次迭代后赋予类 j 的像素点集合; μ_j 表示第 j 类的灰度均值。

(3)对于 $j=1,2,3$,更新的类的灰度均值

$$\mu_j^{(i+1)} = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in Q_j^{(i)}} g(x,y)$$

式中: N_j 是 $Q_j^{(i)}$ 中像素点的数量。

(4)若对于 $j=1,2,3$ 都有 $\mu_j^{(i+1)} = \mu_j^{(i)}$,则算法收敛,迭代结束;否则,返回步骤(2)进行下一次迭代^[11]。

(5)聚类结束后, $\mu_0^{(i)}$ 、 $\mu_1^{(i)}$ 和 $\mu_2^{(i)}$ 分别代表焊合区域类簇、中间区域类簇和缺陷区域类簇的灰度均值。选取缺陷区域类簇的像素点中最小的灰度值 t^* 作为整个图像分割的阈值。

(6)进行二值化处理

$$f(x,y) = \begin{cases} 1, & g(x,y) \geq t^* \\ 0, & g(x,y) < t^* \end{cases}$$

式中: $f(x,y)$ 为二值化后的图像。

计算钎着率

$$r_b = \frac{M_F}{M} \times 100\%$$

式中: r_b 为钎着率; M_F 为图像中灰度值小于阈值的像素数; M 为图像的总像素数。

3 实验结果分析

本文的研究对象是 JTUIS 系统对低压电器开关电触头进行超声波检测所得的 C 扫描图像。实

验中对扫描图像运用本文的自适应阈值设置、最大类间方差、最小交叉熵等方法进行分析处理,得到将缺陷区域分离的二值化图像和钎着率的结果,并通过腐蚀试验,与真实的检测界面及钎着率结果进行对比,从准确性、处理速度、稳定性等方面对各种方

法进行评价。

3.1 准确性与处理速度对比

图 3 为采用上述几种图像分割方法在增益系数为 23 dB 时对电触头 C 扫描图像(图 3a)进行处理后的结果对比。

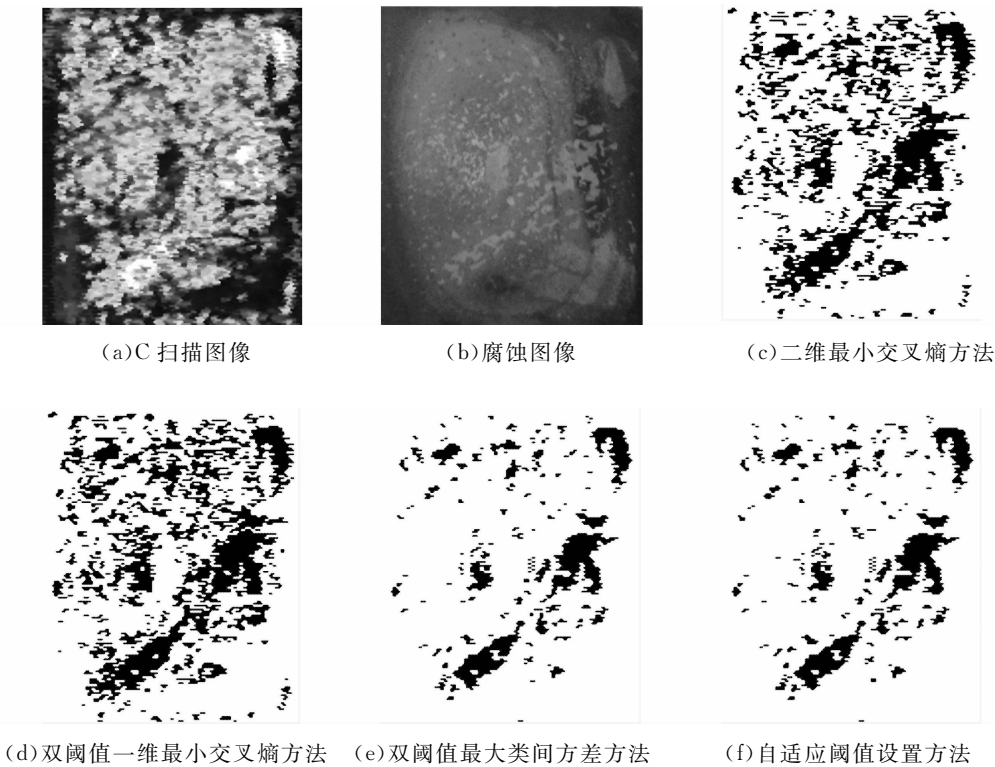


图 3 几种图像处理的结果对比(A=23 dB)

图 3a 是 JTUIS 系统对钎焊电触头的超声波 C 扫描图像;图 3b 是通过腐蚀试验得到的钎焊界面的照片(在腐蚀试验中将钎焊的基体腐蚀掉以得到真实的钎焊界面,通过拍照并利用图像处理软件来计算钎着率);图 3c~3f 分别为对扫描图像采用二维最小交叉熵、双阈值一维最小交叉熵、双阈值最大类间方差以及自适应阈值设置方法进行分割的结果,黑色表示识别的缺陷区域。

表 1 中显示了各种方法分割图像时所选用的阈值、分割后的钎着率和算法执行时间。

表 1 几种图像处理的结果比较

方法	阈值	钎着率/%	运算时间/ms	误差/%
腐蚀实验		87.9		0.0
二维最小交叉熵	126	73.3	15	-14.6
双阈值一维最小交叉熵	122	72.1	1 061	-15.8
双阈值最大类间方差	174	88.8	31	+0.9
自适应阈值设置	172	88.2	31	+0.3

通过图 3 和表 1 可以看出:从分割结果的准确性来说,自适应阈值设置方法对 C 扫描图像的分割最为准确,与腐蚀试验的误差为+0.3%;从运算时间来说,二维最小交叉熵方法耗时最短,只需 15 ms,但是其分割结果误差较大,达-14.6%;自适应阈值设置方法和双阈值最大类间方差方法的耗时也较短,只需 31 ms,而双阈值最小交叉熵的时间复杂度很大,耗时较长。

3.2 稳定性对比

在实际检测时,应该尽量减小超声波能量偏差对钎着率结果的影响:在硬件方面,要使超声波发射能量更稳定;在软件方面,应采用受超声波能量影响较小的图像处理算法。

实验中通过改变增益系数来改变超声回波能量,获得的 C 扫描图像如图 4 所示。

分别对图 4 中的每个扫描图像使用双阈值最大类间方差、自适应阈值设置和固定阈值(阈值为 173)等方法进行处理和评估,结果如图 5 所示。

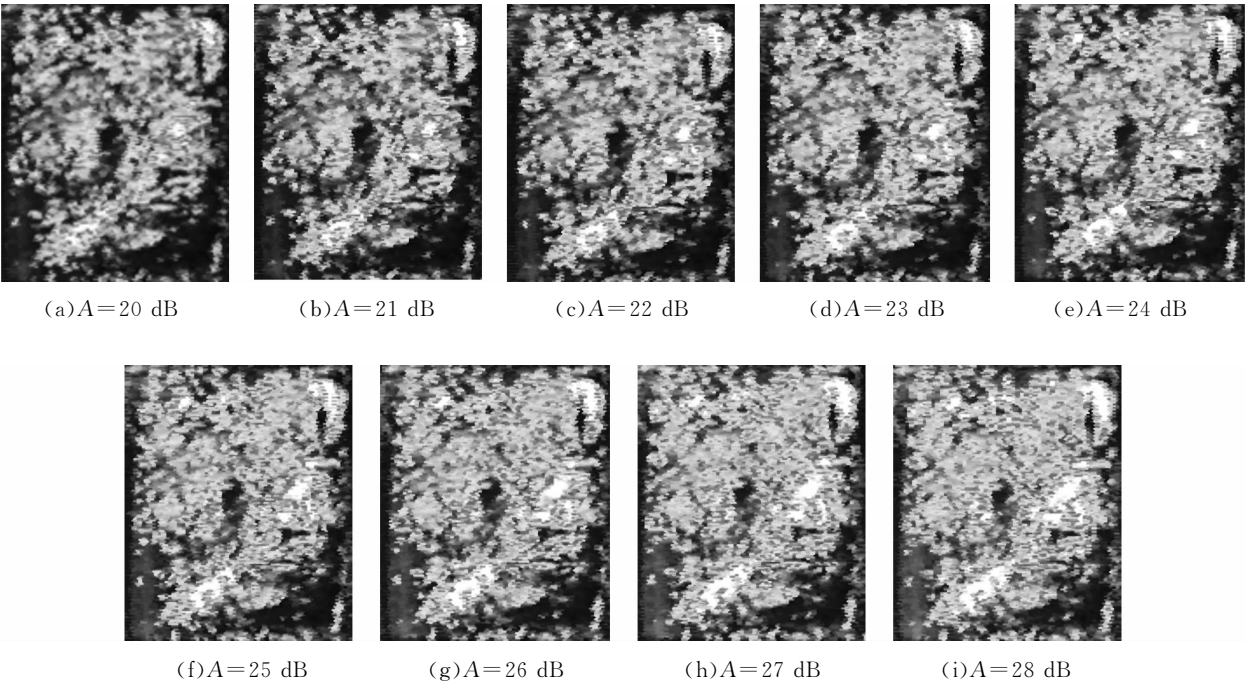


图 4 不同增益系数下获得的超声波 C 扫描图像

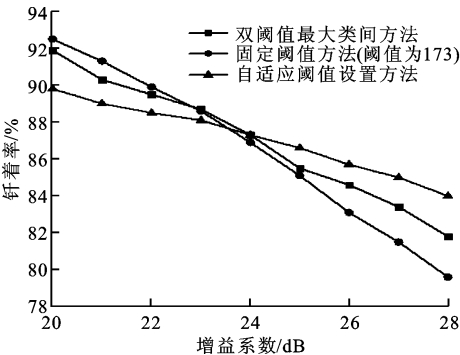


图 5 不同方法处理 C 扫描图像的稳定性比较

双阈值最大类间方差方法评估的钎着率的平均值、极差和方差分别为

$$\begin{aligned}\bar{x}_1 &= (\sum_{i=20}^{28} x_i)/n = 87\% \\ \Delta x_1 &= x_{1\max} - x_{1\min} = 10.1\% \\ \sigma_1^2 &= (\sum_{i=20}^{28} |x_i - \bar{x}_1|^2)/n = 1.02 \times 10^{-3}\end{aligned}$$

式中： $n=9$ 。

固定阈值方法(阈值为 173)评估的钎着率的平均值、极差和方差分别为

$$\begin{aligned}\bar{x}_2 &= (\sum_{i=20}^{28} x_i)/n = 86.5\% \\ \Delta x_2 &= x_{2\max} - x_{2\min} = 12.9\% \\ \sigma_2^2 &= (\sum_{i=20}^{28} |x_i - \bar{x}_2|^2)/n = 1.79 \times 10^{-3}\end{aligned}$$

式中： $n=9$ 。

自适应阈值设置方法评估的钎着率的平均值、极差和方差分别为

$$\begin{aligned}\bar{x}_3 &= (\sum_{i=20}^{28} x_i)/n = 87.1\% \\ \Delta x_3 &= x_{3\max} - x_{3\min} = 5.8\% \\ \sigma_3^2 &= (\sum_{i=20}^{28} |x_i - \bar{x}_3|^2)/n = 3.35 \times 10^{-4}\end{aligned}$$

式中： $n=9$ 。

由此可见,自适应阈值设置方法与原固定阈值方法相比,受发射超声波能量偏差的影响更小,对于超声波 C 扫描图像的评估结果更加稳定。

4 结 论

为了减小超声回波能量偏差对超声波 C 扫描图像定量评估结果的影响,本文提出了一种自适应阈值设置方法,以实现 对超声波 C 扫描图像的有效处理和准确评估。该方法利用聚类的思想,按照扫描图像的灰度分布自动地计算阈值,将缺陷区域分割出来,并进一步进行评估。获得的主要结论如下:

- (1)自适应阈值设置方法的评估准确性高,可以取得比双阈值最大类间方差、二维最小交叉熵、双阈值一维最小交叉熵等方法更加准确的评估结果;
- (2)通过多种方法对同一工件不同超声回波能量下的 C 扫描检测图像分别进行处理和评估结果对比,发现自适应阈值设置方法的评估结果受超声波能量偏差的影响最小,结果最为稳定;

(3)实验结果表明,在对超声波C扫描图像进行评估时,自适应阈值设置方法优于固定阈值和双阈值最大类间方差等方法,采用该方法可以准确地对钎焊工件进行检测,且检测结果更加稳定可信。

参考文献:

- [1] 沈振,高苏南,冯晓雷,等. 超声波无损检测应用于塑料管道壁厚测试[J]. 塑料科技, 2010, 38(11): 77-79.
SHEN Zhen, GAO Sunan, FENG Xiaolei, et al. Application of ultrasonic nondestructive testing in plastic pipe wall thickness [J]. Plastic Science and Technology, 2010, 38(11): 77-79.
- [2] RONALD J B, YASUNOBU H. Digital ultrasonic nondestructive testing in the United States [J]. Journal of JSNDI, 1996, 45(9): 649-656.
- [3] 吕江明. 超声缺陷信号自动提取与评价技术研究[D]. 杭州: 中国计量学院, 2013.
- [4] 迟军,周晓军,宋立军,等. 数字图像处理技术在锻件缺陷检测中的应用[J]. 机床与液压, 2005, 33(11): 139-140.
CHI Jun, ZHOU Xiaojun, SONG Lijun, et al. The application of digital image processing techniques in the testing of forge piece defect [J]. Machine Tool and Hydraulics, 2005, 33(11): 139-140.
- [5] 王裕文,刘大文,侯成刚,等. JTUIS系列超声成像

无损检测系统[J]. 低压电器, 2000, 42(2): 53-55.
WANG Yuwen, LIU Dawen, HOU Chenggang, et al. Research on the JTUIS series ultrasonic NDT imaging systems [J]. Low Voltage Apparatus, 2000, 42(2): 53-55.

- [6] 金碧瑞. 结合界面质量的超声定量无损检测研究[D]. 西安: 西安交通大学, 2013: 15-18.
- [7] SUN Fengjie, WANG He, FAN Jieqing. 2D Otsu segmentation algorithm based on simulated annealing genetic algorithm for iced-cable images [M]// Information Technology and Applications: Vol 2. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2009: 600-602.
- [8] AL-ATTAS R. Thresholding of medical images using minimum cross entropy [J]. IFMBE Proceedings, 2006, 15: 296-299.
- [9] GUNARATHNE G P P. Development of a synthetic A-scan technique for ultrasonic testing of pipelines [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2002, 1: 547-552.
- [10] RUZEK R, LOHONKA R. Ultrasonic C-scan and shearography NDI techniques evaluation of impact defects identification [J]. Nondestructive Testing and Evaluation International, 2006, 39(2): 132-142.
- [11] 章毓晋. 图像工程: 中册[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005: 121-122.

(编辑 葛赵青)

(上接第96页)

- LIAN Feng, HAN Chongzhao, LIU Weifeng, et al. Convergence analysis of the Gaussian mixture extended-target probability hypothesis density filter [J]. Acta Automatica Sinica, 2012, 38(8): 1343-1352.
- [14] 吴刚,韩崇昭,闫小喜,等. 基于熵分布的概率假设密度滤波器高斯混合实现[J]. 控制与决策, 2014, 29(1): 89-93.
WU Gang, HAN Chongzhao, YAN Xiaoxi, et al. Gaussian mixture implementation of PHD filter based on entropy distribution [J]. Control and Decision, 2014, 29(1): 89-93.

- [15] CORLESS R M, GONNET G H, HARE D, et al. On the Lambert W function [J]. Advances in Computational Mathematics, 1996, 5(4): 329-359.
- [16] ZIVKOVIC Z, HEIJDEN F V. Recursive unsupervised learning of finite mixture models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(5): 651-656.
- [17] SCHUHMACHER D, VO B T, VO B N. A consistent metric for performance evaluation of multi-object filters [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2008, 56(8): 3447-3457.

(编辑 赵炜)