

焊缝缺陷的水淹没分割算法

申清明, 高建民, 李成

(西安交通大学机械制造系统工程国家重点实验室, 710049, 西安)

摘要: 针对焊缝射线检测图像缺陷分割速度慢、精度低的问题,提出了一种基于水淹没原理的缺陷分割算法,即依据水流借势取径、盈满则溢的思想,对缺陷及周边区域进行逐级淹没,并根据淹没面积变化来确定分割阈值.该算法首先利用灰度曲线波形分析检测缺陷,获取缺陷种子点,然后从种子点出发对图像进行逐级淹没,淹没过程采用逐线搜索策略.淹没结束后,通过分析各水位淹没面积相对增量的变化来确定阈值水位.实验结果表明,水淹没分割算法的分割耗时大约是 Alaknanda 方法的 5.3%,Kaftandjian 方法的 25%,分割误差大约是 Alaknanda 方法的 27.33%,Kaftandjian 方法的 53.14%,因此具有较好的分割速度和精度.

关键词: 射线检测图像;缺陷分割;水淹没;逐线搜索策略

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2010)03-0090-05

Segmentation of Weld Defects Based on Water-Flooding Principle

SHEN Qingming, GAO Jianmin, LI Cheng

(State Key Laboratory for Manufacturing System Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China)

Abstract: To improve the rate and accuracy of weld defect segmentation in radiographic images, a segmentation method based on water-flooding principle is proposed. According to the principle water flows downwards to the low-lying-land and runs over when it is full, the region of a defect and its neighbor are flooded and the threshold value is determined in terms of the growth of the flooded area. The waveform analysis of gray level profiles is used to detect a defect and get the seed point. Then, a flooding process is carried out starting from the seed point, where a line by line search strategy is employed. Once flooding, the threshold is determined by analyzing the relative increment of the flooded area. The experimental results show that the computation cost of the proposed method is 5.3% and 25% of that of Alaknanda method and Kaftandjian method, and the segmentation error gets 27.33% and 53.14%.

Keywords: radiographic image; defect segmentation; flooding; line by line search strategy

射线检测是焊缝内部缺陷的重要无损检测手段,传统射线检测对评定人员的能力和和经验依赖性较强,并且无法满足自动化检测的需求,因此人们对射线检测自动评定技术进行了大量的研究^[1-3].一般自动评定系统主要分为缺陷分割和缺陷类型识别两部分,现有焊缝缺陷分割方法的主要问题是处理环节多、计算时间长、分割精度偏低,难以满足实际

应用的需求.

本文借鉴自然界水在重力作用下借势取径、盈满则溢的思想,提出了一种基于水淹没原理的射线检测图像缺陷分割算法(FBS).该算法的基本思路是沿灰度等值线对图像进行逐级淹没,并根据淹没面积相对增量的变化来确定阈值.该算法无需进行任何后续处理,具有比较好的分割效率和效果.

1 分割原理

焊缝缺陷主要包括气孔、夹渣、未焊透、未熔合、裂纹等 5 种类型。然而,从射线能量衰减来看,所有的缺陷都可视为具有不同尺寸和射线吸收系数的“夹杂”(夹在母材中的杂质)。由于不同“夹杂”对射线的吸收程度不同,因此在底片或者数字化设备上形成强度各异的射线场,射线吸收系数小于母材的区域所对应的数字图像的灰度值较小,反之较大。

射线图像可以看成是一个用灰度值表示海拔高度的三维地形图,母材对应的背景区域定为海平面,则不同缺陷区域呈现为高海拔(山峰)或低海拔(峡谷)区域,如图 1 所示。为了算法的归一,对于缺陷灰度值大于背景的高海拔区域,进行反相处理,使所有缺陷都按低海拔方式处理。为了运算简单,本文将图像的平均灰度作为背景灰度。

假设往峡谷里注水,随着注水量的增加,逐步形成淹没区域,随着水位的升高,淹没区域缓慢增大,当水位达到海平面时,淹没区域突然急剧增大,以此来确定阈值水位,实现缺陷分割。以淹没面积相对增量的变化来确定阈值,而不以背景灰度值作为阈值,有利于消除噪声的影响。下面,给出淹没过程中用到的几个基本定义。

定义 1 令 S 代表一幅图像的像素子集,如果 S 中任意 2 个像素点 p 和 q 之间存在一个通路,且通路上的点都属于 S ,则 S 被称为连通集。

定义 2 淹没区域 $R_n(p)$ 是指由与 p 点相连通的、灰度值小于 n 的所有像素点构成的连通集。

定义 3 淹没面积 A_n 是指 $R_n(p)$ 的像素点数。

定义 4 淹没线 $S_n(q)$ 是指由淹没区域内 q 点所在列的所有像素构成的连通集。

定义 5 淹没线长度 B_n 是指 $S_n(q)$ 的像素点数。

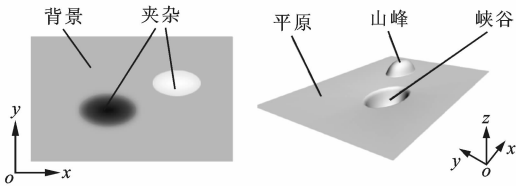
定义 6 令 $C_n(p)$ 是一个连通集,且 $p \notin C_n(p)$,若 p 在 $C_n(p)$ 左侧,则 $\forall q \in C_n(p)$,有 $x' = x - 1, y' \in [y - r, y + r]$;若 p 在 $C_n(p)$ 右侧,则

$$\forall q \in C_n(p), x' = x + 1, y' \in [y - r, y + r]$$

式中 x, y 和 x', y' 分别为 p 和 q 的横坐标与纵坐标, r 为搜索区域的半径,根据淹没区域的连续性,取 $r = 0.5B_n$,则 $C_n(p)$ 为由 p 指向的下一个淹没起始点的搜索区域。

2 分割算法

如图 2 所示,水淹没分割算法由图像预处理、缺



(a)模拟缺陷 (b)三维地形图

图 1 模拟缺陷及其三维地形图

陷种子点搜索、淹没和阈值确定组成。图像预处理主要是消除噪声,规范化图像灰度范围。缺陷种子点搜索是通过分析图像灰度曲线波形来检测缺陷,并将缺陷上的一点作为缺陷种子点对检测到的缺陷进行标记。淹没是获取缺陷种子点后,从种子点开始逐级对图像进行淹没处理。阈值确定是根据相邻水位淹没面积相对增量的变化来确定阈值水位,并得到分割结果。

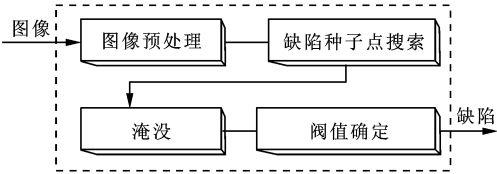


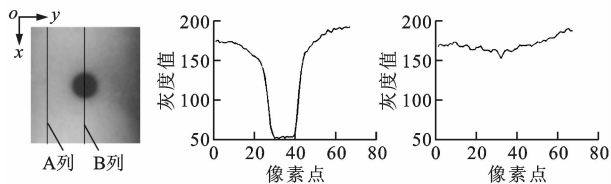
图 2 水淹没算法的分割流程

2.1 图像预处理

由于射线检测图像对比度低、灰度差异大,且不同程度地含有噪声,给缺陷种子点搜索和分割带来了很大困难,因此需要对图像进行预处理,以消除噪声,增强对比度。本文采用自适应中值滤波来对图像进行噪声消除^[4],该方法与传统中值滤波相比能够更好地滤除噪声并保留图像细节。此外,为了提高缺陷种子点搜索中缺陷判别条件的一致性,对经消噪处理后的图像进行规范化处理,将图像的灰度分布调整到 0~255 的范围内。对于缺陷区域灰度值大于背景图像,还需进行反相处理。

2.2 缺陷种子点搜索

如图 3 所示,通过分析灰度曲线波形进行缺陷种子点搜索。缺陷区域在灰度曲线上呈现为一个较大的波谷(见图 3b),缺陷判别条件为 $D > T_D$,且 $R > T_R$,其中 D 为波谷深度, R 为波谷深度与波谷宽度之比, T_D, T_R 分别表示缺陷波谷的深度阈值和深度与宽度之比的阈值,它们的取值与图像的空间分辨率和位数有关。本文采用实验统计方法确定 $T_D = 18, T_R = 1.3$,当找到满足判别条件的波谷时,确定该区域为缺陷区域,并将波谷底部灰度最小值点作为缺陷种子点(有多个点时取中间点)。



(a)缺陷图像 (b)B列的灰度曲线 (c)A列的灰度曲线

图3 缺陷图像与灰度曲线

2.3 淹没算法

以缺陷种子点为标记向峡谷内注水,对其进行逐级淹没,淹没初始水位为种子点的海拔高度,记为 n_0 . 水位 n 以整数步长 Δn 上涨, Δn 控制水位上升量,当 Δn 较小时,水位上升较慢,需要的淹没次数较多;增大 Δn 会提高淹没速度,但 Δn 太大会影响阈值水位的精确度,本文通过实验取 $\Delta n=2$. 当水位满足条件 $n>n_t$ 时淹没结束,其中终止水位

$$n_t = \lceil n_{\max} - (n_0 + D) \rceil \alpha + (n_0 + D)$$

式中: $n_{\max}$ 表示三维地形图的最高水位; α 是一个取值范围为 $0\sim 1$ 的系数, α 的大小决定了终止水位的高低. 当 α 较小时, n_t 偏低,可能会导致淹没面积突变不明显,给阈值的确带来困难. 当 α 太大时, n_t 偏高,造成一些无谓的淹没. 本文根据实验统计,取 $\alpha=0.6$.

淹没过程采用逐线搜索策略,图4给出了一个淹没示意图,淹没从 p_0 点开始分别向左右2个方向进行,2个方向的淹没算法相同,具体描述如下.

步骤1 从淹没起始点 p_i 开始,沿其所在的列向上、下方向淹没与 p_i 连通,且灰度值小于当前水位的所有像素点,得到淹没线 $S_n(p_i)$, $i=0, \dots, M$,其中 M 表示水位为 n 时的淹没线个数.

步骤2 在搜索区域 $C_n(p_i)$ 中搜索最小灰度值点,将最小灰度值点(如果有多个则取中间的)作为下一列的淹没起始点,并记为 p_{i+1} .

将步骤1和2重复迭代,当步骤2搜索到的淹没起始点 p_{i+1} 的灰度值大于当前水位的所有像素点时,当前方向的淹没过程结束. 当左右方向的淹没过程都结束后,得到淹没区域

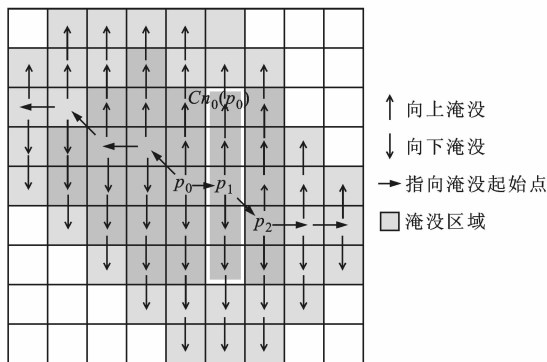
$$R_n(p) = \bigcup_{i=0}^M S_n(p_i)$$

2.4 阈值确定

根据三维地形图的形貌特点,在淹没过程中,当水未溢出峡谷时,淹没面积逐步缓慢增大,而当水溢出峡谷时,淹没面积突然急剧增大,因此利用淹没面积的异常增长来确定阈值水位. 在淹没过程中,记录

各水位对应的淹没面积,及其淹没面积与水位的变化率. 淹没面积变化最大的点为阈值水位,即

$$T_n = \arg \max_{n=n_1, \dots, n_t} (A_n - A_{n-1})$$



p_0 :缺陷种子点; p_1, p_2 :淹没起始点; $C_n(p_0)$: p_1 的搜索区域

图4 水淹没过程示意图

3 复杂度与实验结果分析

3.1 算法复杂度

本文分割算法由缺陷种子点搜索和淹没构成. 设图像的像素点总数为 m ,缺陷区域的像素点数为 m_d ,缺陷种子点搜索过程对图像每个像素点最多扫描一次,其计算复杂度为 $O(m)$,淹没过程对缺陷区域每个像素点最多扫描2次,其计算复杂度为 $O(2m_d)$. 因此,本文算法的复杂度为 $O(m+2m_d) < O(3m)$. 传统的分水岭算法(VS)的复杂度为 $O(5m)^{[5]}$,典型的背景差分割算法的复杂度为 $O(3m)^{[6]}$.

3.2 实验结果分析

采用手动截取的单个缺陷图像对算法的有效性进行验证,从43个射线数字底片中截取81个缺陷图像,它包括气孔、夹杂、未焊透、未熔合、裂纹等常见缺陷. 利用依据淹没面积变化率确定阈值水位的方法,对淹没面积相对增量随水位的变化曲线进行分析,曲线上最大波峰所对应的水位即为阈值水位. 图5为采用本文中FBS算法对实验图像分割时淹没面积相对增量随水位的变化曲线.

为了评价本文FBS算法的性能,将其分别与Alaknanda^[7]及Kaftandjian^[6]提出的缺陷分割方法进行了比较,实验中多次调整Alaknanda和Kaftandjian方法的分割参数,以得到最好的分割效果. 图6~图9分别显示了上述3种方法对4个样本图像的分割效果,从图中可以看出,Alaknanda和Kaftandjian方法对于气孔的分割结果较为准确,但对

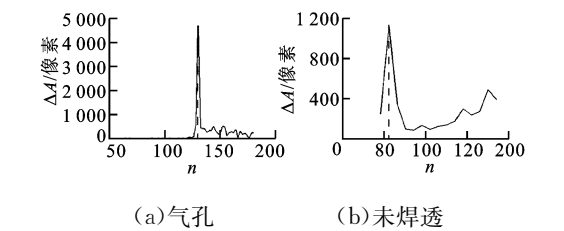


图 5 淹没面积相对增量随水位的变化曲线

未焊透、未熔合、裂纹的分割效果较差.图 7b 中未焊透缺陷被分成了 2 个部分,图 8b 和图 8c 中未熔合缺陷左端部分均有不同程度的丢失,图 9b 中有一小块背景区域(椭圆所示区域)被错分到了缺陷中,图 9c 中裂纹缺陷被分成了 2 个部分.本文算法的 4 个分割结果均正确完整,Alaknanda 方法的分割错误是由过分割结果的错误合并导致的,Kaftandjian 方法的分割错误是由缺陷的部分区域的灰度与背景灰度相近造成的.本文提出的 FBS 算法利用了水淹没的连通性,因而不会产生上述分割错误.

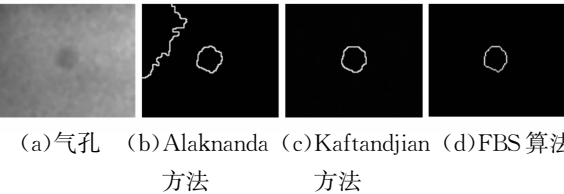


图 6 气孔图像的 3 种分割结果

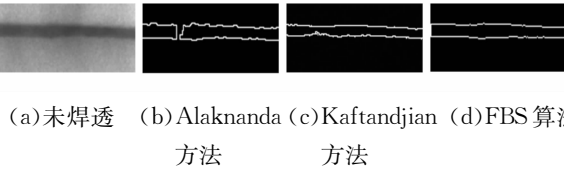


图 7 未焊透图像的 3 种分割结果

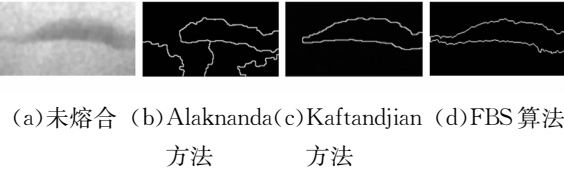


图 8 未熔合图像的 3 种分割结果

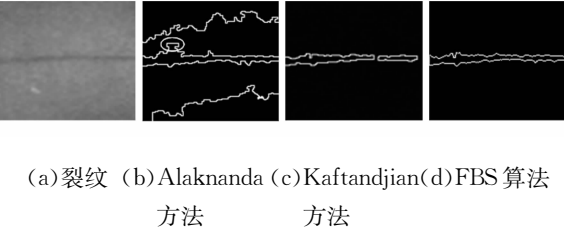


图 9 裂纹图像的 3 种分割结果

为了比较分割效率,利用 4 个实验图像对 FBS 算法、Alaknanda 和 Kaftandjian 方法的分割总耗时进行测试,并将 FBS 算法的淹没耗时与 Alaknanda

方法采用的 VS 算法的淹没耗时进行了比较,其实验环境为 Intel Core 2 Duo E6320 1.86 GHz PC, 2 GB RAM, Windows XP. 从表 1 中可以看出,FBS 算法的淹没耗时大约是 VS 算法的 9.5%,分割的总耗时大约是 Alaknanda 方法的 5.3%,Kaftandjian 方法的 25%.

表 1 不同方法对实验图像的分割时间

实验图像	淹没耗时/s		总耗时/s		
	VS	FBS	Alaknanda	Kaftandjian	FBS
气孔	0.194	0.013	0.399	0.067	0.017
夹渣	0.215	0.021	0.432	0.099	0.024
未焊透	0.213	0.039	0.428	0.165	0.042
未熔合	0.272	0.032	0.546	0.130	0.033
裂纹	0.377	0.016	0.756	0.078	0.019

为了评价分割精度,将缺陷区域对 FBS 算法、Alaknanda 和 aftandjian 方法的分割精度进行了比较,采用平均相似性准则^[8]来评价分割误差,得到

$$e=1-|D_M\cap D_T|/|D_M\cup D_T|$$

式中: D_M 是手动分割结果; D_T 是 FBS 算法、Alaknanda 或 Kaftandjian 方法的分割结果.分割误差表示被误分割的像素比例,范围为 0~1.对于每类缺陷,采用 10 个缺陷图像进行测试,将 10 个图像的平均误差作为每类缺陷的分割误差.从表 2 中可以看出,FBS 算法的分割误差大约是 Alaknanda 方法的 27.33%,Kaftandjian 方法的 53.14%.

表 2 3 种方法的平均分割误差

实验图像	$e/\%$		
	Alaknanda	Kaftandjian	FBS
气孔	6.3	5.1	4.2
夹渣	5.4	3.9	3.1
未焊透	9.7	4.1	2.9
未熔合	27.2	9.7	3.2
裂纹	10.3	7.5	2.7

为了分析 T_D 、 T_R 对缺陷识别率的影响,采用不同的 T_D 、 T_R 对 33 个缺陷进行分割,实验结果显示,当 $16\leq T_D\leq 24$ 、 $0.9\leq T_R\leq 1.5$ 时,缺陷的平均识别率为 90.91%,错报率、漏检率均为 3.03%.其中,当 $T_D=18$ 、 $T_R=1.3$ 时,识别率为 100%.此外,实验中发现因 T_D 或 T_R 取值不同,导致的种子点在缺陷区域内小范围位置的变动对分割结果没有影响,因此

本文算法具有较好的鲁棒性.

4 结 论

本文提出了一种基于水淹没原理的缺陷分割算法,通过实验表明,FBS算法的淹没耗时大约是VS算法的9.5%,分割的总耗时大约是Alaknanda方法的5.3%,Kaftandjian方法的25%,缺陷分割误差大约是Alaknanda方法的27.33%,Kaftandjian方法的53.14%,因此具有较好的分割速度和分割精度.实验中发现,深度阈值或深度与宽度之比的阈值在一定范围内的取值变化对分割结果没有影响,因而FBS算法具有较好的鲁棒性.

参考文献:

- [1] WANG G, LIAO T W. Automatic identification of different types of welding defects in radiographic images [J]. NDT & E International, 2002,35(8): 519-528.
- [2] LIAO T W, LI Y. An automated radiographic ndt system for weld inspection; part ii, flaw detection [J]. NDT & E International, 1998,31(3): 183-192.
- [3] KAFTANDJIAN V, DUPUIS O, BABOT D, et al. Uncertainty modelling using Dempster-Shafer theory

for improving detection of weld defects [J]. Pattern Recognition Letters, 2003,24(1/3): 547-564.

- [4] 冈萨雷斯. 数字图像处理 [M]. 阮秋琦,译. 第2版. 北京: 电子工业出版社, 2003: 192-193.
- [5] RAMBABU C, CHAKRABARTI I. An efficient immersion-based watershed transform method and its prototype architecture [J]. Journal of Systems Architecture, 2007,53(4): 210-226.
- [6] KAFTANDJIAN V, DUPUIS O, BABOT D, et al. Uncertainty modelling using Dempster-Shafer theory for improving detection of weld defects [J]. Pattern Recognition Letters, 2003,24(1/3): 547-564.
- [7] ALAKNAND A, ANAND R S, KUMAR P. Flaw detection in radiographic weldment images using morphological watershed segmentation technique [J]. NDT & E International, 2009,42(1): 2-8.
- [8] 喻罡, 李鹏, 缪亚林,等. 多分辨超声心动图像分割模型 [J]. 西安交通大学学报, 2006,40(4): 432-436.
- YU Gang, LI Peng, MIAO Yaling, et al. Multi-resolution segmentation model for echocardiographic image [J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2006, 40 (4): 432-436.

(编辑 管咏梅)