

文章编号: 1004-4140 (2008) 04-0055-07

## CV 主动轮廓模型在管道焊缝缺陷检测中的应用

李寿涛<sup>1</sup>, 陈浩<sup>1</sup>, 朱瑞辉<sup>1</sup>, 李小毛<sup>2</sup>

1. 中国工程物理研究院应用电子学研究所, 四川 绵阳 621900

2. 中国科学院研究生院, 北京 100049

**摘要:** 焊接是钢结构生产的主要方法。射线检测方法是检查焊接缺陷的几种主要方法之一。射线检测结果的评定方法有两种: 人工评定和计算机辅助评定。人工评定检测结果时, 评定人员工作量大, 评定结果易受评定人员主观因素影响。采用计算机对 X 射线检测结果进行分析和识别, 可以大大提高工作效率。分析识别的基础是图像的分割。本文分析 Mumford-Shah 模型和主动轮廓的 CV 模型, 并将其首次应用到焊缝缺陷的分割之中。目前多数文献选择单个初始圆为曲线演化的初始轮廓, 本文将初始轮廓选择为多个初始圆, 此方法极大加快了曲线演化的速度。

**关键字:** 焊接; 缺陷; 分割; 主动轮廓

**中图分类号:** TP 391. 41

**文献标识码:** A

焊接技术是钢结构生产的主要方法。工业上在生产船舶, 油气输运管道等时大量应用焊接技术, 焊接质量直接关系到这些产品的质量。由于焊接质量不达标而造成的人员伤亡和重大经济损失的事故屡见不鲜。2000 年, 美国新墨西哥州发生的天然气管道爆炸事件造成了 12 人死亡, 破裂原因是管道上的裂纹, 而检测人员事前未能成功检测出缺陷来<sup>[1]</sup>。因此, 对焊缝进行有效的检测, 发现焊接缺陷, 可以有效减少焊缝缺陷造成的危害。进行焊缝缺陷检测的方法有射线检测, 超声检测, 磁粉检测等。射线检测是一种重要的焊缝缺陷检测方法。目前, 射线检测已经实现了数字化, 平板探测器成像与以往的胶片照相相比, 具有数据易于存储和易于进行数字化处理等优点。

常见焊接接头在焊接过程中产生的缺陷有 5 类: 融合不良类, 裂纹类, 孔洞类, 夹杂类, 成型不良类<sup>[2]</sup>。这些缺陷在数字图像上一般都以灰度值与周围背景不同的块状或条状及线状目标出现。目前对焊缝图像的分析大部分情况下仍然由人工判读来进行。这样做有一些弊端, 在判读大量图像的时候, 人很容易疲劳, 这样人在过度疲劳的情况下就容易误判。另外判读不可避免地存在人的主观因素的影响。这样的现实要求和计算机图像处理及识别技术的发展使得焊缝自动识别系统成为研究的热点。同其他的图像识别系统一样, 焊缝自动识别系统也主要由图 1 所示的 3 个部分组成, 其中图像分割是最重要的部分。因为对于焊缝缺陷识别来说, 只要能将可疑缺陷区域分割出来, 后面对其的分析归类并不是一个很困难的任务。

图像分割是图像处理的重点和难点。现在大约已经提出了上千种分割算法, 但是目前并不存在一个统一的分割框架。在处理一个图像分割问题时, 大部分是结合具体问题选择

收稿日期: 2008-08-29。

合适的分割技术。而且很多情况下,问题并不能得到彻底的解决。图像分割的方法有阈值法,种子点生长法,主动轮廓法,分水岭方法等<sup>[3-4]</sup>。应用到焊缝缺陷中的分割方法有波形结构形状分析法、边缘检测法、阈值分割法、数字减影处理<sup>[5]</sup>。本文研究 CV 主动轮廓模型在焊缝识别所需的图像分割任务中的应用,作为一种尝试,有助于拓宽焊缝缺陷识别研究的思路。

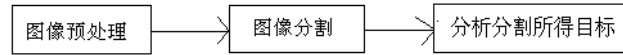


图1 图像识别处理过程

## 1 CV 模型

CV 模型是 Chan 等<sup>[6]</sup>和 Luminata 等<sup>[7]</sup>提出的一种主动轮廓方法,它不使用图像的边缘信息,是一种基于曲线演化, Mumford-Shah 模型和水平集理论的图像分割方法<sup>[8-9]</sup>。这种方法克服了传统主动轮廓方法不能向凹陷区域演化,初始曲线必须靠近目标和对噪声敏感的缺陷,它是基于能量最小原理的分割。假定  $\Omega$  为  $R^2$  中的有界开集,  $\partial\Omega$  为开集的边界,  $u_0: \Omega \rightarrow R$  是给定的图像。假设图像  $u_0$  是由两个灰度值分别近似为常数  $u_0^i$  和  $u_0^o$  的区域组成,如图 2 所示。进一步假定要分割的对象是灰度值为  $u_0^i$  的区域,  $C_0$  表示对象的边界,那么在对象内部,有  $u_0 = u_0^i$ ,而在对象外部有  $u_0 = u_0^o$ 。有如下的表达式:

$$E_1(C) + E_2(C) = \int_{I(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \int_{O(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

$C$  是任意的闭合曲线变量,是  $\omega$  的边界,  $\omega$  是图像的开子集。  $c_1, c_2$  是常数,其取值依赖  $C$ , 分别是  $C$  内部和外部的灰度平均值。  $I(C)$  表示图像内部区域,  $O(C)$  表示图像外部区域。当  $C$  完全在对象外面时,  $E_1(C) > 0$  同时  $E_2(C) \approx 0$ ; 当  $C$  在对象内部时,  $E_1(C) \approx 0$ , 同时  $E_2(C) > 0$ ; 当曲线  $C$  穿越对象时,  $E_1(C) > 0$  同时  $E_2(C) > 0$ 。图 2 很好地说明了这一点。显然,  $C_0$  作为目标的边界使式 (2) 取最小值。

$$\min_C \{E_1(C) + E_2(C)\} \approx 0 \approx E_1(C_0) + E_2(C_0) \quad (2)$$



(a)  $E_1(C) > 0, E_2 \approx 0, Fitting > 0$  (b)  $E_1(C) > 0, E_2 \approx 0, Fitting > 0$  (c)  $E_1(C) > 0, E_2 \approx 0, Fitting > 0$  (d)  $E_1(C) > 0, E_2 \approx 0, Fitting > 0$

图2 曲线位置的所有可能情况

CV 模型就是在上面的拟合项里加上曲线长度或曲线所包围的区域面积的这些正则项得到的。下式就是 CV 模型中的能量函数:

$$E(c_1, c_2, C) = \mu L(C) + \nu A(I(C)) + \lambda_1 \int_{I(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{O(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (3)$$

其中  $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0$ 。在 CV 模型中, 各个参数的取值是  $\nu = 0, \lambda_1 = \lambda_2 = \lambda$ 。建立这个模型的目的是寻找  $u_0$  的最佳近似  $u$ , 从而达到分割图像的目的。

使用水平集方法, 将  $C$  表示为 Lipschitz 函数的零水平集。假设  $\phi(x, y)$  是水平集函数, 曲线  $C$  用水平集函数  $\phi(x, y)$  的零水平集表示:

$$\begin{cases} C = \partial\omega = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) = 0\} \\ I(C) = \omega = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) > 0\} \\ O(C) = \Omega \setminus \bar{\omega} = \{(x, y) \in \Omega : \phi(x, y) < 0\} \end{cases} \quad (4)$$

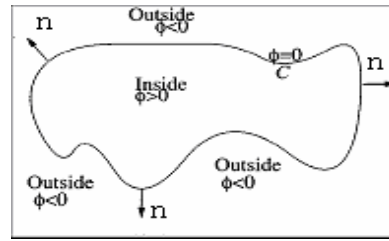


图3 沿法线方向传播的曲线<sup>[6]</sup>

以上的这些假定和概念如图3所示。利用式(5)中的 Heaviside 函数和一维  $\delta$  函数,

$$H(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0 \\ 0, & x < 0 \end{cases} \quad \delta(x) = \begin{cases} 1, & x = 0 \\ 0, & x \neq 0 \end{cases} \quad (5)$$

CV 模型能量函数式(3)中的各项可以改写为下面的形式:

$$L\{\phi = 0\} = \int_{\Omega} |\nabla H(\phi(x, y))| dx dy = \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy \quad (6)$$

$$A\{\phi \geq 0\} = \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy \quad (7)$$

$$\int_{\phi > 0} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy = \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy \quad (8)$$

$$\int_{\phi < 0} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy = \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \quad (9)$$

能量函数可以改写为<sup>[6]</sup>:

$$E(c_1, c_2, \phi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy \quad (10)$$

上式中, 固定  $\phi$ , 最小化能量函数, 得出如下等式:

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (11)$$

$$c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \quad (12)$$

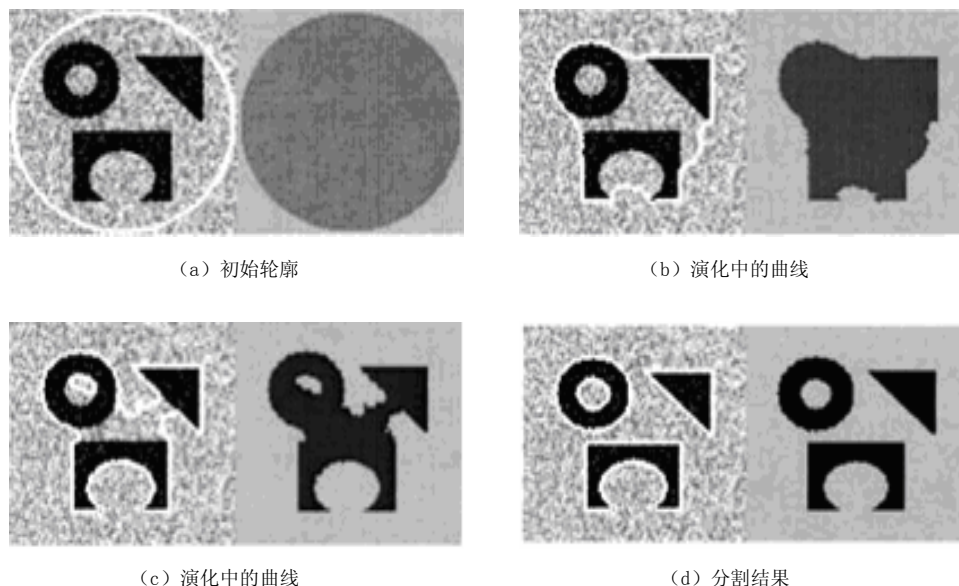
因为 CV 模型是最小分割问题的一个特例, 所以使能量函数取得最小值的解是存在的。

为了计算未知函数  $\phi$  的 Euler-Lagrange 方程, CV 模型采用了正则化了的 Heaviside 函数和  $\delta$  函数。  $H_{\varepsilon}(x) = \frac{1}{2} \left( 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\varepsilon}\right) \right)$ , 此函数与没有正则化的 Heaviside 函数相比, 其特点是它和它的导数的支撑区间是无限的。  $H_{\varepsilon}$  函数的选择很重要, 因为在 CV 模型中的能量是非凸的 (允许有很多局部极值), 所以最终的解有可能依赖初始曲线。这里选择的  $H_{\varepsilon}$  函数能够保证得到的解对应的能量函数的能量为全局最小。因此, 式 (10) 改写成:

$$E_{\varepsilon}(c_1, c_2, \phi) = \mu \int_{\Omega} \delta_{\varepsilon}(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \nu \int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy \quad (13)$$

固定  $c_1, c_2$ , 将  $E_{\varepsilon}$  看成  $\phi$  的泛函。将  $\phi$  视为变量, 最小化  $\text{Fit}_{\varepsilon}$ , 推导出相应的 Euler-Lagrange 方程, 并引入时间变量  $t$ , 得到式 (14):

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) \left( \mu \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right), & (0, \infty) \times \Omega \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y), & (x, y) \in \Omega \\ \frac{\delta_{\varepsilon}(\phi)}{|\nabla \phi|} \frac{\partial \phi}{\partial \vec{n}} = 0, & (x, y) \in \Omega \end{cases} \quad (14)$$

图 4 应用 CV 模型的分割结果<sup>[6]</sup>

式 (14) 中,  $\partial\bar{n}$  表示外法线,  $\partial\phi/\partial\bar{n}$  表示  $\phi$  在边界上的外法向导数。用有限差分法对该式进行离散化, 迭代求解即可求得稳态解。稳态解是指, 继续迭代曲线不再发生变化, 曲线停止演化时的解。在 CV 模型中, 水平集函数  $\phi$  的重新初始化不是必要的。

在实验中 CV 模型选择参数值为:  $\lambda=1, \nu=0$ ,  $\mu$  是唯一可变的参数。

## 2 实验结果

使用参考文献[6]中的离散化方法来得到式 (14) 的离散化等式。对宽高分别为 476, 253 的焊缝图像分割的结果如图 5 和图 6 所示。图 5 是焊缝图像和初始轮廓, 初始轮廓为多个圆, 这样做可以使初始轮廓靠近要分割的目标, 加快曲线演化分割的速度。图 6 为分割结果, 可以看到 CV 模型分割算法不仅成功地将严重的焊缝缺陷分割出来, 而且将焊缝区域也分割出来, 但就其能成功分割焊缝区域这一功能就能体现该方法的值。

实验结果表明, CV 主动轮廓模型简洁地将焊缝和焊缝内部的缺陷分割了出来。该算法适用于图像上灰度值和周围区域灰度值差别比较大的缺陷的分割, 无论是像气孔这样的点状缺陷还是裂纹这样的线状缺陷。CV 模型有一个特点就是能够将不具有明显的边缘的目标分割出来, 它属于基于区域的主动轮廓方法。CV 模型的建模思想虽然假定图像中有背景和目标两类区域, 但其进行分割得到的结果往往远比此复杂, 即它的实际处理能力是很强的。基于边缘的分割方法, 像边缘检测或是使用待分割图像的梯度图来进行处理的分水岭方法, 在处理复杂场景图像时有其固有的缺点, 因为复杂场景中的目标往往边缘比较模糊。CV 主动轮廓模型分割所用时间为 7s, 系统配置为 CPU: 2.0 G, Memory: 1 G。用单一圆作为初始轮廓来进行分割, 这样分割的速度非常慢, 时间花费达上百秒, 而且往往得不到正确的分割结果。

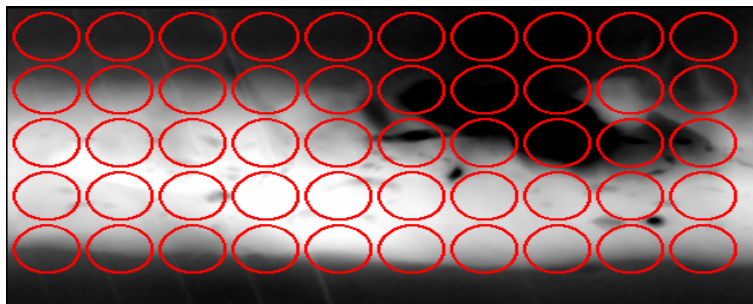


图5 焊缝图像及初始轮廓

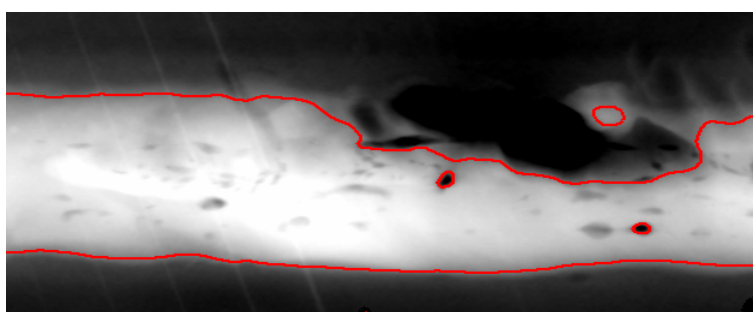


图6 应用 CV 模型的分割结果

### 3 结语

本文结合焊缝缺陷识别这一工程任务,研究了 CV 模型在焊缝缺陷识别中的应用。使用多条初始圆作为初始轮廓来加快曲线演化的速度和提高分割结果准确性。实验结果表明,该分割算法简洁地将焊缝中的明显缺陷成功准确地分割出来,预示自上世纪 80 年代末发展起来的主动轮廓分割方法在焊缝缺陷识别中有很大的应用前景。如何加快曲线演化速度,并使该方法具备更加准确分割弱小目标的能力是今后要研究的方向。随着近些年模拟图像数字化进程的加快,很多领域对图像自动识别技术提出了要求。这一技术的成功将会给很多行业带来一场革命。作为一个很有实用价值的研究方向,作者研究了多种目前流行的较新的分割方法,应用到焊缝缺陷的分割中取得了很好的效果,关于焊缝缺陷识别进一步的研究结果,将在以后的文章中介绍。

### 参考文献

- [1] 国外媒体. <http://www.lygxf.gov.cn/2004-5/2004522180239.htm>.
- [2] 中国机械工程学会无损检测分会. 射线检测[M]. 北京:机械工业出版社, 2006.
- [3] 何斌, 马天予, 王运坚, 等. 数字图像处理[M]. 北京:人民邮电出版社, 2003.
- [4] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. Int J Comput Vis, 1988, (1): 321-331.
- [5] 张晓光, 高顶. 射线检测焊接缺陷的提取和自动识别[M]. 北京:国防工业出版社, 2004.
- [6] Chan T, Vese L A. Active Contours Without Edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(8): 1071-1084.

2001, (10): 266-277.

- [7] Luminata A V, Tony F C. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model[J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50(3): 271-293.
- [8] Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problem[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42: 577-685.
- [9] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: Algorithms based on Hamilton-Jacobi Formulation[J]. Comput Phys, 1988, 79: 12-49.

## Application of CV Active Contour in Weld Defects Detection

LI Shou-tao<sup>1</sup>, CHEN Hao<sup>1</sup>, ZHU Rui-hui, LI Xiao-mao<sup>2</sup>,

1. Institute of Applied Electronics, China Academy of Engineering Physics, Mianyang 621900, China
2. Chinese Academy Of Science, Beijing 100049, China

**Abstract:** Weld is the main way of constructing steel structure. X ray detection is one of the few major techniques in detecting weld defects. There are two methods for evaluating the results of X ray detection: manually and automatically evaluation. In a manual way, the person may be tired so the result is not reliable, and the evaluation is subjective. The computer aided analysis and recognition can improve the efficiency. The basis of analysis and recognition is image segmentation. This article is based on CV model which is an development of Mumford-Shah model and active contour by Tony, Chan and Luminata. And we apply this model in welding seam defects detection.

**Key words:** weld; defect; segmentation; active contour

**作者简介:** 李寿涛 (1982—), 男, 2000~2004 年就读于山东大学数学系, 2004~2007 年就读于中科院沈阳自动化所, 获硕士学位, 2007 年以来在中国工程物理研究院应用电子学研究所工作, 主要从事图像处理和模式识别方面的研究, Tel: 13658129207, E-mail: ssk\_2000@163.com。