

基于水平集的图像分割方法 在箱包 DR-CT 检测系统中的应用

宋 麒, 丛 鹏, 陈景运

(清华大学 核能与新能源技术研究院, 北京 100084)

摘要: 研究将水平集活动轮廓跟踪算法引入箱包 DR-CT 检测系统的图像处理中。针对箱包 DR 图像特点, 利用水平集算法不需预知待检图像拓扑模型, 且在复杂拓扑情况下对图像分割效果较好的优点, 对图像进行分割。实验表明, 该方法能有效实现箱包 DR 图像分割。

关键词: 水平集方法; 活动轮廓; 箱包 DR-CT 检测系统

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-6931(2006)06-0745-04

Image Segmentation Based on Level Set Method in Luggage Inspection System

SONG Qi, CONG Peng, CHEN Jing-yun

(Institute of Nuclear and New Energy Technology, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Level set method in luggage inspection system with DR-CT for image segmentation was used. Characterized by no need of any pre-information of topology of images and efficient segmentation of images with complex topology, level set method performs well in image segmentation of DR images in luggage inspection system according to our experiments.

Key words: level set method; active contour; luggage inspection system with DR-CT

箱包 DR-CT (Digital Radiography-Computed Tomography) 无损检测系统既可进行快速 DR 成像, 又能利用 CT 对可疑区域进行物性判断, 从而有效打击在机场及海关用行李箱进行恐怖和走私活动, 因此, 受到越来越多的关注。该检测系统的工作流程为: 1) 对箱包进行 DR 检测, 获取二维投影图像; 2) 对所得图像进行图像分割和识别, 并标定可疑区域;

3) 对可疑区域进行 CT 扫描以获取断层图像。在此流程中, 对图像进行合理的分割以标定可疑区域是检测流程中的重要环节。考虑到待测物体拓扑形状不明确, 且大多极其复杂, 传统图像分割方法的应用局限较大, 效果难以令人满意。因此, 根据该无损检测系统特点, 本工作研究利用水平集活动轮廓跟踪算法对箱包的 DR 图像进行分割。

1 算法介绍

活动轮廓跟踪算法主要用于对待测图像进行自动分割。该算法的基本思想在于对闭合曲线或曲面进行演化,直至该曲线演化至感兴趣区域为止。传统活动轮廓跟踪算法,如 Snake 算法^[1],其主要问题在于必须已知待分割图像的基本拓扑形状,因而在实际应用中局限性较大。为了解决此问题,Osher and Sethian^[2]提出水平集算法,即将当前正在演化的闭合曲线问题转化为更高维空间中水平集函数的隐式解。与其他算法相比较,水平集算法不受待测图像拓扑形状的限制,因而在计算机图像领域得到广泛应用。

1.1 曲线演化公式和水平集方法导入

定义 Ω 为二维实平面 \mathbf{R} 的 1 个子集, $\partial\Omega$ 为其边界,则 1 幅二维图像可定义为 $u_0: \Omega \rightarrow \mathbf{R}$,再设 ω 为 Ω 的 1 个子集,而正在演化的闭合曲线 C 为 ω 的边界,即 $\omega \subseteq \Omega$,且 $C = \partial\omega$ 。设 $\phi(x, y) = \pm d$ 为点 (x, y) 到边界 $\partial\omega$ 的距离, (x, y) 在 ω 外取正,在 ω 内部取负,则曲线 C 可表示为如下更高一维函数 ϕ 的零水平集:

$$C(t) = \{(x, y) \mid \phi(x, y, t) = 0\} \quad (1)$$

其中: t 为时间变量。

曲线随时间的演化过程均可用式(1)表示。对方程做 t 的偏导,有:

$$\phi_t + \nabla\phi \cdot (x'(t), y'(t)) = 0 \quad (2)$$

定义 F 为曲线各点的运动速度,各点的方向为沿曲线的法线方向,则有: $(x'(t), y'(t)) \cdot \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} = -F$ (取曲线内法线方向为正),原式变为:

$$\phi_t - F |\nabla\phi| = 0$$

式(3)的初始条件为:

$$\phi_0(x, y) = \phi(x, y, 0) \quad (3)$$

式(3)即为 Osher 和 Sethian 提出的水平集方程^[2]。于是,曲线的演化问题转化为偏微分方程的求解问题。解此方程即能求出曲线的运动轨迹以及曲线的几何参数,且曲线 C 的拓扑结构形状及变化不影响该方程的求解。

1.2 水平集方程的递归解与非边界停止活动轮廓算法

求解式(3)的关键在于,定义一个合适的速度函数 F ,并找出一个合适的方法,使得曲线的

进化在到达目标边界时停止。在实际实验中,采用非边界停止活动轮廓算法。该算法主要依据 T. Chan 和 L. Vese^[3]提出的基于简化 Mumford-Shah 区域^[4]最优划分的图像分割模型。设闭合边界曲线 C 将二维图像 u_0 分割为目标 S_a 与目标 S_b ,其中, S_a 为曲线 C 的内部, S_b 为曲线 C 的外部;又设两区域的平均灰度为 c_a 与 c_b ,则该模型的能量函数定义为:

$$E(C, c_a, c_b) = \mu L(C) + \nu S_a(C) + \lambda_a \int_{S_a} |u_0(x, y) - c_a|^2 dx dy + \lambda_b \int_{S_b} |u_0(x, y) - c_b|^2 dx dy \quad (4)$$

其中: $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_a > 0, \lambda_b > 0$,为各项权重系数; $L(C)$ 为闭合轮廓线长度; $S_a(C)$ 是曲线 C 内部区域面积。

由式(4)可知,当 C 为待测图像边界时,该能量函数有最小值。

定义:

$$c_a(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\phi(x, y)) dx dy} \quad (5)$$

$$c_b(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x, y))) dx dy} \quad (6)$$

其中: $H(z)$ 为 Heaviside 函数, $H(z) = \begin{cases} 1, z \geq 0 \\ 0, z < 0 \end{cases}$ 。

根据欧拉-拉格朗日方法,可得出关于 $\phi(x, y, t)$ 的偏微分方程为:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \delta(t) \left[\mu \nabla \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} - \nu - \lambda_a (u_0(x, y) - c_b)^2 + \lambda_b (u_0(x, y) - c_a)^2 \right] \quad (7)$$

其中: $\delta(x)$ 为 Dirac 函数。

T. Chan 与 L. Vese^[3]将其离散化,可将原式(7)简化为:

$$\frac{\phi_{i,j}^{n+1} - \phi_{i,j}^n}{\Delta t} = \delta(\phi_{i,j}^n) [\mu K - \nu - \lambda_1 (u_0(i, j) - c_b(\phi^n))^2 + \lambda_2 (u_0(i, j) - c_a(\phi^n))^2] \quad (8)$$

其中: K 为曲线的曲率, K 由下式得出^[5]:

$$K = \nabla \frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} = \frac{\phi_{xx}\phi_y^2 - 2\phi_x\phi_y\phi_{xy} + \phi_{yy}\phi_x^2}{(\phi_x^2 + \phi_y^2)^{\frac{3}{2}}} \quad (9)$$

式(8)即为以下实验中用到的迭代公式。

2 箱包 DR 图像分割实验

根据式(8),结合箱包检测系统,设计迭代流程(图 1)。

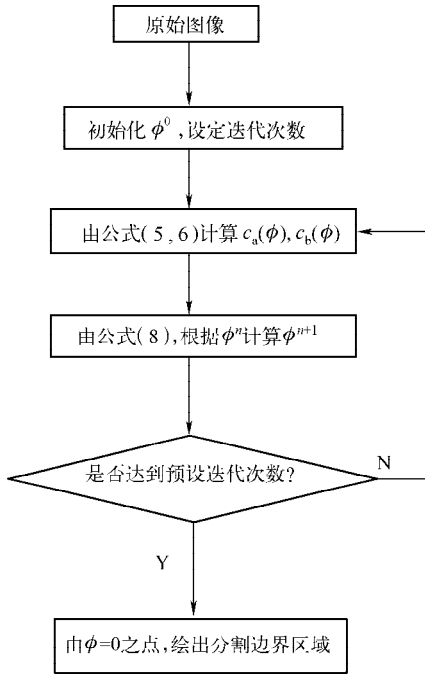


图 1 迭代流程
Fig. 1 Iteration flow

在实验中,待分割图像像素数为 256×256 。根据文献[3],参数取如下设置: $\Delta t=0.1, \nu=0, \lambda_a=1, \lambda_b=1$,初始曲线 ϕ^0 取为以图像中心为圆心、半径为 10 像素的圆。迭代次数设置为 20 000 次。

根据文献[3],检测结果受参数 μ 影响较大,当 μ 值较小时(如 $\mu=0.000\ 000\ 1 \times 255^2$),图像分割结果中包含更多细节信息。当需要对原图像进行粗略分割时, μ 应取较大值(如 $\mu=0.1 \times 255^2$)。

由设计之迭代流程对 DR 原始图像进行分割, μ 分别取 $0.000\ 000\ 1 \times 255^2$ 与 0.1×255^2 ,结果示于图 2。

由图 2 可知,随着迭代次数的增加,图像轮廓由内向外扩散。实验表明,当迭代次数为 1 000 次时,已有较清晰轮廓。当迭代次数大于 10 000 次时,轮廓趋于稳定。对比图 2c 与图 2e 可清楚观察到:当 μ 值较小时(图 2e),图像分割结果中包含更多细节信息;当 μ 值较大时(图 2c),图像分割更为粗略。如箭头处所示,当 μ 取 0.1×255^2 时,箱包的中部支架没有被分割出来,当 μ 取 $0.000\ 000\ 1 \times 255^2$ 时,该支架的轮廓被清楚分割出。

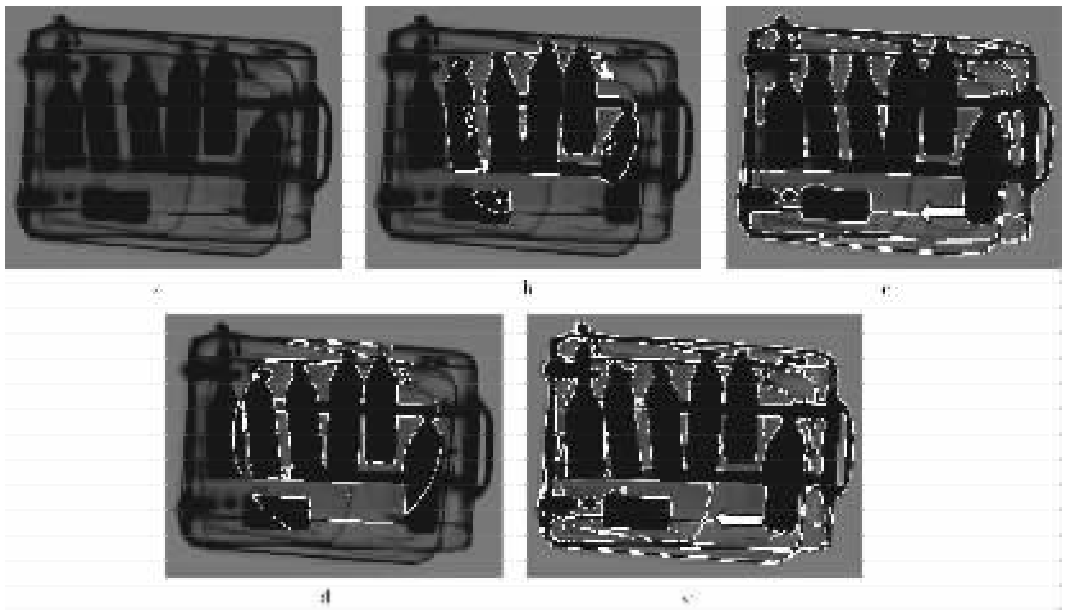


图 2 μ 取不同参数时的图像分割

Fig. 2 Image segmentation at different μ values

a——原始图像;b—— $\mu=0.1 \times 255^2$,迭代 500 次;c—— $\mu=0.1 \times 255^2$,迭代 20 000 次;
d—— $\mu=0.000\ 000\ 1 \times 255^2$,迭代 500 次;e—— $\mu=0.000\ 000\ 1 \times 255^2$,迭代 20 000 次

图3为水平集方法与传统图像分割方法(以OTSU法——最大类间方差法为例)的比较。如图3所示,当 μ 值较大时(图3b),水平集方法

与OTSU法相比,细节信息较少,图像分割更为粗略。当 μ 值较小时(图3c),水平集方法比OTSU法包含更多细节信息。

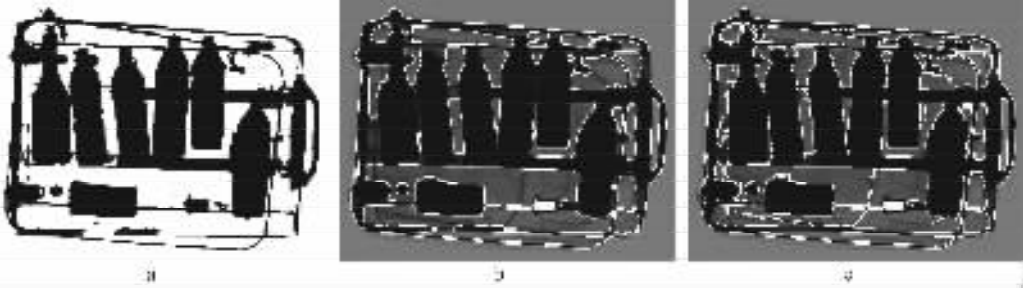


图3 水平集方法与OTSU法的图像分割结果比较

Fig. 3 Comparison between segmentation results of level set methods and OTSU methods

a——OTSU;b—— $\mu=0.1 \times 255^2$,迭代20 000次;c—— $\mu=0.000\ 000\ 1 \times 255^2$,迭代20 000次

3 结论

本工作研究将水平集活动轮廓跟踪算法应用到箱包DR-CT检测系统的图像处理中,经过实验验证,并通过对 μ 值大小的调整,能够获得对DR图像有效分割,从而能够较为准确地标定可疑区,为后续CT断层扫描提供了依据。

对于后续研究和改进,有如下几个方向:

1) 改进迭代算法,使其收敛速度更快,比如,采用窄带改进算法(Narrow Band Level Set Methods);2) 当有大量同类箱包待检测时,可考虑充分利用已测箱包之轮廓数据对未测箱包进行合理的轮廓初始化,从而大幅减少迭带次数,节省图像分割所用时间。

参考文献:

[1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: Active contour models[J]. International

Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.

- [2] OSHER S, SETHIAN J A. Front propagating with curvature dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation[J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79:12-49.
- [3] CHAN T, VESE L. Active contours without edges[J]. IEEE Trans Image Processing, 2001, 10(2):266-277.
- [4] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Commun Pure Appl Math, 1989, 42:577-685.
- [5] MALLADI R, SETHIAN J, VEMURI B. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(2):158-174.