

文章编号:1001-9081(2009)12-3320-02

结合图像熵的 C-V 模型分割算法

叶丙刚, 姜涛, 罗朝辉, 吴效明

(华南理工大学 生物科学与工程学院, 广州 510006)

(scut7@139.com)

摘要: C-V 模型是水平集分割方法中的一种经典模型, 但存在自适应能力不强的问题。医学图像分割对象的特点是具有各种复杂的拓扑结构及变化。根据医学分割算法的自适应要求, 在水平集图像分割方法 C-V 模型算法的研究基础上, 引入图像信息熵算法, 通过计算演化曲线内外的图像熵, 解决曲线演化过程中迭代参数设定问题, 达到增强 C-V 模型分割算法的自适应能力。实验结果表明, 结合图像熵的 C-V 模型算法面对不同的对象具有良好的自适应性。

关键词: 水平集; C-V 模型; 图像信息熵; 迭代参数

中图分类号: TP751 **文献标志码:**A

Algorithm of C-V model combined with image entropy

YE Bing-gang, JIANG Tao, LUO Zhao-hui, WU Xiao-ming

(School of Bioscience and Bioengineering, South China University of Technology, Guangzhou Guangdong 510006, China)

Abstract: C-V model, as a classical one in the level set segmentation methods, also has a weak self-adaptive capability. The medical segmentation objects have diversified complex topologic structures and changes. According to the adaptive requirements of medical segmentation algorithm, the article introduced image information entropy algorithm based on the research on C-V model algorithm of the level set picture segmentation methods, solved the iterated parameters setting issue in the curve evolvement, and enhanced the adaptive capability of C-V model segmentation algorithm. The experiments show the algorithm, C-V model combined with image entropy, could have good adaptability to different objects.

Key words: level set; C-V model; image information entropy; iterated parameters

0 引言

水平集方法中的无边界主动轮廓模型(即 C-V 模型)^[1]不需要边界算子作为分割曲线演化的停止方程, 对图像的噪声和初始化曲线的位置也不敏感, 因而提出后即得到众多学者的关注和研究。国内外以 C-V 模型为理论基础的研究文献主要有: 基于区域划分和改进 C-V 法的医学图像分割方法^[2], 通过增加距离函数惩罚项和添加图像梯度信息来改进 C-V 模型; 基于 C-V 方法改进的红外图像自动分割^[3], 通过改进的拟合能量模型来解决非均匀灰度背景的红外目标图像分割问题; 基于 C-V 模型的图像分割快速收敛算法^[4], 通过引入散度模型中的准牛顿方法来解决 C-V 模型中所遇到的噪声问题; 文献[5-7]从不同角度提出对 C-V 模型的改进。

图像信息熵反映出一幅图像信息量的大小, 文献[8-10]利用图像信息熵进行图像的检索, 文献[11-12]则利用图像信息熵进行图像分割。

本文在水平集图像分割方法 C-V 模型算法的研究基础上, 引入图像信息熵算法, 通过计算演化曲线内外的二阶矩图像熵, 解决曲线演化过程中迭代参数设定问题, 达到增强 C-V 模型分割算法的自适应能力。

1 C-V 模型

C-V 模型来源于 Mumford-Shah 图像分割模型^[13], 式(1)为 Mumford-Shah 图像分割模型。在式(1)中, $u_0(x, y)$ 为待分割的一幅图像, Ω 为该图像的域(有界开集), 图像分割的目标

就是寻找一个由光滑区域组成的图像 $u(x, y)$ 和不光滑的边界 C , 使全局泛函最小, 即变分问题的求解。式(1)中第 1 项是为了使边界长度最短, 第 2 项可以保证分割图像与原图像保持内容上的基本一致, 第 3 项确保了区域 $\Omega \setminus C$ 是光滑的。

$$\inf_{u, C} \left\{ F^{MS}(u, C) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \lambda \int_{\Omega} |u_0 - u|^2 dx dy + \int_{\Omega \setminus C} |\nabla u(x, y)|^2 dx dy \right\} \quad (1)$$

对于 $u_0(x, y)$ 图像, 简化为被闭合边界 C 所划分的目标和背景两种分片常值区域, 则 u_0 的最佳逼近 u 为式(2)。

$$u = \begin{cases} c_1, & \text{inside}(C) \\ c_2, & \text{outside}(C) \end{cases} \quad (2)$$

引入面积约束项 $\nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(C))$ 代替 Mumford-Shah 图像分割模型的第 3 项, 结合式(2)得到 C-V 模型式(3)。

$$\begin{aligned} \inf_{c_1, c_2, C} \left\{ F^{CV}(c_1, c_2, C) = \mu \cdot \text{Length}(C) + \nu \cdot \text{Area}(\text{inside}(C)) + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \right\} \end{aligned} \quad (3)$$

引入 Lipschitz 函数 $\varphi(x, y, t) : \Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 的零水平集表示演化轮廓曲线 C 。

$$\begin{cases} C = \partial\omega = \{(x, y) \in \Omega \mid \varphi(x, y, t) = 0\} \\ \text{inside}(C) = \omega = \{(x, y) \in \Omega \mid \varphi(x, y, t) > 0\} \\ \text{outside}(C) = \Omega \setminus \bar{\omega} = \{(x, y) \in \Omega \mid \varphi(x, y, t) < 0\} \end{cases} \quad (4)$$

收稿日期: 2009-06-27; 修回日期: 2009-08-05。

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(60772037); 江西省教育厅科技计划项目(GJJ09344)。

作者简介: 叶丙刚(1973-), 男, 河南固始人, 博士研究生, 主要研究方向: 图像处理; 姜涛(1965-), 男, 湖北武汉人, 副教授, 博士研究生, 主要研究方向: 生物医学信息; 罗朝辉(1972-), 男, 湖南湘潭人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向: 图像处理; 吴效明(1950-), 男, 重庆人, 教授, 博士生导师, 博士, 主要研究方向: 生物医学信息、图像处理、生物力学。

引入 H, δ 函数:

$$\begin{cases} H(\varphi) = \begin{cases} 1, & \varphi \geq 0, \\ 0, & \varphi < 0 \end{cases} \\ \delta_0(\varphi) = \frac{d}{d\varphi} H(\varphi) \end{cases} \quad (5)$$

结合式(4), 则有^[14]:

$$\begin{aligned} Length(C) &= Length(\varphi = 0) = \\ &\int_{\Omega} |\nabla H(\varphi(x,y))| dx dy = \\ &\int_{\Omega} |\delta_0(\varphi(x,y))| |\nabla \varphi(x,y)| dx dy \end{aligned} \quad (6)$$

$$Area(\text{inside}(C)) = Area(\varphi \geq 0) = \int_{\Omega} H(\varphi(x,y)) dx dy \quad (7)$$

$$\begin{aligned} \int_{\text{inside}(C)} |u_0(x,y) - c_1|^2 dx dy &= \\ \int_{\varphi > 0} |u_0(x,y) - c_1|^2 dx dy &= \\ \int_{\Omega} |u_0(x,y) - c_1|^2 H(\varphi(x,y)) dx dy \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \int_{\text{outside}(C)} |u_0(x,y) - c_2|^2 dx dy &= \\ \int_{\varphi < 0} |u_0(x,y) - c_2|^2 dx dy &= \\ \int_{\Omega} |u_0(x,y) - c_2|^2 (1 - H(\varphi(x,y))) dx dy \end{aligned} \quad (9)$$

对于给定的演化曲线 $C(\varphi(x,y,t) = 0)$, 如果式(8)和式(9)为零, 即:

$$c_1(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x,y) H(\varphi(x,y,t)) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi(x,y,t)) dx dy} \quad (10)$$

$$c_2(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x,y) (1 - H(\varphi(x,y,t))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi(x,y,t))) dx dy} \quad (11)$$

则能量泛函式(3)最小。对于给定的 $c_1(\varphi), c_2(\varphi), \varphi(x,y,t)$ 的式(12)~(14)的稳态解使得能量泛函式(3)最小。曲线 C 的演化过程即方程(10)~(14)的迭代求解过程, 数值解法可参考文献[1, 15]。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi(x,y,t)}{\partial t} &= \delta_e(\varphi(x,y,t)) \times \\ &\left[\mu \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \varphi(x,y,t)}{|\nabla \varphi(x,y,t)|}\right) - v - \right. \\ &\left. \lambda_1(u_0 - c_1)^2 + \lambda_2(u_0 - c_2)^2 \right]; \\ t &\in (0, +\infty), (x,y) \in \Omega \end{aligned} \quad (12)$$

$$\varphi(x,y,0) = \varphi_0(x,y); t = 0, (x,y) \in \Omega \quad (13)$$

$$\frac{\delta_e(\varphi(x,y,t))}{|\nabla \varphi(x,y,t)|} \cdot \frac{\partial \varphi(x,y,t)}{\partial N} = 0; (x,y) \in \Omega \quad (14)$$

2 二阶矩图像信息熵的引入

对于离散信息源 $X = (x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_N)$, 其概率空间 $P = (p_1, p_2, \dots, p_i, \dots, p_N)$, p_i 为事件 x_i 出现的概率, 根据信息论, 则有式(15)。作为二维离散随机数字信号的图像, 其信息量同样可以用信息熵来表示^[10-11, 16-17]。

$$Entropy = - \sum_{i=1}^N p_i \operatorname{lb}(p_i) \quad (15)$$

在水平集方程的演化中, 文献[18~19]也引入了式(15)

作为图像信息熵, 但所进行的图像信息熵计算是基于像素灰度概率分布的, 没有考虑像素之间的相关性, 而像素之间的关联在一定范围内是可以考虑进去的, 因此文献[18~19]中的图像熵只是信息熵的一阶近似。

一幅灰度图像是由不同灰度的像素点以不同的概率分布填充不同的空间区域而成, 具有不同灰度的像素在图像中是随机出现的。空间 Ω 的子集构成的集合为 ξ , 演化曲线 C 分割而成的子空间为 φ_k 。若 $\varphi_k \in \xi$, 则 $\bar{\varphi}_k = \Omega - \varphi_k \in \xi$ 。假设图像像素灰度值取值为(0, 255), φ_k 空间内具有灰度 m 的像素点的分布函数为 $\varepsilon_k(x, y)$, 满足:

$$(x, y, 0 \leq \varepsilon_k(x, y) \leq 255) \in \xi \quad (16)$$

$\varepsilon_k(x, y)$ 满足式(16), 则:

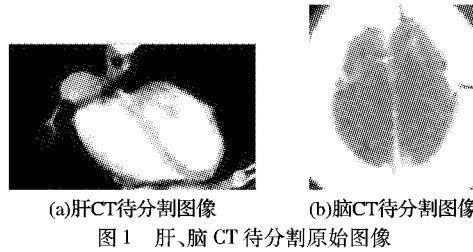
$$R_e(j, k) = E[\varepsilon_j \varepsilon_k] \quad (17)$$

$$C_e(j, k) = R_e(j, k) - E\varepsilon_j E\varepsilon_k \quad (18)$$

式(17)、(18)作为图像熵的二阶矩信息量表示, 反映演化曲线 C 内外的同质性, 值越小, 同质性越高, 即演化曲线越趋近于目标轮廓。 λ_1, λ_2 作为 C-V 模型中的迭代参数, 其值的大小影响曲线 C 的演化速度。当演化曲线 C 包含分割目标时, 则曲线 C 内部同质性较低, 因此需要 λ_2 以较大的值加速演化曲线 C 向目标靠近, 反之亦然。二阶矩图像熵是像素之间相关性的数学描述, 能够反映出分割曲线内外的同质性, 因此可以把它作为 λ_1, λ_2 , 实现在分割不同的对象时能自动的调整该迭代参数值。

3 实验分析

本实验采用的图像由某医院放射科提供。实验分割对象选择两幅对比明显的 CT 图片, 图 1(a)肝 CT 待分割图像的像素为 187×111 , 图 1(b)脑 CT 待分割图像的像素为 129×144 。实验方法为在 Matlab 7.1 环境下, 分别采用未改进的 C-V 模型算法和本文提出的改进算法进行分割实验。实验目的为验证本文提出和改进后的 C-V 模型算法的自适应能力。



(a) 肝 CT 待分割图像 (b) 脑 CT 待分割图像

图 2 所示为采用未改进 C-V 模型算法分割后图像, 由于 C-V 模型中的迭代参数 λ_1, λ_2 是人为设定, 故存在分割对象轮廓欠分割等问题, 如图 2(b)脑 CT 分割后图像的右上角部分。



(a) 肝 CT 分割后图像 (b) 脑 CT 分割后图像

图 3 所示为采用本文算法分割后图像, C-V 模型中的迭代参数 λ_1, λ_2 通过引入二阶矩图像熵来自适应地确定, 所得到的分割结果能够较为准确地勾勒出目标对象的轮廓, 达到自动分割不同对象的目的, 因此, 实验证了本文算法的适应性。

(下转第 3339 页)

动信息。然后把所采集的运动信息输入人体模型, 实现了人体模型的实时运动再现。将人体模型的动画与拍摄的视频进行比较, 发现人体模型动画能够很好地跟踪真实人体的运动。图 5 是对人体上半身的运动捕获与再现过程的截图。实验结果说明, 微型传感器数据驱动的人体模型能够实时精确地再现真实人体运动。实验是在 AMD Athlon 64 TK55 的 CPU, 1 GB 内存的台式机上实现, 系统以 30 fps 的速度实时运行, 其延时为 23 ms。

5 结语

针对微型传感器人体运动捕获与再现的特点, 本文借鉴了表面模型的建模思想, 提出一种层次化

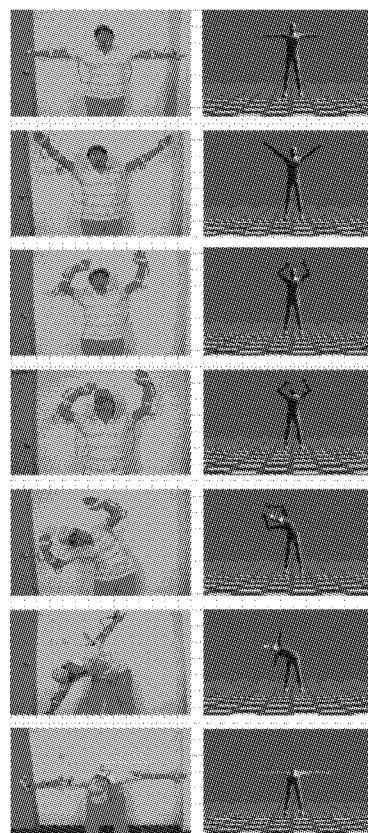


图 5 人体上半身的运动捕获与再现过程

(上接第 3321 页)

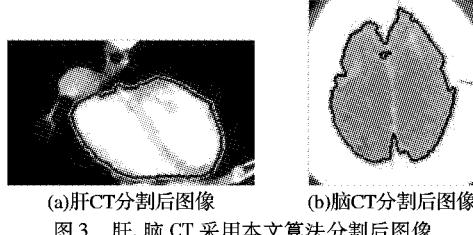


图 3 肝、脑 CT 采用本文算法分割后图像

4 结语

不同对象的分割结果表明, 本文提出的引入二阶矩图像信息熵的 C-V 模型分割算法, 在分割不同对象时具有较强的自适应能力, 其实际应用意义是在计算机医学辅助诊断过程中降低了人工干预的成分。

参考文献:

- [1] CHAN T F, VESE L A. Active contour without edges for vector-valued image [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2001, 10(2): 266 – 277.
- [2] 徐且华, 鲍旭东, 舒华忠. 基于区域划分和改进 C-V 法的医学图像分割方法[J]. 东南大学学报: 自然科学版, 2006, 36(5): 863 – 868.
- [3] 蔡超, 周成平, 丁明跃, 等. 基于 C-V 方法改进的红外图像自动分割[J]. 华中科技大学学报: 自然科学版, 2006, 34(3): 62 – 64.
- [4] CHARTRAND R, STANEVA V. A faster-converging algorithm for image segmentation with a modified Chan-Vese model [C]// IPCV 2008: Proceedings of the 2008 International Conference on Image Processing, Computer Vision, and Pattern Recognition. Las Vegas Nevada: CSREA Press, 2008: 212 – 216.
- [5] 李俊, 杨新, 施鹏飞. 基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J]. 计算机学报, 2002, 25(11): 1175 – 1183.
- [6] 李钢, 唐庆玉. 一种基于水平集的医学图像分割算法[J]. 北京生物医学工程, 2005, 24(5): 370 – 372.
- [7] 贾迪野, 黄凤岗, 文小芳. 一种全局优化的水平集图像分割方法[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(1): 25 – 30.
- [8] 孙君顶, 丁振国, 周利华. 基于图像信息熵与空间分布熵的彩色图像检索方法[J]. 红外与毫米波学报, 2005, 24(2): 135 – 139.
- [9] 洪清启, 王备战, 史亮, 等. 基于二维直方图信息熵的图像检索方法[J]. 广西师范大学学报: 自然科学版, 2007, 25(4): 265 – 268.
- [10] 何姗, 郭宝龙, 洪俊标. 基于区域熵的图像检索[J]. 计算机工程, 2006, 32(18): 214 – 216.
- [11] 凌建国, 刘小军, 徐心和, 等. 基于熵的变分辨率彩色图像分割[J]. 上海交通大学学报, 2005, 39(12): 1975 – 1978.
- [12] 宋家慧. 基于遗传算法的最大熵阈值的图像分割[J]. 电子工程师, 2005, 31(2): 60 – 63.
- [13] MUMFORD D, SHAH J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577 – 685.
- [14] EVANS L C, GARIEPY R F. Measure theory and fine properties of functions [M]. Boca Raton, Florida: CRC Press, 1992.
- [15] 张宪民, 欧阳高飞. 水平集方法及其在柔顺机构拓扑优化中的应用[J]. 华南理工大学学报: 自然科学版, 2007, 35(10): 26 – 36.
- [16] 章晋毓. 图像处理与分析[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [17] 赵军阳, 张志利. 基于最大互信息最大相关熵的特征选择方法[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(1): 232 – 235.
- [18] 周小舟, 张加万, 孙济洲. 基于互信息和 Chan-Vese 模型的图像分割方法[J]. 计算机工程, 2007, 33(22): 220 – 222.
- [19] CHEN Y F, ZHAO W D, WANG Z C. Level set segmentation algorithm based on image entropy and simulated annealing [C]// ICBBE 2007: 2007 1st International Conference on Bioinformatics and Biomedical Engineering. Washington, DC: IEEE, 2007: 999 – 1003.