

基于活动轮廓模型的左心室 MR 图像分割

张建伟¹, 方 林¹, 陈允杰¹, 詹天明², 李小田¹

(1. 南京信息工程大学数理学院, 江苏南京 210044; 2. 南京理工大学计算机科学与技术学院, 江苏南京 210094)

摘 要: 本文提出一种基于局部与全局特征的活动轮廓模型左心室 MR 图像分割算法. 该算法融合了图像局部信息和全局信息. 局部信息包含了图像局部均值和方差信息, 来克服图像灰度不均匀的影响. 全局信息则较好地提高模型处理图像弱边界的能力, 并防止模型陷入局部最优. 实验结果表明, 改进算法分割出较为精确的心脏左心室 MR 图像.

关键词: 活动轮廓模型; 左心室; 图像分割

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 11-2670-04

Left Ventricle MRI Segmentation Based on Active Contour Model

ZHANG Jian-wei¹, FANG Lin¹, CHEN Yun-jie¹, ZHAN Tian-ming², LI Xiao-tian¹

(1. College of Math and Physics, Nanjing University of Information and Technology, Nanjing, Jiangsu 210044, China;

2. College of Computer Science and Technology Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: Left ventricle MRI segmentation active contour model based on local and global features was presented in this paper. The local fitting term contained means and variances of local region, overcame the influence of intensity inhomogeneities. The global intensity fitting term, which conquered the unexpected local minimum stemming from image local intensity and deals with weak. The experiment results demonstrate that the algorithm is effective for segmenting the left ventricle MR images.

Key words: active contour model; left ventricle; image segmentation

1 引言

心血管疾病早期定量诊断对延长人类预期寿命具有关键的作用. 由于解剖结构的复杂性, 组织器官的不规则性以及成像质量的制约, 心脏核磁共振图像中通常含有弱边界、噪声和灰度不均匀场, 从而使得传统的图像分割方法得不到较为理想的结果. 基于活动轮廓模型的图像分割算法凭借其多样形式、灵活的结构和优越性能被广泛应用于左心室核磁共振图像分割. 活动轮廓模型可分为基于边界模型^[1~3]和基于区域模型^[4~8]. 基于边界模型, 通常使用图像梯度信息吸引演化曲线至目标边界, 对具有强边缘的目标有较好分割效果, 但是该模型对噪声和弱边界较为敏感. 基于区域模型 (如 Chan 等人提出 C-V 模型^[4]) 则利用图像区域信息引导曲线进行演化, 以降低噪声以及弱边界的影响. 图像灰度不均匀场 (偏移场) 使图像中同组织的灰度随着位置的变化而变化, 从而使得图像灰度分布改变, 使得基于

边界的模型以及 C-V 模型都难以得到较为准确的结果.

针对这一问题, Li 等人提出了 LBF (Local Binary Fitting) 模型^[5]. 该模型引入局部均值信息, 解决了 C-V 模型不能处理灰度不均匀图像分割的问题. 然而, LBF 模型仅仅使用小邻域均值信息, 使得模型对方差变化较为敏感, 而在心脏图像中, 目标方差变化较为明显. 针对 LBF 模型使用较多卷积计算问题, Zhang 等人在文献^[6]里提出了 LFI (Local Fitting Image) 模型^[6]. 该模型通过极小化局部自适应图像与原图像误差的能量泛函来实现目标分割, 来降低卷积计算量, 从而提高了分割效率. 但是, 该模型依然仅仅考虑均值信息, 从而同样很难得到较好的左心室边界. 由于 LBF 模型仅仅使用局部信息, 该方法易陷入局部最优且对初始化敏感. 针对这个问题, 王利等人在文献^[8]里提出了 LGIF (Local and Global Intensity Fitting) 模型^[8]. 该模型在 LBF 模型基础上, 考虑图像全局信息, 从而克服 LBF 模型初始化敏感问题. 但是该模型同样仅仅考虑均值信息.

为了解决这些问题,本文提出一种基于局部信息和全局信息的驱动活动轮廓力以引导曲线演化.驱动活动轮廓力由局部拟合力和全局拟合力组成,局部拟合力在继承局部均值信息的同时,考虑了局部自适应方差信息来降低方差信息对模型的影响.全局拟合力是由图像全局信息构造,来处理左心室 MR 图像弱边界问题,模型陷入局部最优情况和噪声对模型影响.

2 背景

2.1 LBF 模型

Li 等人在文献[5]里提出了 LBF 模型^[5],该模型利用了图像局部灰度均值信息,较好地克服图像灰度不均匀影响,总能量泛函定义如下:

$$E_1(\phi, f_1, f_2) = E^{LBF}(\phi, f_1, f_2) + \mu \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x) - 1|)^2 dx + \nu \int \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx \quad (1)$$

其中,

$$E^{LBF}(\phi, f_1, f_2) = \lambda_1 \int \left[\int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi(y)) dy \right] dx + \lambda_2 \int \left[\int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1-H(\phi(y))) dy \right] dx$$

其中, $H(\phi(x)) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{x}{\epsilon}\right) \right)$, $\delta(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + x^2}$. $\lambda_1, \lambda_2, \mu$ 和 ν 是正常数, K_σ 是核函数. 第二项为正则项,约束水平集函数在演化中对符号距离函数的偏移;第三项为水平集曲线长度约束项.

图像背景对该模型影响较大,易陷入局部最优,限制该模型应用范围^[8].

2.2 LFI 模型

针对 E^{LBF} 在演化过程中对图像数据进行较多卷积计算,造成 LBF 模型分割效率低下的问题, Zhang 等人在文献[6]里提出 LFI 模型^[6]. 在水平集框架下,该模型总能量泛函如下:

$$E_2 = E^{LFI} + \mu \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x) - 1|)^2 dx + \nu \int \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx \quad (2)$$

其中, $E^{LFI} = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (I^{LFI} - I)^2 dx$, μ 和 ν 是正常数. E^{LFI} 是测量局部自适应图像 I^{LFI} 与原图像 I 相似程度项. I^{LFI} 由下列等式构造:

$$I^{LFI} = m_1(x)H(\phi(x)) + m_2(x)(1-H(\phi(x))) \quad (3)$$

其中, $m_1(x)$ 和 $m_2(x)$ 是窗口函数 $w(x)$ 所控制区域分为内外区域的均值,在水平集框架下,由下列等式

计算:

$$m_1 = \frac{w * (H * I)}{w * H} \quad (4)$$

$$m_2 = \frac{w * ((1-H) * I)}{w * (1-H)}$$

其中, $*$ 表示卷积运算, I 是原图像.

LFI 模型通过计算演化曲线所在位置的图像局部均值信息,使得 I^{LFI} 与原图像 I 误差达到极小,得到目标边界.但是该模型仅仅利用图像局部均值信息,对方差信息和初始化较为敏感.

2.3 LGIF 模型

针对 LBF 模型因局部化特性陷入局部最优的缺点,王利等人在文献[8]里提出了 LGIF 模型^[8],该模型继承了 LBF 模型克服图像灰度不均匀影响的优点,同时考虑 C-V 模型能很好地克服初始化影响,总能量泛函如下:

$$E_3 = (1-\omega)E^{LBF} + \omega E^G + \mu \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x) - 1|)^2 dx + \nu \int \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx \quad (5)$$

其中, $0 \leq \omega \leq 1$, μ 和 ν 是正常数. 第一项是 LBF 模型的局部二值拟合项 E^{LBF} ,第二项是全局项 E^G ,定义如下:

$$E^G = \lambda_1 \int |I(x) - c_1|^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int |I(x) - c_2|^2 (1-H(\phi(x))) dx \quad (6)$$

其中, c_1 和 c_2 是演化曲线内外区域均值信息. 该模型单一均值信息不能准确反映左心室 MR 图像目标区域灰度变化.

3 基于活动轮廓左心室 MRI 分割模型

3.1 局部信息能量项

LBF 模型和 LFI 模型、LGIF 模型很难准确区分目标区域中伪影部分,这是因为局部均值在很多时候并不能很好地描述目标区域灰度变化,在目标伪影区域,灰度方差变化较为明显.所以,本文进一步考查目标局部区域灰度离散程度的方差信息,构造如下局部统计信息能量泛函:

$$E^{M-V} = \frac{\alpha}{2} \int_{\Omega} (I^{LFI} - I)^2 dx + \beta \left(\int_{\Omega} (\sigma_1^2(x)H(\phi(x)) + \sigma_2^2(x)(1-H(\phi(x)))) dx \right) \quad (7)$$

其中, α 和 β 是正常数, I^{LFI} 是局部自适应图像. $\sigma_1(x)$ 和 $\sigma_2(x)$ 是以演化曲线上点 x 为中心的窗口函数 $w(x)$ 控制曲线内外区域的方差.在水平集框架下, $\sigma_1(x)$ 和 $\sigma_2(x)$ 由下列式计算:

$$\sigma_1^2 = \frac{w * ((I - m_1)^2 H)}{w * H}, \quad (8)$$

$$\sigma_2^2 = \frac{w * ((I - m_2)^2 (1 - H))}{w * (1 - H)}$$

其中, m_1 和 m_2 是局部均值如式(4)相同。

局部信息能量项 E^{M-V} 和 E^{LBF} 、 E^{LFI} 相比, E^{M-V} 考虑了目标局部区域自适应方差信息. 若局部方差能量泛函越小, 所构造局部自适应图像 I^{LFI} 更加逼近原图像 I , 演化曲线就准确分割出目标边界。

3.2 全局信息能量项

对于左心室 MR 图像分割, 局部信息能量项 E^{M-V} 克服目标区域灰度不均匀影响, 但是其中均值和方差都是在局部区域定义的, 具有很强的局部化特性, 使得 E^{M-V} 易陷入局部最优. 受到 LGIF 模型启发, E^G 作为全局信息能量项, 不仅有效地避免了因 E^{M-V} 局部化特性而陷入局部最优情况, 而且很好地处理图像噪声和弱边界. 其实质是演化曲线在全局信息能量控制下, 演化曲线更容易收敛到目标边界. 极小化式(6), 得到 c_1 和 c_2 的表达式如下:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} I(x) H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} H(\phi(x)) dx}, \quad c_2 = \frac{\int_{\Omega} I(x) (1 - H(\phi(x))) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x))) dx} \quad (9)$$

3.3 总能量项

为了准确地分割左心室 MR 图像, 本文将局部统计信息能量项 E^{M-V} 和全局信息能量项 E^G 结合, 加入正则项^[5]和水平集曲线长度项, 得到如下总能量泛函:

$$E_4 = E^{M-V} + \gamma E^G + \mu \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x) - 1|)^2 dx + \nu \int |\delta(\phi(x))| |\nabla \phi(x)| dx \quad (10)$$

其中, γ 和 μ 、 ν 是正常数. 以欧拉-拉格朗日方法推导满足式(10)并以水平集函数 ϕ 表达的最终模型形式为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu (\Delta \phi - \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|})) + \nu \delta(\phi) \text{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}) + F_{11} + F_{12} \quad (11)$$

其中, $F_{11} = \alpha \delta(\phi) (I - I^{LFI})(f_1 - f_2) + \beta \delta(\phi) (\sigma_2^2 - \sigma_1^2)$, 是局部拟合力.

$F_{12} = \gamma \delta(\phi) ((I - c_2)^2 - (I - c_1)^2)$, 是全局拟合力.

3.4 算法步骤

总的算法流程如下:

Step1 初始化水平集函数 ϕ .

Step2 根据式(4)、式(8)和式(9), 更新 $m_1(x)$, $m_2(x)$, $\sigma_1^2(x)$, $\sigma_2^2(x)$, $c_1(x)$, $c_2(x)$.

Step3 按照式(11)更新水平集函数 ϕ .

Step4 返回步骤(2), 直到满足迭代停止条件.

4 实验结果与分析

在本文实验中, 采用 $k \times k$ 大小高斯窗口函数 $w(x)$, 取 $k = 4\sigma + 3$, σ 是标准差, 取 $\sigma = 3$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, $\mu = 1$, $t = 0.025s$. 本文实验在 Dell 2.0 GHz 1GB RAM 计算机上, 利用 Mat lab .7.0 实现, 根据不同图像适当调整参数 ν , α , β 和 γ 的值.

图 1 是左心室 MR 图像分割结果比较. 取参数 $\nu = 0.009 \times 255 \times 255$, $\alpha = 0.9$, $\beta = 0.1$, $\gamma = 0.01$. 图 1(a) 是原图和初始曲线, 该图含有弱边界、偏移场、以及伪影, 手动选取如图所示的初始曲线. 图 1(b) 是 C-V 模型分割结果. 由于该模型是基于假设图像分段常数的, 不能克服偏移场影响. 图 1(c) 是 LBF 模型分割结果. 该模型的局部均值信息很难区分目标区域特征, 将目标外同质区域分割出来, 演化曲线陷入局部最优. 图 1(d) 是 LFI 模型分割结果. 该模型因局部均值信息陷入局部最优, 伪影区域类别没有得到区分. 图 1(e) 是 LFI 模型加入方差信息分割结果. 全面统计信息较好地区分目标区域, 但是演化曲线因局部信息陷入局部最优. 图 1(f) 是 LGIF 模型分割结果. 该模型存在过渡分割现象, 伪影部分没有得到很好区分. 图 1(g) 是本文方法分割结果. 本文方法中局部统计信息较好地反映目标区域灰度变化, 同时图像全局信息降低了弱边界和噪声因素对分割影响, 准确地分割目标边界.

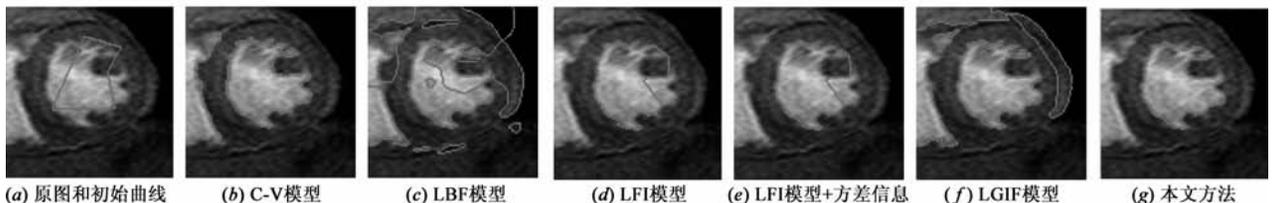


图 1 左心室 MR 图像分割结果比较

图 2 是带标记线左心室 MR 图像分割结果比较. 取参数 $\nu = 0.02 \times 255 \times 255$, $\alpha = 0.04$, $\beta = 0.96$, $\gamma = 0.04$. 图 2(a) 是原图和初始曲线, 图像带有灰度不均匀、弱边界、伪影以及标记线, 手动选取如图所示的初始曲线.

图 2(b) 是 C-V 模型分割结果. 全局信息很难克服图像灰度不均匀影响, 并且没有克服标记线对分割影响. 图 2(c) 是 LBF 模型分割结果. 标记线对该模型分割结果影响较大, 存在过渡分割现象. 图 2(d) 是 LFI 模型分割

结果.该模型的局部均值信息很难区分目标伪影区域,并且没有去除图像标记线影响.图 2(e)是 LGIF 模型分割结果.该模型分割出非感兴趣区域,分割结果严重受到标记线干扰.图 2(f)是本文方法分割结果.演化曲线

在局部拟合力作用下,克服了目标区域灰度变化和标记线影响,并且在全局拟合力作用下,避免了局部最优和弱边界泄露现象,收敛到目标区域边界.

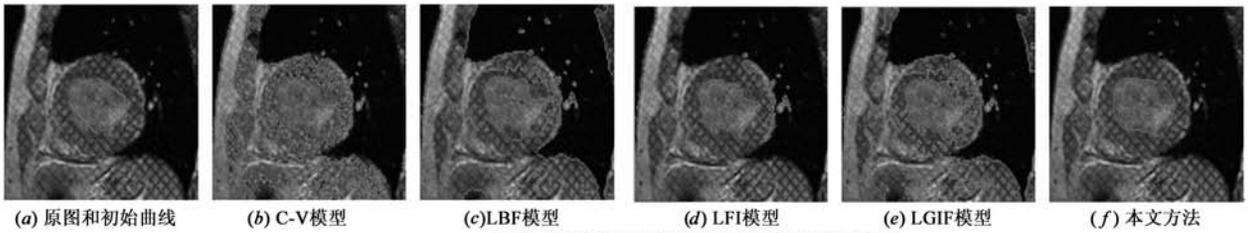


图2 带标记线左心室MR图像分割结果比较

5 总结

本文针对左心室 MR 图像具有灰度不均匀,弱边界,伪影以及标记线特点,提出了基于局部信息和全局信息的活动轮廓模型.局部拟合力准确刻画目标区域灰度变化,准确将伪影部分归类为目标区域,降低了方差和标记线对模型影响.全局拟合力降低了图像的弱边界和噪声影响,使得初始曲线有较大自由度.

参考文献

- [1] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321 - 331.
- [2] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61 - 79.
- [3] Li C, Xu C, Gui C, et al. Levelset evolution without re-initialization: A new variational formulation[A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]. San Diego: IEEE, 2005, 1: 430 - 436.
- [4] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266 - 277.
- [5] Li C, Kao C, Gore J, Ding Z. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[J]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2007. 1 - 7.
- [6] Zhang Kai hua, Song Huihui, Zhang Lei. Active contours driven by local fitting energy[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1199 - 1206.
- [7] Zhang Kai hua, Zhang Lei, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method[J]. Image and Vision computing, 2010, 28(4): 668 - 676.
- [8] Li Wang, Li Chunming, Sun Quansen, et al. Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, October 2009, 33(7): 520 - 531.
- [9] 景晓军, 李剑峰, 刘郁林. 一种基于三维最大类间方差的图像分割算法[J]. 电子学报, 2003, 31(9): 1281 - 1285. Jing Xiaojun, Li Jianfeng, Liu Yulin. Image segmentation based on 3-D maximum between-cluster variance[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(9): 1281 - 1285. (in Chinese)
- [10] 高新波, 裴继红, 谢维信. 模糊 C-均值聚类算法中加权指数 m 的研究[J]. 电子学报, 2000, 28(4): 80 - 83. Gao Xinbo, Pei Jihong, Xie Weixin. A study of weighting exponent m in a fuzzy c-means algorithm[J]. Acta Electronica Sinica, 2000, 28(4): 80 - 83. (in Chinese)

作者简介



张建伟 男, 1965 出生, 江苏溧阳人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向: 图像处理与分析、模式识别、数值分析与算法。
E-mail: zhangjw@nuist.edu.cn



方林 男, 1986 出生, 安徽安庆人, 硕士研究生, 主要研究方向: 图像分析与处理、模式识别。
E-mail: fangliu_0109@yahoo.com.cn