

基于几何形变模型的医学图像分割研究

郭妍利 卫保国 苏毅

(西北工业大学,西安 710072)

摘要 基于形变模型的图像分割方法通常可以分为参数型(Parametric Deformable Models)和几何型(Geometric Deformable Models)两类。提出了一种基于几何形变理论的LBF模型。针对水平集level set模型不能处理灰度不均一图像的分割问题,采用了LBF模型,并且该模型引入了一个以高斯函数为核函数的局部二值拟合能量,以获取图像的局部信息。通过理论分析与计算机仿真算例和其他算法的性能进行对比,表明改进算法LBF提高了图像分割的稳定性和精确性,具有较高的实用价值和广泛的应用背景。

关键词 几何形变模型 水平集 LBF 图像分割

中图法分类号 TP391.41; **文献标志码** A

基于形变模型的图像分割^[1]方法通常可以分为参数型(Parametric Deformable Models)和几何型(Geometric Deformable Models)两类。其中,参数型是指以参数形式来表达形变的曲线或曲面,如Snake及其改进算法^[2,3]、活动轮廓线(Active Contours)等都是基于可变形模型的图像分割方法。针对传统参数型活动轮廓模型和算法都存在如:1)模型需要初始化,且对初始值敏感;2)收敛速度慢且不能收敛深度凹陷区域;3)无法解决拓扑结构变化的问题等缺点,严重影响了图像的分割结果。

Osher和Sethian^[4]首先提出通过几何测度(如单位法向、曲度)来描述基于曲线演化水平集(level set)模型,这种演化的最大优点是能自动灵活地处理零水平集拓扑结构的变化,如断裂、合并。缺点是不能处理灰度不均一图像的分割问题。通过LBF^[5]模型通过引入一个以高斯函数为核函数的局部二值拟合能量,获取图像的局部信息,从而解决了这个问题。

本文通过对基于形变模型的图像分割算法进行了分析和研究,并通过实验仿真对比,得出运用LBF方法能够克服level set模型不能处理灰度不均一图像的分割问题,提高了图像分割的稳定性和精确性。

1 水平集(level set)模型

水平集(level set)^[6]方法的基本思想是将活动轮廓隐含地表示为一个高一维函数(水平集函数)的零水平集,水平集函数在偏微分方程的控制下进行演化,直到零水平集演化到图像的目标边缘为止。尽管这种转化使得问题在形式上变得复杂,但在问题的求解上最大的优点在于曲线的拓扑变化能够得到很自然的处理,而且可以获得唯一的满足熵条件的弱解。

超曲面 ϕ 函数定义为:它在图像上一点 x 处的函数值为这一点 x 到轮廓 $\phi(t)=0$ 的距离:

$$\phi(x, t=0) = \pm d(\text{轮廓内部为负,外部为正}) \quad (1)$$

式(1)中, ϕ 为Level Set函数,轮廓 $\phi(t)=0$ 就是在 t 时刻令函数 ϕ 值为零的所有点的集合,即函数 ϕ 的零水平集:

$$\phi_0 = \{x | \phi(x, t) = 0\} (x \in R^n, \text{即} N \text{维图象上的一点})$$

根据微分链路规则(Chain Rule):

$$\phi_t + \sum_{x=1}^N \phi_x F_x = 0 \quad (2)$$

$$(u_1, u_2, \dots, u_N) = (F_1, F_2, \dots, F_N) \quad (3)$$

$$\sum_{x=1}^N \phi_x F_x = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_N)(u_1, u_2, \dots, u_N) = F(x(t)) | \nabla \phi | \quad (4)$$

得出Level Set函数的演化满足如下的基本方程:

$$\phi_t + F | \nabla \phi | = 0 \quad (5)$$

式(5)中, ∇ 为梯度算子, $\nabla | \phi |$ 表示level set函数

2011年5月16日收到,5月26日修改

第一作者简介:郭妍利,女,西北工业大学电子信息学院硕士研究生,研究方向:图像处理、模式识别。

的梯度范数; F 为曲面法线方向上的速度函数,控制曲线的运动,一般 F 包括与图像有关的项(如梯度信息等)以及与曲线的几何形状有关的项(如曲线的曲率等)。可采用有限差分法求解该方程。

2 LBF(Local Binary Fitting)模型

为了更好解决模型不能处理灰度不均一图像的分割问题,文献[5]从另一个角度对模型进行改进,提出了 LBF 模型。该模型把模型的全局二值拟合能量泛函改为一种以高斯函数为核函数的局部二值拟合能量定义的能量泛函,较好解决了模型不能处理灰度不均一图像的分割问题。

引入一种局部能量泛函——局部二值拟合(Local Binary Fitting, LBF)能量,应用其在图像区域上的积分来替代全局二值拟合能量。

对任意的 $x \in \Omega$,LBF 能量泛函定义为:

$$\varepsilon_x(\phi, f_1, f_2) = \lambda_1 \int_{in(c)} K(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy + \lambda_2 \int_{out(c)} K(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy$$

(6)

式(6)中, c 是演化曲线, $in(c)$ 和 $out(c)$ 分别表示曲

线的内部和外部区域, $\lambda_1, \lambda_2 > 0$ 是权重系数。 $K(x) = K(|x|)$ 是一个核函数,满足局部性质:非负单减,而且 $\lim_{|x| \rightarrow \infty} K(x) = 0$ 。 f_1 和 f_2 是图像在点的灰度拟合值,通过极小化上述的能量得到。因核函数 $K(x)$ 具有局部性质,所以 f_1 和 f_2 主要有 x 附近的灰度值确定,具有“局部”的特征。满足上述局部特性的函数很多,这里选取高斯函数:

$$K_\sigma(u) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{u^2}{2\sigma^2}}; u \geq 0 \tag{7}$$

若固定 ϕ ,极小化能量式,得到 f_1 和 f_2 的表达式,采用梯度下降法,可以得到 LBF 模型演化的偏微分方程。

3 实验仿真结果及分析

为了验证 LBF 模型算法的有效性,尤其是在医学图像分割中的应用效果,本节对上述两种水平集模型算法进行计算机仿真实验,针对同一幅头部的 MR 图像进行分割,研究其性能。通过对于初始化,算法所需的迭代次数,相同迭代次数所用时间,以及最后形成的图像分割结果进行对比。

实验一:level set 模型脑部 MR 图像分割仿真

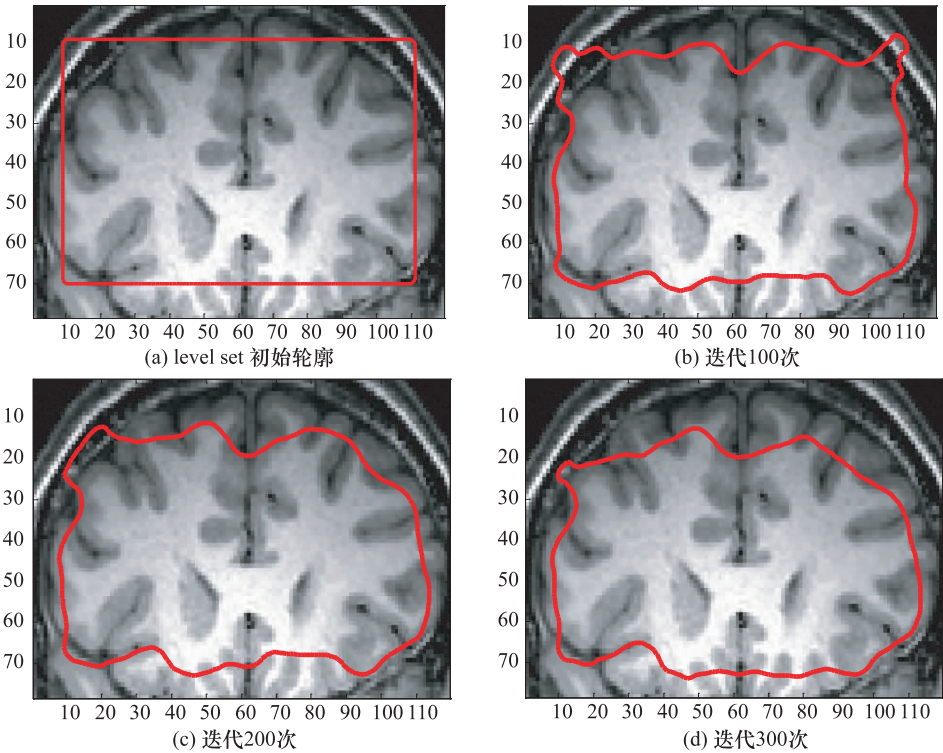


图1 level set 模型和分割过程

实验二:LBF 模型脑部 MR 图像分割仿真

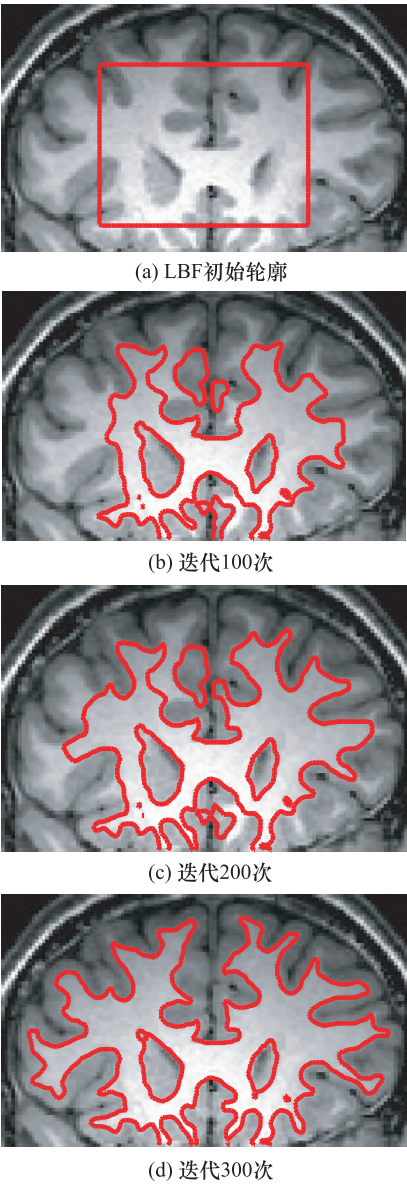


图2 LBF 算法模型和分割过程

图1是 level set 模型的脑部 MR 图像的分割结果,对脑白质、脑灰质以及头颅部分的分割结果都不完整,如要提高精度,需增加迭代次数,继续演化。从图2中可看出,脑白质和头颅部分达到了完整的分割结果。与图1相比,图2分割效果要精确很多。

通过实验仿真结果的可以看出,对于同一幅图像,在相同的迭代次数下,LBF 模型算法比 level set

算法的分割结果要好,从而验证了 LBF 模型的性能。

图3使用更为复杂的图像进行分割实验,其分割结果的准确性更好地验证 LBF 模型算法性能的优越性:

实验三:LBF 模型算法复杂图像的分割过程

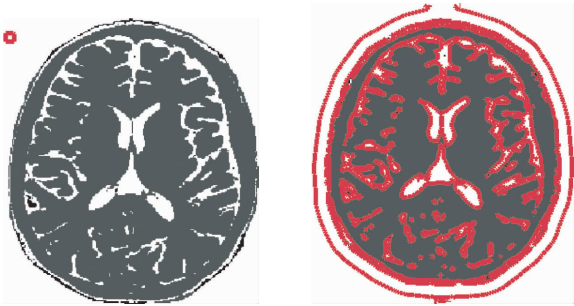


图3 LBF 模型算法的分割过程

表1 两种不同模型算法不同迭代次数运行时间比较

算法	运行时间 /s(100 次)	运行时间 /s(200 次)	运行时间 /s(300 次)	分割结果
Level set	3.063 0	5.516 0	7.984 0	分割不完整
LBF	4.422 0	7.688 0	11.547 0	分割较完整

表1中列出了两种算法分别进行迭代100次、200次以及300次的时间统计(单位为s),通过时间对比可以看出,虽然 LBF 模型算法相比 level set 模型具有目标图像分割完整的优势,但是其在相同的迭代次数情况下,LBF 模型需要较多的计算时间,而且该模型的演化速度相对较慢,依然难于满足实时性要求高的应用场合;因此,有必要进一步提高 LBF 模型的演化速度。

4 结论

本文对基于几何形变模型图像分割的分析,通过实验仿真对比,得出了运用 LBF 模型能够很好解决局部信息获取难题,克服了 level set 模型在灰度不均一图像的分割问题的缺点,同时也发现 LBF 模型的演化速度较慢。在今后的工作中,可以通过改进其核函数来提高 LBF 模型的演化速度来满足实际中对实时性的要求。

参 考 文 献

1 章毓普. 图像分割. 北京:科学出版社,2001

2 Kass B, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contourModels. International Journal of Computer Vision, 1987; 1 (4): 321—331

3 林 瑶,田 捷. 医学图像分割综述. 模式识别与人工智能, 2002;15(2):192—204

4 Osher S, Sethian J. Fronts propagating with curvature dependent speed; algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation. Journal of Computational Physics, 1988; 79:12—49

5 Li Chunming, Kao Chiu-Yen, Gore J C, *et al.* Implicit active contours driven by local binary fitting energy. CVPR, 2007

6 周小舟. 基于形变模型的医学图像分割方法研究. 天津:天津大学,2007

Based on the Geometric Deformable Model of Medical Image Segmentation Research

GUO Yan-li,WEI Bao-guo,SU Yi

(Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072,P. R. China)

[Abstract] Based on the deformation model image segmentation method usually can be divided into parametric deformable models and geometric deformable models two kinds, a LBF algorithm based on region-based active contour model was presented. Aiming at overcoming the difficulties caused by intensity inhomogeneities, LBF introduce a Gaussian kernel function to define a local binary fitting energy, so that local intensity information could be embedded into a region-based active contour model. Through theory analysis and simulation examples about these algorithms, experimental results show that the LBF algorithm improves stability and accuracy of the image segmentation, which has high practical value and broad application prospect.

[Key words] region-based active contour model level set LBF image segmentation