

DOI: 10.15923/j.cnki.cn22-1382/t.2017.6.03

基于改进水平集的脑肿瘤图像分割

蒋秋霖, 王昕*

(长春工业大学 计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130012)

摘要: 针对 CV 模型分割方法在处理脑肿瘤图像中存在的分割精度和稳定性差的问题, 提出了一种基于改进 CV 模型的水平集分割方法。该算法保留了 CV 模型处理弱边缘图像的优点, 同时加入了图像梯度惩罚项, 使其能准确分割灰度不均匀图像。实验结果表明, 文中模型相比于 CV 模型和 LBF 模型, 能更准确地分割 MR 脑肿瘤图像。

关键词: 脑肿瘤; 图像分割; CV 模型; 水平集

中图分类号: TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-1374(2017)06-0532-05

Brain tumor image segmentation based on improved level set

JIANG Qiulin, WANG Xin*

(School of Computer Science & Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: A horizontal set segmentation method based on improved CV model is proposed to solve the problem of the difference of segmentation accuracy and stability in the image of brain tumor. The algorithm retains the advantages of the CV model to deal with weak edge image, and the image gradient penalty is added to enable it to accurately split the gray image. The experimental results show that this model can be more accurate than the CV model and the LBF model for the segmentation of MR brain tumor images.

Key words: brain tumor; image segmentation; CV model; level set.

0 引言

脑肿瘤是一种不正常的组织增生, 会增加颅内压力, 导致中枢神经系统损伤, 从而危及患者的生命。从核磁共振(Magnetic Resonance Images, MR)图像中可以准确地检测和分割脑肿瘤帮助诊断和治疗评估^[1]。目前, 大多数的脑肿瘤都是

由医学专家人工分割的, 这种方法很费时。因此, 计算机辅助半自动和自动肿瘤分割是一种很有前途的方法, 在现代医学分析中起着越来越重要的作用^[2]。

在过去的几十年里, 学者们研究出各种脑肿瘤分割算法, 这些算法主要被分为两类: 自动和半自动分割。自动分割方法主要包括脑图像配

收稿日期: 2017-05-25

基金项目: 吉林省教育厅“十二五”科学技术研究项目(2014136)

作者简介: 蒋秋霖(1993-), 男, 汉族, 江苏镇江人, 长春工业大学硕士研究生, 主要从事图像分割方面研究, E-mail: 419170146@qq.com. * 通讯作者: 王昕(1972-), 女, 汉族, 辽宁大连人, 长春工业大学副教授, 博士, 主要从事图像处理与机器视觉方向研究, E-mail: wangxin315@ccut.edu.cn.

准^[3-4]、基于概率的方法^[5]、监督分类方法^[6];半自动分割主要包括活动轮廓模型^[7]、水平集模型^[8]。与自动分割方法相比,半自动分割方法可以实现更精确的分割结果。水平集模型是一种用于界面追踪和形状建模的数值模型,对于处理界面拓扑变化有良好的鲁棒性,但其对初始轮廓敏感,容易产生过分割和误分割,且运算速度慢。CV 模型是经典的水平集模型^[9],描述的是图像区域内的全部信息,计算的是区域内的平均灰度值,能准确分割弱边缘图像,且对轮廓的初始位置不敏感,但无法分割灰度不均图像,且需不断初始化^[10]。

针对 MR 脑肿瘤图像灰度不均匀、边界不明显的特点,文中利用变分水平集原理,构造了一种基于 CV 模型的 MR 脑肿瘤图像分割算法。针对 CV 模型无法准确分割灰度不均匀图像的问题,在能量函数中加入一个梯度向量的惩罚项,最终获得更准确、稳定的分割算法。

$$E(c_1, c_2, \varphi) = \nu \int_{\Omega} \delta_{\epsilon}(\varphi(x, y)) H_{\epsilon}(\varphi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H_{\epsilon}(\varphi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x, y))) dx dy \quad (2)$$

式中: Ω ——待处理图像的全图像域;

c_1, c_2 ——图像分割曲线内外的灰度平均值;

$\delta_{\epsilon}(\varphi(x, y)), H_{\epsilon}(\varphi(x, y))$ ——分别为

1 模型描述及改进

1.1 CV 模型

水平集(Level Set)^[11]方法通常采用手动设置初始轮廓作为其符号距离函数 SDF,设 C 表示演化曲线, φ 为水平集函数,取 $\{\varphi = 0\}$ 为零水平集。定义符号距离函数 SDF 为:

$$\varphi(x, y) = \begin{cases} -d(x, y), & (x, y) \in \text{outside}C \\ d(x, y), & (x, y) \in \text{inside}C \end{cases} \quad (1)$$

式中: $d(x, y)$ ——点到演化曲线 C 的距离。

由于在水平集函数反复迭代中会出现漂移、退化等问题,为防止该情况发生,需确保符号距离函数始终满足 $|\nabla\varphi| = 1$ 。

CV 模型是 Chan 等基于 Mumford-Shah 模型提出的主动轮廓模型,假设图像 u_0 有两个均匀区域组成,由水平集表示的正则化能量函数为:

Dirac函数和 Heaviside 函数。

利用变分原理和梯度下降流可得式(1)的偏微分方程:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] \quad (3)$$

式中: μ ——正常数;

$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right)$ ——曲率;

div ——散度算子;

∇ ——梯度算子。

c_1, c_2 的计算公式分别为:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H_{\epsilon}(\varphi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\epsilon}(\varphi(x, y)) dx dy} \quad (4)$$

$$c_2 = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x, y))) dx dy} \quad (5)$$

为了解决 CV 模型反复初始化的问题,使用一种约束函数代替符号函数,该约束函数又被众多学者用于约束各种水平集,并将其称为水平集惩罚项:

$$P(\varphi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi| - 1)^2 dx dy \quad (6)$$

当惩罚项 $P(\varphi)$ 最小时,取 $|\nabla \varphi| = 1$,通过求导得到其梯度下降流函数:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \operatorname{div} \left[\left(1 - \frac{1}{|\nabla \varphi|} \right) \nabla \varphi \right] \quad (7)$$

而引入惩罚项后的演化偏微分方程为:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] + \operatorname{div} \left[\left(1 - \frac{1}{|\nabla \varphi|} \right) \nabla \varphi \right] \quad (8)$$

添加了惩罚项 $P(\varphi)$ 增强了演化过程的稳定性,也有着良好的抗噪声性能和对演化初始曲线不敏感等优点,但也存在着明显的缺陷:在 MR 脑肿瘤图像分割处理过程中,图像样本总会存在着灰度不均匀的现象,尤其是在胶质瘤分割中,因其存在水肿问题,容易出现分割效果不好或误分割现象。针对上述问题,文中在 CV 模型的能量函数中添加含梯度向量的惩罚项来改进 CV 模型。

1.2 改进的 CV 模型

由于水肿和浸润等原因导致脑肿瘤周围的强度变化和正常组织的变形,使 MR 脑肿瘤图像的灰度不均匀、边界不清晰,影响了脑肿瘤的分割精度。在 CV 模型中添加一个含梯度向量的惩罚项,当演化曲线停留在边缘点时该惩罚项取最小

值,使演化曲线向图像边缘附近运动,使其模型能更好地处理 MR 脑肿瘤图像中灰度不均匀现象。梯度向量的惩罚项:

$$E = \xi \int_{C(p)} |\langle \nabla u_0, \mathbf{N} \rangle| dp \quad (9)$$

式中: $C(p)$ ——演化曲线函数;

∇u_0 ——待处理图像的灰度梯度;

\mathbf{N} ——演化曲线的单位法向量。

式(9)的梯度下降流如下:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \xi \delta_{\epsilon}(\varphi) \operatorname{sgn} \left(\langle \nabla u_0, \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \rangle \right) \Delta u_0 \quad (10)$$

因此,可得改进的 CV 模型的水平集演化方程式为:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta_{\epsilon}(\varphi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] + \operatorname{div} \left[\left(1 - \frac{1}{|\nabla \varphi|} \right) \nabla \varphi \right] + \xi \delta_{\epsilon}(\varphi) \operatorname{sgn} \left(\langle \nabla u_0, \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \rangle \right) \Delta u_0 \quad (11)$$

1.3 分割算法步骤

- 1) 预处理:对图像进行平滑滤波,确定初始轮廓;
- 2) 初始化水平集函数 φ ;
- 3) 根据式(4)和式(5)计算 c_1 和 c_2 ,更新水平集函数 φ ;
- 4) 验证水平集函数收敛情况,若收敛,则输出结果,若不收敛,则返回 2) 继续迭代。

2 实验与分析

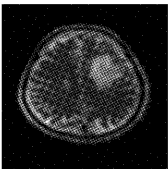
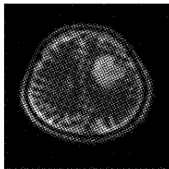
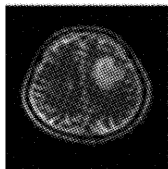
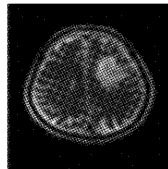
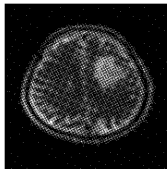
对文中模型能否准确分割脑肿瘤核磁共振图

像进行实验,文中采用医院患者实际的脑肿瘤核磁共振图像。实验采用 PC 机是英特尔 R 酷睿 i3 处理器,内存为 4 GB,操作系统为 Window7,实验平台为 MATLAB R2015b。

实验中, CV 模型的主要参数如下: $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 1, \mu = 0.001 * 255 * 255, \Delta t = 0.1$ 。

文中随机选取了四幅脑肿瘤患者的 MR 图像,分别使用 CV 模型、LBF 模型与文中所提出的模型进行对比,分割结果见表 1。

表 1 MR 脑肿瘤图像分割结果对比

原始图像	CV 模型	LBF 模型	文中模型	专家手动分割
				
1(a)	1(b)	1(c)	1(d)	1(e)

续表 1 MR 脑肿瘤图像分割结果对比

原始图像	CV 模型	LBF 模型	文中模型	专家手动分割
2(a)	2(b)	2(c)	2(d)	2(e)
3(a)	3(b)	3(c)	3(d)	3(e)
4(a)	4(b)	4(c)	4(d)	4(e)

GT(ground truth)图像是含有理论分割结果的图像,用来和结果图像进行比较的参照图像。GT 图像一般通过专家手工勾画出来,得到理论值。分割精度是分割准确的面积占 GT 图像中真实面积的百分比。分割精度公式如下:

$$SA = \left(1 - \frac{|R_s - T_s|}{R_s}\right) \times 100\% \quad (12)$$

式中: R_s ——专家手工勾画出分割图像的参考面积;

T_s ——算法分割得到的图像面积;

$|R_s - T_s|$ ——错误分割的像素点个数。

MR 脑肿瘤分割精度对比见表 2。

表 2 MR 脑肿瘤图像分割精度对比

图像	CV 模型	LBF 模型	文中模型
1	69.73	75.92	94.78
2	70.48	83.22	95.85
3	80.59	82.71	97.18
4	69.20	73.35	91.62

由表 1、表 2 可以看出,文中模型对灰度不均匀的 MR 脑肿瘤图像分割效果更优。CV 模型对核磁共振图像灰度不均匀处的分割效果较差,由

表 1 中 1(b)、2(b)、3(b)、4(b)可以看出, CV 模型在分割时均出现了过分割现象;4(b)甚至分割时对灰度差异较大的区域分割较为准确,但是对灰度差异较小的区域分割存在较大误差。LBF 模型分割精度均大于 CV 模型的分割精度,但是 LBF 模型对初始轮廓比较敏感^[12-13],当初始轮廓位置不理想时,会影响分割精度;而脑肿瘤图像的初始轮廓并不明显,因此,文中方法比 CV 模型和 LBF 模型分割精度要好。表中 1(d)、2(d)、3(d)、4(d)为文中模型分割的 MR 脑肿瘤图像,图像精确度最高。

3 结 语

在原 CV 模型能量函数的基础上增加了惩罚项,改进了 CV 模型对灰度不均匀图像分割效果差的问题。实验证明,文中算法能准确分割灰度不均匀的图像,并且对分割 MR 脑肿瘤图像的弱边界分割有较好的鲁棒性。分割精确度高于 CV 模型和 LBF 模型。

参考文献:

[1] Warfield S K, Zou K H, Wells W M. Brain tumor segmentation from multispectral MRIs using sparse representation classification and markov random

- field regularization[J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2004;23(7):903-921.
- [2] Bauer S, Weiest R, Nolte L P, et al. A survey of MRI based medical image analysis for brain tumor studies[J]. *Phys. Med. Biol.*, 2013,58(13):97-129.
- [3] Gooya A, Biros G, Davatzikos C. Deformable registration of glioma images using EM algorithm and diffusion reaction modeling[J]. *IEEE Trans Med. Imaging*, 2011,30(2):375-90.
- [4] Sabuncu M R, Yeo B T T, Leemput K V, et al. A generative model for image segmentation based on label fusion[J]. *IEEE Trans Med. Imaging*, 2010,29(10):1714-1729.
- [5] Zhang N, Ruan S, Lebonvallet S, et al. Kernel feature selection to fuse multi-spectral MRI images for brain tumor segmentation[J]. *Comput Vis Image Underst*, 2011,15(2):256-269.
- [6] Tustison N, Wintermark M, Durst C, et al. Ants and Árboles. In: *Proc. MICCAI-BRATS Challenge 2013 on Multimodal Brain Tumor Segmentation*. URL [C]//http://martinos.org/rtim/miccai2013/proc_brats_2013.pdf [accessed 20.06.16]. 2013:47-50.
- [7] 孙书书.基于活动轮廓模型的复杂背景下植物叶片提取及分类研究[D].长春:吉林大学,2017.
- [8] 范琳琳,冯冬竹,余航,等.自适应轮廓的变分水平集复杂背景多目标检测[J].*软件学报*,网络优先出版:2017-03-17 14:37:13. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2560.TP.20170317.1437.001.html>.
- [9] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges[J].*IEEE Transactions on Image Processing a Publication of the IEEE Signal Processing Society*, 2001,10(2):266-277.
- [10] 段丁娜,张欢,邱陈辉.基于活动轮廓模型的图像分割算法综述[J].*中国生物医学工程学报*, 2015,34(4):445-454.
- [11] 孙伟毓.基于水平集的灰度不均匀图像分割算法研究[D].大连:大连海事大学,2017.
- [12] Li C, Kao C. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]//*Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Minneapolis, Minnesota, US: IEEE, 2007:1-7.
- [13] 王昕,李亮,尹小童,等.甲状腺结节超声图像特征提取及识别[J].*长春工业大学学报*, 2017,38(4):322-327.