

基于电势能改进的区域生长脑肿瘤图像分割

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: 脑肿瘤的图像分割被广泛应用于临床诊断中。为提高脑肿瘤分割的精确度, 本文提出了一种结合电势能的区域生长算法分割MR脑肿瘤图像。将图像的每个像素点看作是电荷, 像素值作为电荷量, 肿瘤区域像素值大因而其“电荷量”大于其他非肿瘤区域“电荷量”, 因此建立生长准则。实验对比其他两种典型算法, 本文算法分割精度最优。

关键词: 脑肿瘤分割; 电势能; 区域生长

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A

Image Segmentation of Region Growing Brain Tumor Based on Potential Energy Segmentation

JIANG Qiulin, WANG Xin

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

Abstract: Image segmentation of brain tumors is widely used in clinical diagnosis. In order to improve the accuracy of brain tumor segmentation, this paper proposes a region growing algorithm based on potential energy segmentation to segment MR brain tumor images. Each pixel of the image is regarded as a charge, and the pixel value is used as the charge amount. Since the tumor area has a larger pixel and thus its "charge amount" is larger than that of other non-tumor areas, a growth criterion is established. Compared two other typical algorithms, the proposed algorithm has the best segmentation accuracy.

Keywords: brain tumor segmentation; electric potential energy; region growing

1 引言(Introduction)

目前, 脑肿瘤图像分割已经成为一项众多学者研究的课题, 通过核磁共振成像(Magnetic Resonance Image, MRI)扫描可以清晰地分析大脑的构造, 核磁共振(MR)图像中的脑组织通常根据从MR图像和关于脑的先验知识获得的数据, 相应地找到数据集中的每个像素。准确的图像分割可以精确定位肿瘤、水肿区域以推荐合适的治疗方案。例如, 关于细胞瘤胶质瘤, 所需研究分割的部分, 其中包括坏死区域和活动区域, 还有紧邻肿瘤的水肿^[1,2]。

区域生长最早是由Zucker在1976年提出, 该算法最先应用于图像处理, 优点是计算简单、高效, 其缺点是对噪声敏感, 容易造成过分割或者欠分割^[3]。近年来, 国内外学者对区域生长的算法进行了改进。曾鹏等^[4]使用最大类间方差法求得自适应阈值并结合中值滤波减少了区域生长法的过分割和欠分割现象。刘鑫等^[5]提出两阶段的区域生长法, 区域生长法的两阶段生长准则分别由均值和方差双阈值, 以及均值单阈值决定, 并且对实验结果进行三维重建, 对目标图像分割准

确。Weglinski等^[6]先通过中值滤波减少噪声, 再利用区域生长法分割脑肿瘤图像。Deng等^[7]在传统区域生长法的基础上, 提出了结合边界平均梯度和类内方差改进区域生长算法, 通过不断调整生长阈值提高分割精度。Angelina等^[8]提出了一种利用区域合并和遗传算法改进的区域生长法, 提高了图像分割精度高。

为克服传统区域增长法对MR脑肿瘤图像分割过分割和欠分割的问题, 本文借助了电子学中“电势能”的概念, 将图像的每个点的像素值看作点电荷的电荷量, 肿瘤区域像素灰度值大因而有较大的“电荷量”, 周边区域的电势能也远大于其他较小或没有“电荷量”的区域, 由此建立生长准则。

2 算法描述(Algorithmic description)

2.1 电势能

在静电学中, 电势能(Electric Potential Energy)^[9]是电场中电荷分布的势能, 它与系统中电荷分布的配置有关。根据物理定律, 在点 r_0 处有一个电荷量为 Q 的物体, 在任意点 r 处创建一个电势场的空间, 其公式为:

$$\varphi(r) = -\frac{kQ}{\|\vec{r} - \vec{r}_0\|} \quad (1)$$

其中, $\varphi(r)$ 是电势, k 是常量, 一般 $k = 8.99 \times 10^9$, $\|\vec{r} - \vec{r}_0\|$ 是在点 r 和 r_0 之间的欧几里得距离。库仑力 $F(r)$ 是由一个位于点 r_0 电荷量 Q 的物体作用于另一个位于点 r 电荷量为 q 的物体上形成的, 其公式为:

$$F(r) = -qE(r) = -\frac{kQq}{\|\vec{r} - \vec{r}_0\|^2} \frac{\vec{r} - \vec{r}_0}{\|\vec{r} - \vec{r}_0\|} \quad (2)$$

由于库仑力 $F(r)$ 是保守的, 所做的功并不因路径而改变, 所以电势能的大小与路径无关。电势能公式可以表示为两个电势之间的差值 $E = \varphi_1 - \varphi_2$, 电势能 $E(r)$ 是由一组位于 r_i 点电荷量为 Q_i 的物体各自电势能 E_i 求得的和, 设位于 r 点的电势为0, 其公式为:

$$E(r) = \sum_i (\varphi - \varphi_i) = \sum_i E_i(r_i) = \sum_i \frac{kQ_i}{\|\vec{r} - \vec{r}_i\|} \quad (3)$$

2.2 区域生长算法描述

区域生长方法的基本思想是形成相似的像素集。首先选择种子点, 然后搜索种子点邻域像素, 并顺序地将满足生长标准的像素合并到种子像素所在的区域以形成生长区域。在MR脑肿瘤图像的分割中, 区域生长常常根据种子点的灰度值确定生长标准, 通过上下阈值确定范围, 并确定相邻像素值是否在设定范围内。如果是, 则合并到种子集合中; 否则不合并。

2.3 基于“电势能”的区域生长法

首先建立一个势场集群, 使MR图像定义为一个点集 $\ell = \{P_1, P_2, \dots, P_n\}$, 每个点 P_i 的灰度值 $w_i \in [0, 255]$ 。与物理学类比, 因为数字图像是由离散点组成的图像, 在实践中设每个像素点为点电荷的位置, 像素的灰度值是计算每个点处的势能的“电荷”。

计算每个像素 P_i 的势能。设 i 点为0电势点, Q_j 为 j 点的电荷量, 由公式(3)得到, P_i 的势能就是其他各个像素电势的总和:

$$E(P_i) = \sum_{j=1}^n E_j(P_i) = \sum_{j=1}^n \frac{kQ_j}{\|\vec{r}_i - \vec{r}_j\|} \quad (4)$$

其中, $E_j(P_i)$ 是像素点 P_i 的电势能。

根据公式(4)计算阈值:

$$T_E = E_{\min} + (E_{\max} - E_{\min})\beta \quad (5)$$

其中, $E_{\max}$ 和 $E_{\min}$ 分别是 $E(P_i)$ 的最大值和最小值, $0 \leq \beta \leq 1$ 。因为肿瘤像素区域有较大的“电荷量”, 周边区域的“势能”也远大于其他较小或没有“电荷量”的区域, 所以肿瘤区域的“电势能”相对较大。此外, 肿瘤区域与非肿瘤区域的临界值由 β 控制。而 $E(P_i) \in [E_{\min}, E_{\max}]$, 由此确定生长准则为 $T_E \leq E(P_i) \leq E_{\max}$ 。

2.4 算法步骤

Step1: 选取 3×3 邻域内像素最大的点作为种子点 (x_0, y_0) 。

Step2: 搜索种子点的8邻域像素记为 (x, y) , 若 (x, y) 满足生长条件 $T_E \leq E(P_i) \leq E_{\max}$, 则将其合并到种子点集合, 同时压

入堆栈。

Step3: 从堆栈中取出一个像素, 将其作为种子点 (x_0, y_0) 返回到Step2。

Step4: 若堆栈为空, 则返回Step1。

Step5: 重复Step1—Step4直到图像中再没有可以合并的点, 结束生长, 得到分割区域。

3 实验结果与分析(Experimental results and analysis)

分割实验在多个脑肿瘤患者的MR图像上进行, 采用PC机、英特尔R酷睿i5处理器, 内存为4GB, 操作系统为Windows 7, 实验平台为MATLAB R2015b。GVF Snake模型^[10]是MR脑肿瘤图像分割的常用模型。考虑这个模型与传统区域增长算法和GVF Snake模型的比较。本文列举了其中三个病例的三张MR肿瘤图像的分割结果图, 如图1—图3所示。

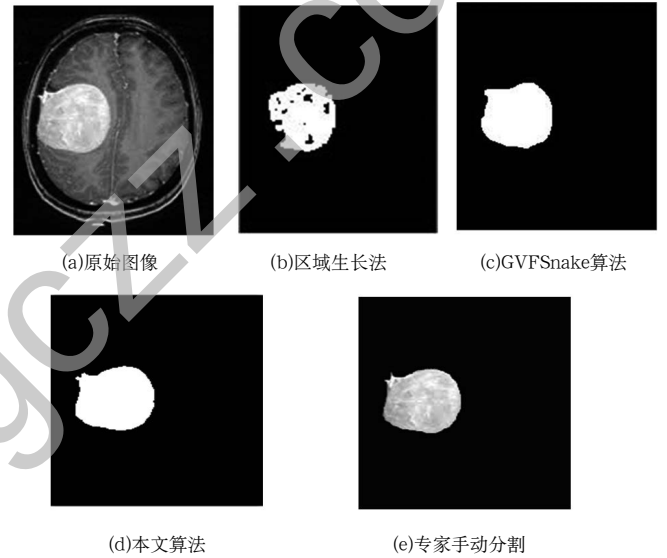


图1 病例1分割结果

Fig.1 Case 1 segmentation results

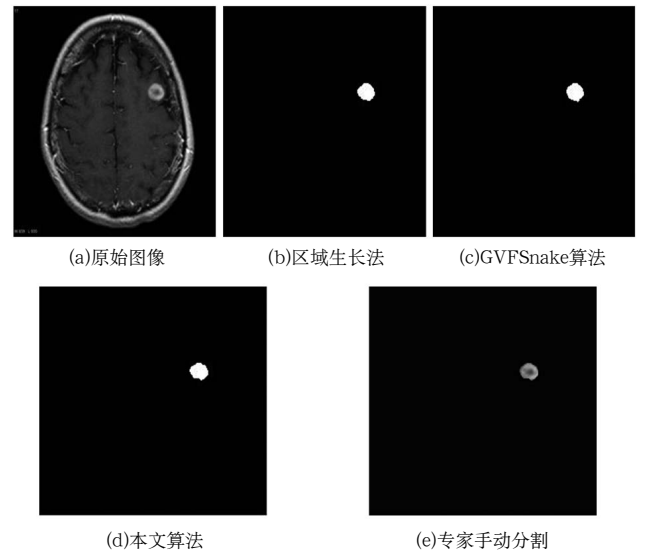


图2 病例2分割结果

Fig.2 Case 2 segmentation results

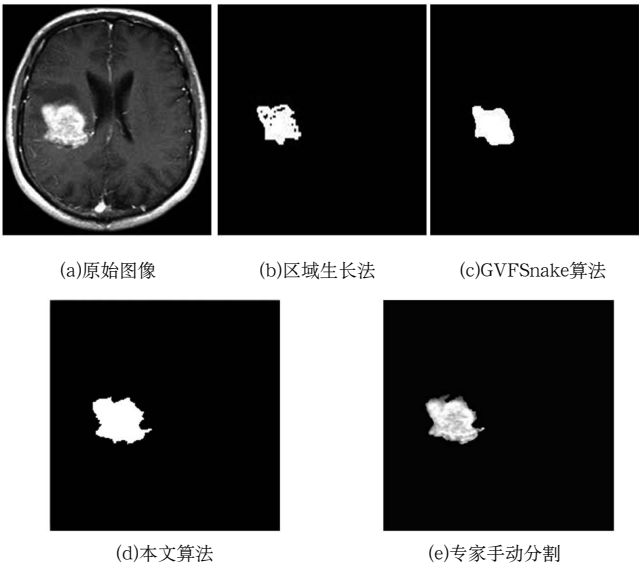


图3 病例3分割结果

Fig.3 Case 3 segmentation results

区域生长法，如图1(b)、图2(b)和图3(b)所示，在分割MR脑肿瘤图像时，出现了对弱边界不敏感、出现欠分割等问题。图1(c)、图2(c)和图3(c)是GVFSnake模型分割的结果。在三幅图中均出现了在边界处分割不精确的问题。

该算法的分割精度优于上述两种分割算法，并对MR脑肿瘤图像进行精确分割。为了更客观的评价分割结果，引入精度(True Positive, TP, 正确分割的肿瘤部分)、误检率(False Positive, FP, 正常组织误分割为肿瘤部分)和漏检率(False Negative, FN, 未被分割的肿瘤部分)^[11]分割结果的定量评估结果如表1所示，本文模型比其他两种算法精度更高，误检率和漏检率更低。

表1 不同算法的分割结果

Tab.1 Segmentation results of different algorithms

模型	评价指标		
	精度(%)	误检率(%)	漏检率(%)
区域生长	77.51	10.59	22.49
GVFSnake	86.02	3.19	13.98
本文模型	97.46	0.83	2.54

4 结论(Conclusion)

本文所提算法借助了电子学中的“电势能”概念，将图像的每个点的像素值看作点电荷的电荷量，肿瘤像素灰度值大因而有较大的“电荷量”，其他区域像素灰度值小则“电荷量”小，确定增长规则并改进区域增长算法。实验表明，

在分割MR脑肿瘤图像时，克服了其他两种算法的过分割和欠分割问题，分割精度更高。

参考文献(References)

[1] 童云飞,李锴,关欣.改进的多模式脑肿瘤图像混合分割算法[J].信号处理,2018,3(34):341-345.

[2] 葛婷,牟宁,李黎.基于softmax回归与图割法的脑肿瘤分割算法[J].电子学报,2017,3(45):645-648.

[3] 高飞.MATLAB图像处理375例[M].北京:人民邮电出版社,2015:251.

[4] 曾鹏,王正勇,滕奇志.一种基于区域生长算法的脊椎椎体提取方法[J].科学技术与工程,2014,6(14):223-225.

[5] 刘鑫,陈永健,万洪林,等.基于两阶段区域生长的肝内血管分割算法[J].计算机工程与应用,2015,51(12):195-197.

[6] Weglinski T,Fabijanska A.Brain tumor segmentation from MRI data sets using region growing approach[C].Proceedings of Viith International Conference on Perspective Technologies and Methods in Memis Design.IEEE,2011:185-188.

[7] Deng W,Xiao W,Deng H,et al.MRI brain tumor segmentation with region growing method based on the gradients and variances along and inside of the boundary curve[C].International Conference on Biomedical Engineering and Informatics,IEEE,2010:393-396.

[8] Angelina S.Image segmentation based on genetic algorithm for region growth and region merging[J].2012 international conference on computing, electronics and electrical technologie, ICCEET,2012,E95-D(8):970-974.

[9] 成军.关于静电场能量的讨论[J].江西师范大学学报(自然科学版),2003,1(27):23-24.

[10] Wang G,Wang D.Segmentation of brain MRI image with GVF snake model[C].Proc of the 1st International Conference on Pervasive Computing Signal Processing and Applications,2010:711-714.

[11] T.Ramakrishnan,B.Sankaragomathi.A professional estimate on the computed tomography brain tumor images using SVM-SMO for classification and MRG-GWO for segmentation[J].Pattern Recognition Letters,2017,94:163-171.

作者简介:

蒋秋霖(1993-),男,硕士生.研究领域:图像分割.

王 昕(1972-),女,博士,副教授.研究领域:图像处理,机器视觉.