

DOI:10.15923/j.cnki.cn22-1382/t.2018.6.04

四元数改进区域生长的脑肿瘤图像分割

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: 首先用四元数表示种子点灰度值, 然后利用单位四元数性质和粒子群算法确定生长规则, 最后对脑肿瘤图像进行分割。实验表明, 本算法优化了模糊边界的分割精度。

关键词: 脑肿瘤分割; 四元数; 区域生长; 粒子群优化

中图分类号: TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-1374(2018)06-0540-06

Brain tumor image segmentation based on improved quaternions regional growth

JIANG Qiulin, WANG Xin*

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

Abstract: First, the quaternions are used to represent the gray value of seed points and then growth rules are determined with unit quaternions properties and particle swarm optimization. Finally, the brain tumor image is segmented. The experiment shows that the algorithm can improve the segmentation precision for fuzzy edges.

Key words: brain tumor segmentation; quaternions; region growing; particle swarm optimization.

0 引 言

通过核磁共振成像(MRI)扫描可以很容易分析大脑的结构^[1]。大脑组织的每个片段通过核磁共振扫描, 将各个组织对应地呈现在每个像素中。脑肿瘤分割是外科治疗方案中的一项重要且具有挑战性的任务。在实践中, 人工分割被广泛应用于临床诊断中, 但它仍然会出错并且耗时长。除此之外, 放射科医生还需要一些额外的知识, 如病理学和解剖学^[2]。目前, 众多的自动分割和半自

动分割技术被提出来处理各种变异的肿瘤^[3-4]。然而, 对模糊与不规则边缘的分割效果一般^[5]。此外, 某些算法的实时性差导致其无法应用于实际的临床诊断中。但是这些技术仍然给以后学者的研究提供了帮助。

区域生长最早由 Zucker 在 1976 年提出, 该算法最先应用于图像处理, 其分割步骤为手动设置种子节点, 将周围的像素点依照判定准则与种子点进行比较, 判断其是否满足判定条件, 满足则将该点与种子点划分为同一区域, 重复上述过程,

收稿日期: 2018-06-22

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, 主要从事图像处理方向研究, E-mail: 419170146@qq.com. * 通讯作者: 王 昕(1972-), 女, 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.

直到所有的点被检测完毕,形成一个生长区域^[6]。传统区域生长算法需要手动选择阈值,阈值不准确会造成图像的过分割或者欠分割,并且对最优阈值的调试会消耗许多时间。近年来,国内外学者对区域生长算法进行了改进。Weglinski等^[7]提出了利用区域生长法来进行脑肿瘤图像的分割,并通过中值滤波减少噪声对区域生长法的影响。Deng等^[8]提出了在区域生长法的基础上,利用边界的平均梯度和类内方差的特征信息,在生长过程中不断调整生长阈值以达到更好的分离精度。然而,上述两种方法均存在对图像阴影区域分割不理想的问题。Angelina等^[9]结合区域合并和遗传算法改进了区域生长法,分割精度高,但边界保持并不理想。

文中在区域生长中引入四元数,根据四元数的表示形式取种子点前后左右四点像素值表示种子点像素值,同时利用四元数矢量积结合粒子群算法确定生长规则,实现了脑肿瘤图像的精确分割。

1 算法描述

1.1 四元数

四元数(Quaternions)又称超复数,是由爱尔兰数学家哈密顿(William Rowan Hamilton)在1843年发明的数学概念^[10]。四元数可表示为:

$$\mathbf{q} = a + ib + jc + kd \quad (1)$$

式中: a, b, c, d ——实数;

i, j, k ——虚部。

四元数有以下性质:

$$\begin{cases} i^2 = j^2 = k^2 = ijk = -1 \\ ij = k, ik = j, jk = 1 \\ ij = -k, ik = -j, jk = -i \end{cases} \quad (2)$$

$$\mathbf{q}_{\text{seed}} = f(x, y + 1) + if(x, y - 1) + jf(x - 1, y) + kf(x + 1, y) \quad (3)$$

构造种子点的单位向量:

$$\mathbf{q} = \frac{f(x, y + 1) + if(x, y - 1) + jf(x - 1, y) + kf(x + 1, y)}{\sqrt{f^2(x, y + 1) + f^2(x, y - 1) + f^2(x - 1, y) + f^2(x + 1, y)}} \quad (4)$$

令式(4)简化为:

$$\mathbf{q} = a_1 + ia_2 + ja_3 + ka_4 \quad (5)$$

再寻找种子点邻域一点构造其单位向量:

$$\mathbf{q}_1 = b_1 + ib_2 + jb_3 + kb_4 \quad (6)$$

利用不等式的性质将单位化的四元数式(5)、式(6)相乘得:

四元数的模:

$$|\mathbf{q}| = \sqrt{a^2 + b^2 + c^2 + d^2}$$

当且仅当 $|\mathbf{q}| = 1$ 时, \mathbf{q} 为单位四元数。

1.2 区域生长算法描述

区域生长是从“种子点”开始,依据特定的生长准则对其邻域进行搜索,将与种子点相似的像素合并添加到种子点集合中,直至达到终止条件。区域生长的研究重点主要是初始种子点的选取和生长准则的制定。在MR脑肿瘤图像的分割中,区域生长常根据种子点灰度值确定生长准则,通过上下阈值确定范围,判断其邻域像素值是否在设定的范围内。如果是,则合并到种子集合中;否则不合并。

1.2.1 生长准则

传统的区域生长算法是将种子点周边的像素依据生长准则进行相似性判断,如果相似就加入分割区域中,最终形成一个有相似像素组成的连通区域。但是,对于脑肿瘤图像来说,因为其存在水肿、浸润等问题,水肿区域和脑肿瘤区域的灰度值差别大;同时正常脑沟回的MR影像的灰度值又与肿瘤灰度值接近,病变区域边界不明显,会导致欠分割或误分割。为了解决上述问题,文中在传统区域生长算法上进行改进,利用种子点邻域灰度信息描述种子点灰度值,再利用四元数单位向量的不等式性质和粒子群算法制定生长规则,判断该点是否属于目标区域。

1.2.2 基于四元数矢量积的区域生长算法

选取种子点前后左右4个邻域的像素值构造一个四元数,设种子点坐标为 (x, y) ,则种子点前后左右的像素值分别为 $f(x, y + 1)$ 、 $f(x, y - 1)$ 、 $f(x - 1, y)$ 、 $f(x + 1, y)$ 。种子点四元数可表示为:

$$0 < |\mathbf{q}\mathbf{q}_1| \leq |\mathbf{q}| |\mathbf{q}_1| = 1 \quad (7)$$

由于 \mathbf{q} 和 \mathbf{q}_1 均为单位向量,所以 \mathbf{q} 、 \mathbf{q}_1 越相近, $|\mathbf{q}\mathbf{q}_1|$ 的值越接近1。文中据此初步制定生长规则 $0 < |\mathbf{q}\mathbf{q}_1| < 1$,判断两个像素是否相似。

1.2.3 粒子群算法确定阈值下限

由于 \mathbf{q} 、 \mathbf{q}_1 在接近1时像素相似,所以1可作为上限,而0作为下限并不精确,因此文中利用粒

子群算法计算出最优下限 e , 使 $e < |qq_1| < 1$ 范围内的像素均是相似像素。

假设在 D 维的空间中, 粒子群规模是 N , 第 i ($i=1, 2, \dots, N$) 个粒子位置是 $e_i = [e_{i1}, e_{i2}, \dots, e_{iN}]$, 飞行速度 $v_i = [v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}]$, 第 t 次迭代时粒子的自身最优位置为 p_{best} , 全局粒子最优位置为 g_{best} , 粒子通过这两个不断更新的极值来更新自己的速度和位置^[11]。迭代公式如下:

$$v(t+1) = v(t) + c_1 r_1 (p_{best} - e(t)) + c_2 r_2 (g_{best} - e(t)) \quad (8)$$

$$e(t+1) = e(t) + v(t+1) \quad (9)$$

式中: t ——当前进化次数;

c_1, c_2 ——学习因子, 非负常数, 一般取 $c_1 = c_2 = 2$;

r_1, r_2 ——随机数, 在 $[0, 1]$ 内。

为使粒子一直保持在解空间的搜索范围中, 令 $v \in [-v_{max}, v_{max}]$, 其中, v_{max} 表示粒子最大速度。文献[12]将粒子群算法简化为:

$$e(t+1) = \omega e(t) + c_1 r_1 (p_{best} - e(t)) + c_2 r_2 (g_{best} - e(t)) \quad (10)$$

式(3)去除了速度项, 粒子的进化过程变得更为简单, 生成的最优值在 $(0, 1)$ 之间保存。文献[12]通过证明 $\omega = 0.8$ 时简化的粒子群算法最高效。因此得出 $e(t+1)$ 为最佳下限值, 记为 e 。

综上所述, 由式(7)和式(10)确定生长准则:

$$e < |qq_1| < 1 \quad (11)$$

当满足式(11)时, 认为目标像素点与种子点相似, 进而将目标像素点归入种子点集合。

1.3 算法步骤

1) 采用交互式方式选取种子点;

2) 标记种子点, 将种子点的前后左右邻域的像素取出, 利用式(4)构造种子点单位向量;

3) 搜索种子点邻域的像素点, 利用四元数和粒子群优化算法分别确定阈值的上下限;

4) 判断是否满足生长规则, 若满足则继续下一步, 若不满足则返回 2);

5) 将满足生长规则的像素点归并到种子点集合, 得到区域生长的区域。

分割过程如图 1 所示。

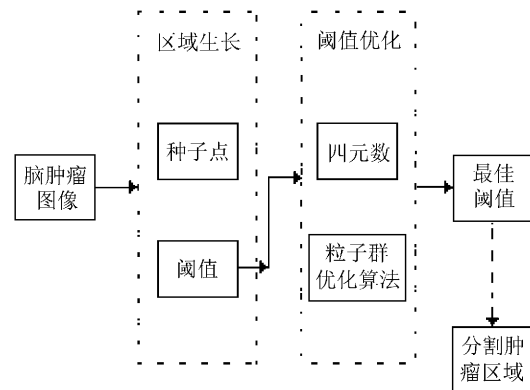
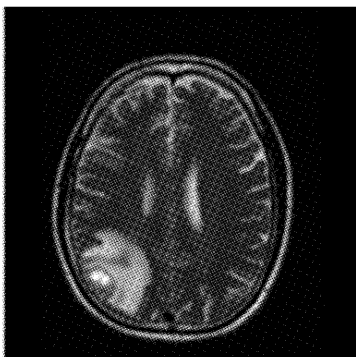


图 1 分割过程

2 实验结果与分析

分割实验在多例脑肿瘤患者的 MR 图像上进行, 采用 PC 机、英特尔 R 酷睿 i5 处理器, 内存为 4 GB, 操作系统为 Window7, 实验平台为 MATLAB R2015b。GVF Snake 模型^[13]与水平集模型是 MR 脑肿瘤图像分割的常用模型, 因此为了验证文中所提模型的优越性, 考虑将文中模型与传统区域生长算法、水平集模型、GVF Snake 模型做对比。文中列举了其中三个病例的三张 MR 肿瘤图像的分割结果, 分别如图 2~图 4 所示。



(a) 原始图像



(b) 文中算法



(c) 区域生长算法



(d) 水平集模型

(e) GVFSnake 模型

(f) 专家手动分割

图 2 病例 1 分割结果



(a) 原始图像

(b) 文中算法

(c) 区域生长算法

(d) 水平集模型

(e) GVFSnake 模型

(f) 专家手动分割

图 3 病例 2 分割结果



(a) 原始图像

(b) 文中算法

(c) 区域生长算法

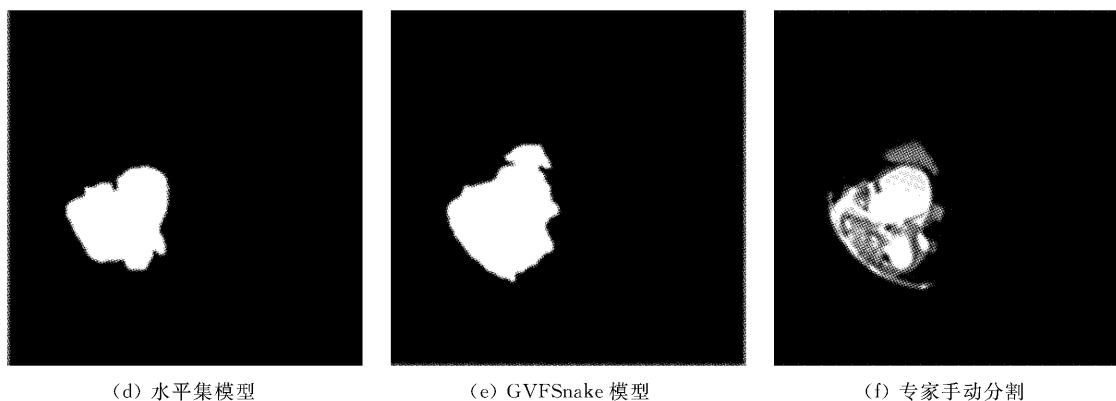


图 4 病例 3 分割结果

与文中算法对比的区域生长算法(见图 2(c)、图 3(c)、图 4(c))并未将 MR 图像灰度不均匀、边界不明显等因素考虑进去,因此该算法在分割 MR 脑肿瘤图像时,出现了弱边界不敏感、出现误分割等问题。图 2(d)、图 3(d)、图 4(d)是水平集模型分割结果,水平集对初始轮廓比较敏感,而脑肿瘤图像的初始轮廓并不明显,因此无法准确分割 MR 脑肿瘤图像。图 2(e)、图 3(e)、图 4(e)为 GVFSnake 模型的分割结果,从图中可以看出,GVFSnake 模型无法精确地收敛到弱边界,在三幅图中均出现了在边界处分割不精确的问题。

文中算法很好地避免了上述对于边界分割出现的过分割和欠分割问题,准确地分割了脑肿瘤区域。为了更客观评价分割结果,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)对分割结果进行定量评估,不同算法的分割结果见表 1。

模型	精度	误检率	漏检率	%
水平集	75.83	11.59	24.17	
区域生长	83.73	6.59	15.27	
GVFSnake	88.42	2.47	11.58	
文中算法	98.16	1.72	1.84	

由表 1 可以看出,文中算法比其他两种算法精度更高,误检率和漏检率更低。

3 结 语

利用四元数单位向量不等式性质和粒子群优

化算法改进传统区域生长算法分割 MR 脑肿瘤。首先用交互式选取种子点,再利用种子点前后左右像素灰度值构造种子点四元数,然后结合单位四元数的不等式性质和粒子群算法确定生长规则,最后实现脑肿瘤准确分割。文中所提算法充分利用种子点周围的像素值,克服了水肿区域和脑肿瘤区域灰度值差别大,以及 MR 脑肿瘤边界不明显而造成的过分割和欠分割的问题。

参考文献:

- [1] Sanghoon Lee, Melba M Crawford. Unsupervised multistage image classification using hierarchical clustering with a Bayesian similarity measure[J]. IEEE Trans. Image Process, 2015, 14(3): 312-320.
- [2] Liu J, Li M, Wang J, et al. A survey of MRI-based brain tumor segmentation methods [J]. Tsinghua Science and Technology, 2014, 19(6): 578-595.
- [3] 蒋秋霖,王昕.基于区域生长算法的脑肿瘤图像分割[J].长春工业大学学报, 2018, 39(5): 490-493.
- [4] Ei-Dahshan, El-Sayed A, Mohsen Heba M, et al. Computer-aided diagnosis of human brain tumor through MRI: a survey and a new algorithm [J]. Expert Systems with Application, 2014, 41(11): 5526-5545.
- [5] Sachdeva J, Kumar V, Gupta I, et al. A novel content-based active contour model for brain tumor segmentation [J]. Magnetic Resonance Imaging, 2012, 30(5): 694-715.
- [6] 高飞. MATLAB 图像处理 375 例 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2015: 251.
- [7] 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

- Mems Design. IEEE,2011;185-188.
- [8] 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.
- [9] Angelina S. Image segmentation based on genetic algorithm for region growth and region merging[J]. 2012 International Conference on Computing, Electronics and Electrical Technologies, ICCEET, 2012,E95-D(8):970-974.
- [10] 吕志鹏,伍吉仓,公羽.利用四元数改进大旋转角坐标变换模型[J].武汉大学学报:信息科学版,2016,41(4):547-553.
- [11] 黄太安,生佳根,徐红洋,等.一种改进的简化粒子群算法[J].计算机仿真,2013,2(30):327-330.
- [12] 胡旺,李志蜀.一种更简化而高效的粒子群优化算法[J].软件学报,2007,18(4):861-868.
- [13] 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.