

基于水平集稳健特征统计算法的脑肿瘤自动分割研究

谷珊珊¹, 张怀文², 王运来¹

1. 解放军总医院放疗科, 北京 100853; 2. 江西省肿瘤医院放疗技术科, 江西 南昌 330029

【摘要】目的:研究基于水平集的稳健特征统计算法在脑部CT图像上自动勾画肿瘤轮廓的方法。**方法:**选取种子点, 通过稳健统计量描述种子点及其周围点对象的特征, 基于水平集算法进行轮廓演化, 确定肿瘤的边界。运用C++语言编程处理图像, 得到肿瘤的分割结果。选用正确率、体素相对差异率、对称位置表面距离的均方根、对称位置的平均表面距离等指标评价肿瘤分割结果与医生勾画结果的一致性。**结果:**19例脑瘤患者的CT图像进行肿瘤勾画, 均能自动准确勾画肿瘤轮廓。平均正确率为0.92, 体素相对差异率为0.12, 对称位置表面距离的均方根为0.25 mm, 对称位置的平均表面距离为0.49 mm, 各评价指标均优于区域增长算法。**结论:**基于水平集稳健特征统计的分割算法, 可以实现肿瘤轮廓的自动勾画, 结果准确可靠。

【关键词】放射治疗; 脑肿瘤; CT图像; 稳健特征统计; 水平集算法

【中图分类号】R739.41; R312

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2016)01-0063-05

Automatic brain tumor segmentation of robust statistics algorithm based on level set

GU Shan-shan¹, ZHANG Huai-wen², WANG Yun-lai¹

1. Department of Radiation Oncology, General Hospital of People's Liberation Army, Beijing 100853, China; 2. Department of Radiotherapy Technology, Jiangxi Cancer Hospital, Nanchang 330029, China

Abstract: Objective To automatically delineate brain tumor contour on brain CT images by using the robust statistics segmentation (RSS) based on level set. **Methods** Seeds were selected. The features of seeds and the surrounding point objects were described by robust statistics. The boundary of tumor was confirmed by the contour evolution based on level set algorithm. Tumor segmentation results were obtained by processing images with C++ language programming. The accuracy (ACC), relative volume difference rate (RVD), root mean square of symmetric surface distance (RMS), average symmetric surface distance (ASSD) were applied to evaluate the consistency between segmentation results and results delineated by doctors. **Results** The tumor contours of CT images of 19 brain tumor patients were automatically and accurately delineated. The ACC was 0.92; RVD was 0.12; RMS was 0.25 mm; ASSD was 0.49 mm. All the indexes of RSS were better than those of region growing algorithm. **Conclusion** The RSS based on level set realizes the automatic tumor segmentation, with accurate and reliable results.

Key words: radiotherapy; brain tumor; CT images; robust statistics; level set algorithm

前言

肿瘤靶区的勾画是放射治疗中一项非常重要而繁琐的工作。目前脑肿瘤自动识别一般是基于MRI

图像, 分割方法主要有: 基于像素或体素的模糊聚类方法^[1]; 基于像素或体素的统计分类方法, 包括支持向量机^[2]和条件随机场^[3]等方法; 以及基于变分和水平集的方法^[4]。放射治疗中剂量计算必须用CT值转换电子密度来进行, 勾画靶区和危及器官主要用CT图像。基于CT图像的头颅分割方法基本上分为两大类: 一类是利用区域间特性不连续的基于边界的方法, 另一类是利用区域内特性相似性的基于区域的方法^[5-6]。基于CT图像的脑肿瘤自动勾画的研究

【收稿日期】2015-09-15

【基金项目】江西省卫生厅科技计划项目(20141125)

【作者简介】谷珊珊(1990-), 女, 硕士研究生。E-mail: guss1990@163.com。

【通信作者】王运来(1966-), 男, 博士, 高级工程师, 主要研究方向: 辐射剂量学。E-mail: nanyangwang@163.com。

较少。本文基于水平集的稳健特征统计分割算法 (Robust Statistics Segmentation, RSS) 实现脑肿瘤的位置检测和自动轮廓勾画。

1 材料与方法

1.1 稳健特征统计分割 RSS 算法

运用图像数据的位置和像素信息对图像建模, 然后通过几何主动轮廓模型进行轮廓演化并利用稀疏场方法 (Sparse Field) 来快速计算。初始化图像的关键之一是特征, 对于噪声图像, 单纯的图像灰度信息过于单一且不稳健, 选择稳健特征统计量使得在种子位置处得到图像特征更好的初始化, 所以算法对噪声不敏感。图像建模首先选取种子点, 即图像上某一包含任意像素的极小区域。计算种子点的3个特征值: 选取的种子点与邻域内样本像素的中位数 $Med(X)$ 、标准四分间距 $Iqr(X)$ 、中位标准差 $Mad(X)$ 。得到像素 x 的特征向量 $f(x)$:

$$f(x) = (Med(x), Iqr(x), Mad(x))^T \in R^3 \quad (1)$$

以特征向量的概率密度函数估算种子组: $|G_i|$

$$p_i(f) = \frac{1}{|G_i|} \sum_{x \in G_i} K_\eta(f - f(x)) \quad (2)$$

其中, K_η 表示高斯内核函数, 即

$$K_\eta(x) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (3)$$

具体到图像分割, 对每个特征值, 种子组的特征估算 $p_i(x)$ 为:

$$p_i(x) = \frac{1}{|Seeds|} \frac{1}{\sqrt{2p} \frac{Std_i}{kernelWF}} \sum_j^{Seeds} e^{-\frac{1}{2\left(\frac{Std_i}{kernelWF}\right)^2} (x - RS_j)^2} \quad (4)$$

其中, $|Seeds|$ 表示种子点的个数, x 表示像素值, RS_j 表示对应于每个种子点的一个特征值, $kernelWF$ 取值约为10。

轮廓按照水平集算法进行演化, 该算法的主体思想是在三维曲面中嵌入二维曲线, 可以实现闭合曲线的合并、分裂等拓扑结构的变换。对于满足二维函数 $u(x, y) = C$ 的任意封闭曲线 C , 定义为:

$$C = \{(x, y) | u(x, y) = c\} \quad (5)$$

称曲线 C 为函数 $u(x, y)$ 的水平集。

构造能量函数, 将轮廓演化过程与能量模型联系起来, 能量下降最快的方向即是三维曲线的演化方向。建立二维能量泛函形式为:

$$E(u) = \iint_{\Omega} F(x, y, u, u_x, u_y) dx dy \quad (6)$$

对方程求导, 令 $\partial E / \partial u = 0$, 得到 Euler-Lagrange 方程:

$$\frac{\partial F}{\partial u} - \frac{d}{dx} \left(\frac{\partial F}{\partial u_x} \right) - \frac{d}{dy} \left(\frac{\partial F}{\partial u_y} \right) = 0 \quad (7)$$

引入时间变量 t , 结合水平集方程求解, 得到曲线演化的基本方程式:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = -|\nabla u| \left(\frac{\nabla u \cdot \frac{\partial C}{\partial t}}{|\nabla u|} \right) = N \cdot \frac{\partial C}{\partial t} |\nabla u| \quad (8)$$

N 表示水平集上单位向内法向量。

不考虑轮廓间的相互作用, 应用水平集曲线演化基本公式, 求得对应的嵌入函数的 PDE 为:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = N \cdot \frac{\partial C}{\partial t} |\nabla u| = \left[p_i(f(C_i(q, t))) - p^c - \lambda \kappa_i(q, t) \right] |\nabla u| \quad (9)$$

p^c 为用于防止轮廓泄露的截止概率密度, κ_i 是轮廓的曲率, $\lambda > 0$ 。

考虑轮廓间的相互作用, 求得 C_i 的流量:

$$\frac{\partial C_i(q, t)}{\partial t} = \left[p_i(f(C_i(q, t))) - p^c - \lambda \kappa_i(q, t) \right] N_i(q, t) + F_i^{ext}(C_i(q, t)) \quad (10)$$

$C_i(q, t)$ 表示封闭轮廓, F_i^{ext} 表示该曲线受到其他曲线的力。

水平集方法进行轮廓演化过程中求解非线性偏微分方程 (PDE) 的计算量非常庞大。为了减小计算量, 引入稀疏场算法^[7]。稀疏场算法的基本思路是只在零水平集函数中点的邻域内, 更新和计算水平集函数的值。由于邻域点数少, 需要更新的网格点也少, 从而大大减小更新水平集函数的计算量, 但经过几次迭代后, 由于零水平集的移动, 零水平集点会超出邻域范围。因此, 需要经常更新水平集函数。稀疏场算法采用链表的方式来实现, 将所有在轮廓边缘部分的点分层, 逐层演化, 直到满足轮廓演化停止的条件。

1.2 RSS 算法实现

根据 RSS 算法的基本原理, 运用 C++ 语言编程, 编程实现医学图像分割模块, 并将其集成到 MITK (Medical Imaging Tool Kit) 软件上。流程图 (图 1) 的 mask、label、phi 等都是 ITK (Insight Segmentation and Registration Tool Kit) 中的体数据, 具体为相应类型的指针, 通过该指针能访问体数据的所有内容, 包括能确定图像的空间位置的几何特征和图像像素值。

1.3 自动勾画结果的评估

参考 MICCAI 会议提供的分割结果评价体系^[8], 结合国内医学图像分割算法的评价方法^[9], 选用正确率 (Accuracy, ACC)、体素重叠错误率 (Volume Over-

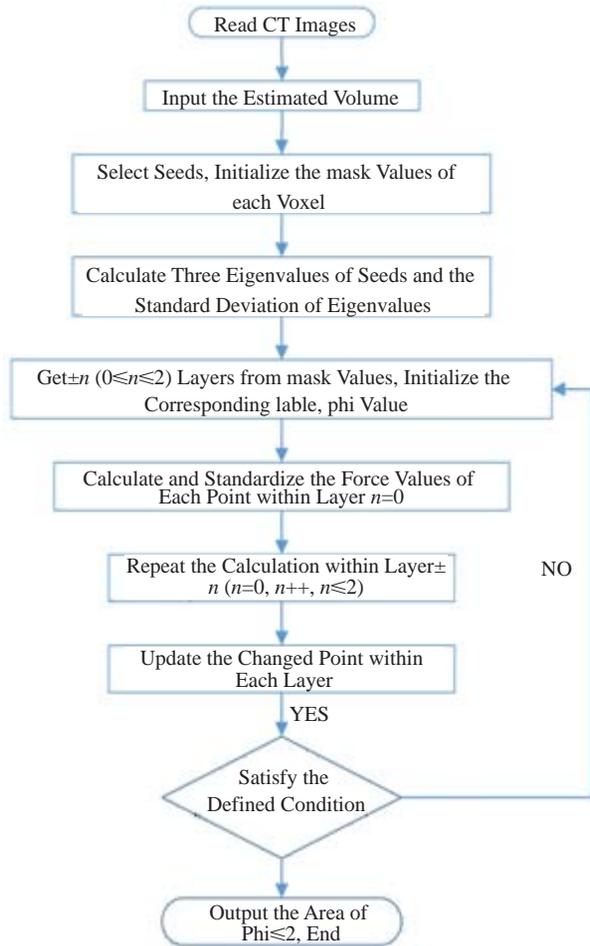


图1 肿瘤自动分割RSS算法流程图

Fig.1 Flow chart of robust statistics segmentation (RSS) algorithm for tumors

lap Error, VOE)、相对体素差异率(Relative Volume Difference, RVD)、对称位置表面距离的均方根(Root Mean Square Symmetric Surface Distance, RMS)、对称位置的平均表面距离(Average Symmetric Surface Distance, ASSD)等几个指标评价肿瘤自动勾画结果与医生手工勾画结果的一致性,并与区域生长算法得到的分割结果进行对比。

区域生长算法的基本思想是在感兴趣的区域中选择种子点像素作为生长的起点,将种子像素周围邻域中与种子像素有相同或相似性质的像素合并到种子像素所在的区域中,不断地重复上述过程,直到没有满足条件的像素可以包括进去时为止。

假设S为CT图像分割的肿瘤区域,R为医生勾画的肿瘤区域,C为S与R的交集, $C = R \cap S$,如图2所示。

分割正确率、体素相对差异率、对称位置的平均表面距离和对称位置表面距离的均方根的计算公式如下:

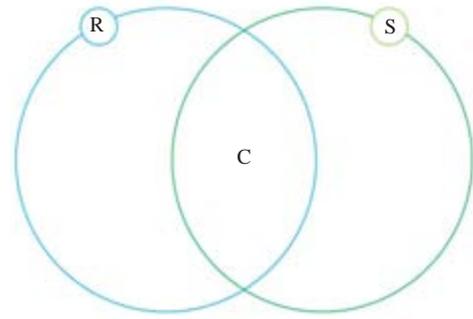


图2 分割结果S与金标准R的关系图

Fig.2 Relationship between segmentation result S and gold standard R

分割正确率(ACC):正确分类的像素数占像素总数的比重,数值越接近1,分割结果越接近金标准。

$$ACC = 2 \times \frac{|C|}{|S| + |R|} \quad (11)$$

体素相对差异率(RVD):错误分类的像素数与金标准像素数的比重,数值越接近0,分割结果越接近金标准。

$$RVD = \frac{|S - R|}{|R|} \quad (12)$$

对称位置的平均表面距离(ASSD):基于距离的测度评价标准,数值越接近0,分割结果越近金标准。

$$ASSD = \frac{\sum_{s \in S} [\min_{r \in R} \{dis(s, r)\}] + \sum_{r \in R} [\min_{s \in S} \{dis(s, r)\}]}{N_s + N_r} \quad (13)$$

对称位置表面距离的均方根(RMS):是对称位置的平均表面距离的均方根。

$$RMS = \sqrt{\frac{\sum_{s \in S} \min_{r \in R} [\{dis(s, r)\}]^2 + \sum_{r \in R} \min_{s \in S} [\{dis(s, r)\}]^2}{N_s + N_r}} \quad (14)$$

其中, $dis(r, s)$ 为体素r与s间的距离, N_s 和 N_r 分别为分割结果和金标准中边界体素的数目。

1.4 运行平台

选用计算效率较高的Microsoft Visual C++作为研究平台,有利于处理大数据量的医学图像。采用图像处理工具包MITK(Medical Imaging Tool Kit)作为主框架。MITK是在借鉴VTK(Visualization Tool Kit)和ITK(Insight Segmentation and Registration Tool Kit)的基础上开发的集成化的医学影像处理与分析C++类库。VTK是进行数据可视化的开发工具包,能用于计算机图形、可视化及图像处理,提供全面的面绘制、体绘制功能,在统一的框架内实现医学

影像的分割、配准以及三维可视化等算法。ITK是提供一个医学影像分割和配准的算法平台,包括对医学图像的滤波、读写、重建、分割等部分。

2 结果

随机选取我院从2014年8月1日到2014年12月31日收治的19例脑部肿瘤患者的CT图像,图像用

DICOM 3.0格式传输。用RSS算法对图像进行处理,自动勾画肿瘤边界。Pinnacle3 9.8计划系统上由医生手动勾画肿瘤的轮廓作为金标准。19例患者的肿瘤靶区用RSS算法均能自动勾画,而且与医生手工勾画的结果很接近。图3所示为1例脑部肿瘤自动勾画的结果。

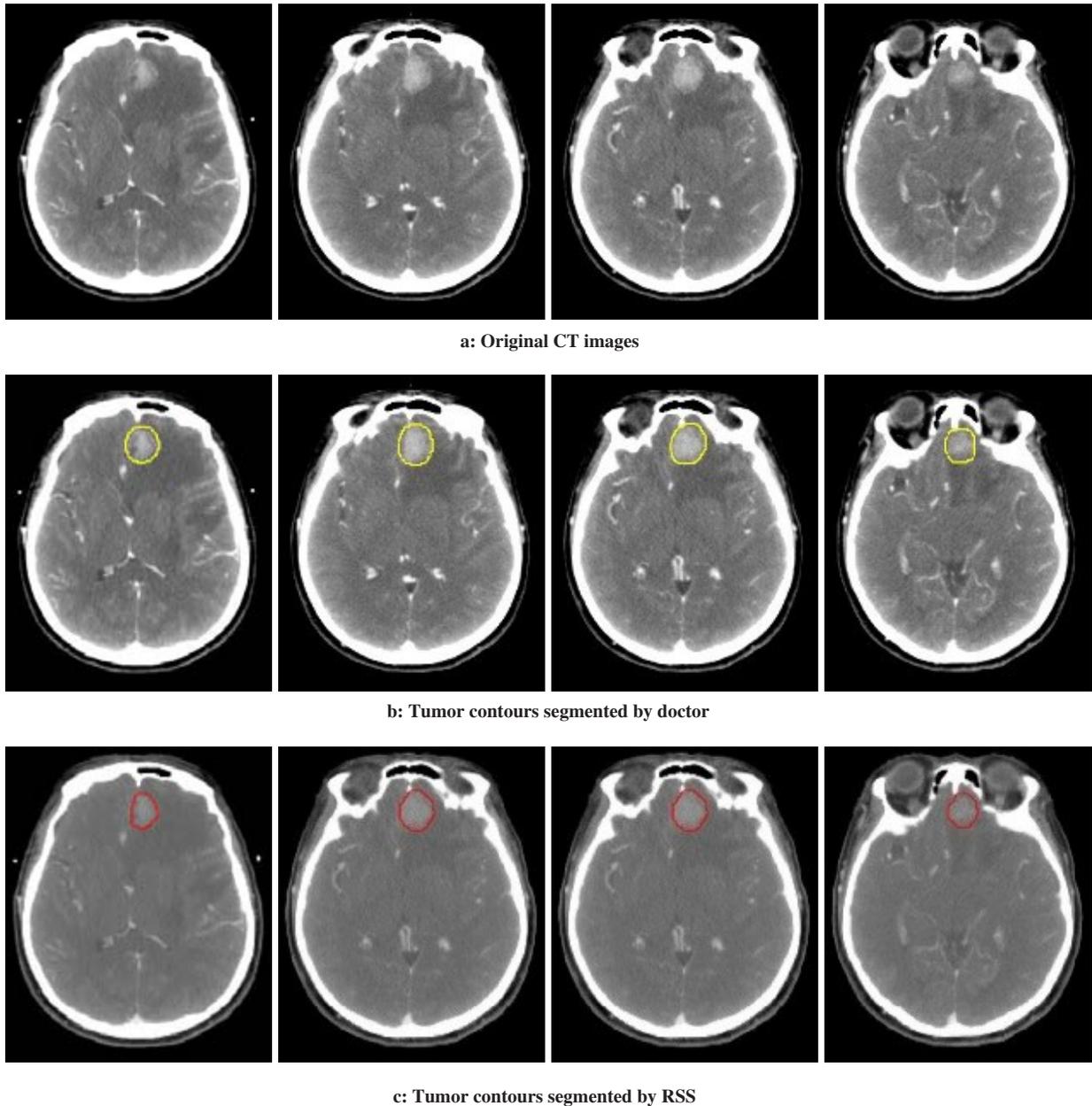


图3 脑肿瘤勾画结果

Fig.3 Segmentation results of brain tumor

19例脑肿瘤自动分割的结果分别与各自医生勾画的肿瘤靶区比较,用ACC、RVD、ASSD、RMS等指标评价,19例评价指标的平均值见表1。从表1的结

果可以看出,RSS算法能够识别和自动勾画脑肿瘤的范围,结果与医生手工勾画的范围接近。RSS算法得到的结果比区域生长算法的结果好。

表1 19例脑肿瘤自动分割准确性评价

Tab.1 Evaluation index of brain tumor segmentation for 19 patients

Item	ACC	RVD	ASSD (mm)	RMS (mm)
RSS algorithm	0.92	0.12	0.25	0.48
Region growing algorithm	0.77	0.33	1.19	1.49

Note: ACC: Accuracy; RVD: Relative volume difference;
ASSD: Average symmetric surface distance; RMS: Root mean
square symmetric surface distance

3 讨论

肿瘤靶区的勾画是放射治疗的基础和关键技术,直接影响治疗计划设计和治疗效果^[10]。放疗医生需要花费较长时间勾画肿瘤的轮廓,而且具有一定的主观性,容易漏掉肿瘤靶区或者把正常脑组织包括进来。转移瘤等脑部肿瘤与周围正常脑组织在MRI或CT图像的灰度对比差异较大,容易进行识别和自动勾画。实现脑肿瘤的识别和轮廓自动勾画可以缩短勾画靶区的时间,优化病人放疗流程。快速勾画肿瘤靶区在自适应放疗中尤其重要。

水平集算法广泛应用于医学图像处理领域,是一种简单、精确和灵活的算法^[11]。本文首次提出基于水平集的RSS算法检测脑肿瘤并自动勾画其轮廓,能达到很好的勾画效果。RSS算法能快速准确地识别CT图像上脑肿瘤的位置并自动勾画轮廓,得到的分割结果整体优于区域增长算法,与医生勾画的靶区结果吻合程度较好。

【参考文献】

[1] FLETCHER-HEATH L M, HALL L O, GOLDFOG D B, et al. Au-

tomatic segmentation of non-enhancing brain tumors in magnetic resonance images[J]. *Artif Intell Med*, 2001, 21: 43-63.

[2] 高宏建, 薛艳青, 吴水才, 等. 基于磁共振图像的脑肿瘤自动识别与分析[J]. *北京工业大学学报*, 2012, 38(6): 955-960.

GAO H J, XUE Y Q, WU S C, et al. Automatic identification and analysis of cerebral tumors based on MR images[J]. *Journal of Beijing University of Technology*, 2012, 38(6): 955-960.

[3] LEE C H, SCHMIDT M, MURTHA A, et al. Segmenting brain tumor with conditional random fields and support vector machines [C]. *Proceedings of workshop on computer vision for biomedical image applications at international conference on computer vision*, 2005.

[4] TAHERI S, SIM H O, CHONG V. Threshold-based 3D tumor segmentation using level set (TSL)[J]. *Appl Comput Vision*, 2007, 7: 45-51.

[5] 孟颖. 人脑颅骨CT图像分割技术研究[D]. 太原: 中北大学, 2006.

MENG Y. Study of skull-brain CT image segmentation technique [D]. Taiyuan: North University of China, 2006.

[6] GAO Y, KIKINIS R, BOUIX S, et al. A 3D interactive multi-object segmentation tool using local robust statistics driven active contours [J]. *Med Image Anal*, 2012, 16(6): 1216-1227.

[7] KASS M, WITKIN A P, SNAKES D T. Active contour models[J]. *Int J Comput Vis*, 1988, 1: 321-331.

[8] 张石, 董建威, 余黎煌. 医学图像分割算法的评价方法[J]. *中国图象图形学报*, 2009, 14(9): 1872-1880.

ZHANG S, DONG J W, SHE L H. The methodology of evaluating segmentation algorithms on medical image [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2009, 14(9): 1872-1880.

[9] WHITAKER R. A level-set approach to 3D reconstruction from range data[J]. *Int J Comput Vis*, 1998, 9(3): 203-231.

[10] 李珠明, 崔玉琴. 鼻咽癌调强放疗靶区剂量学研究及近期疗效观察[J]. *中国医学物理学杂志*, 2009, 26(5): 1367-1375.

LI Z M, CUI Y Q. Dosimetric analysis of intensity modulated radiation therapy in nasopharyngeal carcinoma [J]. *Chinese Journal of Medical Physics*, 2009, 26(5): 1367-1375.

[11] ZULPE N S, PAWAR V P, LATUR C, et al. Level set and thresholding for brain tumor segmentation [J]. *Int J Comput Electr Eng*, 2012, 4(1): 82-86.