

# 基于模糊C均值自动随机游走算法在脑肿瘤分割中的应用

赖胜圣, 刘虔铖, 张刚平

广东食品药品职业学院, 广东 广州 510520

**【摘要】目的:**经典随机游走算法是使用最为广泛的交互式图像分割方法之一,分割精度较高,但是该算法执行过程需要人工参与,由医生手动勾选种子点,这在临床使用中是比较麻烦和耗时的,在一定程度上降低了该算法的效率。针对该问题,本文期望提出一种自动的随机游走分割方法。**方法:**首先使用模糊C均值算法对待分割图像进行聚类,根据聚类的隶属度进行阈值分割得到初步分割结果;再对分割结果进行形态学开放处理,仅保留初步分割结果的主要区域,并将处理后的区域中的所有像素点作为随机游走算法的种子点,利用随机游走算法对图像实施分割,得到最终分割结果。本文结合模糊C均值算法和形态学处理,实现了自动的随机游走。使用改进后的算法对MR图像中的脑肿瘤和水肿区域实施自动分割,验证本文算法的有效性和准确性。**结果:**本文方法在实现自动化分割的同时,其分割精度明显优于模糊C均值算法的分割结果。**结论:**本文提出的改进方法能准确地自动分割出目标区域,并且较模糊C均值方法的分割结果有显著性提高。

**【关键词】**随机游走;模糊C均值;形态学处理;图像分割;脑肿瘤

**【中图分类号】**TP319;R739.4

**【文献标识码】**A

**【文章编号】**1005-202X(2015)05-0707-04

## Fuzzy c-means random walks algorithm in brain tumor segmentation

LAI Sheng-sheng, LIU Qian-cheng, ZHANG Gang-ping

Guangdong Food and Drug Vocational College, Guangzhou 510520, China

**Abstract: Objective** The typical random walks algorithm is one of most popular interactive segmentation methods, with a high precision. However, the random walks algorithm needs to select the initial seed points manually, which is usually tedious and time-consuming in clinical, lowering the efficiency. An automatic random walks algorithm is proposed in this paper to solve these problems. **Methods** The images to be segmented were firstly clustered by fuzzy c-means (FCM) algorithm. The primary segmentation results were obtained by threshold segmentation based on the membership of the cluster. And then the segmentation results were processed by morphological processes to preserve only the main segmentation regions of primary segmentation results. All the pixels in the processed segmentation regions were taken as the seed points for the random walks algorithm to get the final results. This algorithm, combined with FCM algorithm and morphological process, achieved the automatic random walks. Finally, the proposed algorithm segmented the brain tumor and edema in magnetic resonance images to verify its affectivity and accuracy. **Results** The proposed method could achieve the automatic segmentation, and the segmentation results of proposed method were more precise than those of FCM algorithm. **Conclusion** The results show that the proposed method can segment the target region automatically and precisely, significantly improving the segmentation accuracy.

**Key words:** random walks algorithm; fuzzy c-means; morphology process; image segmentation; brain tumor

## 前言

随着影像医学的迅速发展,医学图像的分割对于临床的诊断和治疗都具有重要的意义。目前的图像分割算法主要分为手动分割、交互式分割和全自

动分割三类<sup>[1]</sup>。手动分割比较耗时,且要求分割者具有丰富的经验。交互式分割能自动分割出较好的结果,但需要人工的干预<sup>[2]</sup>。全自动分割无需人工干预,但通常分割的精度达不到临床的需求。首先利用全自动分割对图像进行初步分割,再利用交互式图像分割算法进行精细分割,是近年来图像分割自动化的研究热点。

基于图论的随机游走算法(Random Walker,

**【收稿日期】**2015-04-18

**【基金项目】**广东省医学科学技术研究基金项目(B2014080)

**【作者简介】**赖胜圣(1982-),男,硕士/讲师。Tel:020-28854401, E-mail: laiss@gdzy.edu.cn。

RW)是目前使用最广泛的交互式图像分割算法之一,该算法首先需要用户在图像上选择自由数目的分类种子点,计算图像中各个像素点首次到达任何一类种子点中的某个种子点的概率,将每一个像素归类到概率最大的类别,从而实现图像的分割<sup>[1]</sup>。该算法<sup>[1-4]</sup>具有以下优良特性:(1)分割结果唯一;(2)对弱边界的图像分割效果显著;(3)对噪声的鲁棒性好;(4)可以通过修改种子点对图像分割结果进行修正。算法执行过程需要人工参与,即为算法选定种子点。如何根据图像信息来自动标记种子点,既无需人工干预,又能保持随机游走算法较高的分割精度,就是本文研究的重点。

模糊C均值聚类(Fuzzy c-means, FCM)是一种比较成熟的算法,可以自动对分割图像进行聚类,并得到合适的聚类数和图像中各个像素点对每一类的隶属度<sup>[5]</sup>。因此,将FCM聚类引入随机游走算法中,对图像进行预分割,可以根据隶属度直接得到C类种子点,然后再对图像进行随机游走图像分割,从而得到更为精确的分割结果。我们根据上述思想,将FCM聚类与传统的随机游走算法相结合,利用FCM聚类分割所获得的聚类数目C和对应的隶属度来确定随机游走的种子点,提出了基于FCM聚类的自动随机游走算法,将提出的方法应用于脑神经胶质瘤的分割,并与FCM聚类算法进行比较,实验结果表明,该方法所提供的种子点所进行的分割效果较理想,实现了随机游走的自动分割,减少了操作时间,提高了工作效率。

## 1 方法

### 1.1 随机游走算法

随机游走图像分割算法是通过计算从每一个像素点出发的随机游走首次到达各类种子点的概率求解图像分割问题。首先,将待分割图像看作是由一定数量的顶点和边构成的离散无向图  $G=(V,E)$ ,其中图像中的每个像素点对应着图的顶点,每条边链接两个顶点  $v_i$  和  $v_j$ ,表示为  $e_{ij}$ ,且被赋予一定的权值,表示为  $\omega_{ij}$ ,它反映相邻像素之间的差异或相识度,若权值为0意味着随机游走者将不沿这条边走。其中权函数的一般定义为:

$$\omega_{ij} = \exp(-\beta(I_i - I_j)^2) \quad (1)$$

式中:  $I_i$  表示顶点  $v_i$  的灰度值;  $I_j$  表示与顶点  $v_i$  相邻的顶点  $v_j$  的灰度值;  $\beta$  为自由参数,本文中经验性地

取  $\beta$  为90。

研究表明,一个随机游走者首次到达一个种子点的概率可通过最小化下式得到<sup>[1,3]</sup>:

$$E_{RW} = x^T Lx \quad (2)$$

式中:  $L$  为定义的Laplacian矩阵

$$L_{ij} = \begin{cases} d_i & \text{if } i=j, \\ -\omega_{ij} & \text{if } v_i \text{ and } v_j \text{ are adjacent vertices} \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (3)$$

其中,  $d_i = \sum \omega_{ij}$  表示的是顶点  $v_i$  的度,定义为与顶点  $v_i$  相邻的所有顶点的权值之和。该Laplacian矩阵为一个稀疏矩阵,在二维和三维图像中通常分别以四连通和六连通建立。

将图  $G$  的顶点  $V$  分为两个集合:  $V_M$  (已标记的种子顶点)和  $V_N$  (未标记的种子顶点),需要满足  $V_M \cup V_N = V, V_M \cap V_N = \emptyset$ 。根据结点所属不同集合将拉普拉斯矩阵分解对角块形式,则式(2)可以改写为如下形式:

$$E_{RW} = \begin{bmatrix} x_M^T & x_N^T \\ B^T & L_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} L_M & B \\ L_N & L_N \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_M \\ x_N \end{bmatrix} \quad (4)$$

其中  $x_M$  和  $x_N$  分别对应种子顶点和非种子顶点的随机游走的概率值。通过求  $E_{RW}$  对  $x_N$  的微分找到临界点:

$$L_N x_N = -B^T x_M \quad (5)$$

设顶点  $v_i$  到达标记为  $s$  的种子点的概率值为  $x_i^s$ ,将每个种子点的集合定义为一个函数  $Q(v_j) = s, \forall v_j \in V_M$ ,其中  $0 < s \leq k, k$  为标记点的个数,  $k \geq 2$ 。为每个标记  $s$  定义一个与  $V_M$  相同维度的矩阵  $M$ :

$$m_i^s = \begin{cases} 1 & \text{if } Q(v_j = s) \\ 0 & \text{if } Q(v_j \neq s) \end{cases} \quad (6)$$

对应的Dirichlet问题可以转化为求解下式:

$$L_N x^s = -B^T M \quad (7)$$

从而,可以通过式(7)计算待分割图像中所有未标记顶点到达标记为  $s$  的种子点的概率值  $x_i^s$ ,且  $\sum_s x_i^s = 1$ 。将每个未标记点归并到概率最大值所属的标记中,实现图像分割。

### 1.2 基于FCM的种子点自动生成方法

FCM算法<sup>[5]</sup>是一种基于划分的聚类算法,是普通C均值聚类算法的改进,采用模糊划分,使用[0, 1]区间的值来描述待聚类对象属于各个类别的程度,称为隶属度。假设  $n$  个样本向量分为  $C$  个模糊类,FCM算法可以通过最小化式(8)所示的目标函数进行求解:

$$J(U, c_1, \dots, c_k) = \sum_{i=1}^k J_i = \sum_{i=1}^k \sum_{j=1}^n u_{ij}^m d_{ij}^2 \quad (8)$$

其中:  $U$  表示隶属度矩阵, 其元素  $u_{ij}$  表示样本向量  $j$  属于模糊度  $i$  的隶属度, 满足  $\sum_{i=1}^k u_{ij} = 1, \forall j = 1, \dots, n$ ;  $c_i$  为模糊类  $i$  的聚类中心;  $d_{ij} = \|c_i - x_j\|$  为第  $i$  个聚类中心与第  $j$  个样本点之间的距离, 一般采用欧几里德距离;  $m \in [1, \infty)$  是一个控制算法的柔性的加权指数, 在本文中取值为 2。

目标函数分别对模糊隶属度和聚类中心最小化, 可以得到聚类中心和模糊隶属度的计算公式:

$$c_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m} \quad (9)$$

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{l=1}^k \left( \frac{d_{ij}}{d_{lj}} \right)^{2/(m-1)}} \quad (10)$$

给定初始的隶属度矩阵或初始聚类中心后可以使用公式(9)和(10)迭代计算新的聚类中心和隶属度矩阵, 直到达到满足算法收敛的条件。本文中设定的收敛条件为: 达到最大迭代次数 100 次或迭代误差  $J_k - J_{k-1} < 0.01$ 。

FCM 算法用于图像分割时样本向量为像素的灰度, 在灰度特征空间中聚类后再将它们映射回原图像空间得到分割结果。FCM 算法只是利用了图像的灰度特征, 分割的精度比较低, 但得到的隶属度矩阵具有一定的可信度, 可以作为初步的分割结果。所以本文拟首先根据隶属度矩阵, 采用如下式(11)的隶属度阈值分割得到一个初步分割结果, 本文中 FCM 算法以及改进算法中  $U_r = 0.8$ 。

$$f(i,j) = \begin{cases} 1 & \text{if } u_{ij} \geq U_r \\ 0 & \text{if } u_{ij} < U_r \end{cases} \quad (11)$$

由于这样的分割结果不够精确, 常将目标外的一些灰度相近的区域分割为目标区域, 所以本文使用半径大小为 5 个像素的圆盘掩模对初步的分割结果进行形态学开放处理, 以将 FCM 的误分割区域剔除。然后, 将经过形态学处理的区域  $R_i$  中所有的像素点作为自动获取的种子点。

### 1.3 改进算法的步骤

本文提出的种子点自动生长方法, 目的是为经典的随机游走算法提供种子点, 将原始算法改进为全自动的图像分割算法。上述步骤在 MATLAB 编程

平台下共同实现, 其具体步骤为:

(1) 根据待分割图像的类型, 预先设定分类数目。如脑胶质瘤的 MR 通常包括肿瘤(水肿)、正常脑组织、背景等三类或四类; (2) 根据步骤(1)设定的分类数, 对目标函数(8)进行求解, 得到各类的聚类中心以及整幅图像各个像素点对各聚类中心的隶属度, 并通过阈值分割和形态学处理自动生成种子点; (3) 利用步骤(2)所得到的种子点, 采用随机游走算法对待割图像进行分割, 得到分割结果。

## 2 结果

本研究使用的实验平台为: Microsoft Windows 7 Professional, Matlab R2010a, CPU: Intel (R) Core (TM)i5-2320, RAM: 8 GB。为验证算法的有效性, 本文对脑神经胶质瘤病人的 MR 图像进行分割。为客观地评价本文算法, 将本文方法的图像分割结果和 FCM 算法的结果进行比较。

(1) 分割 T<sub>2</sub> 序列的 MR 图像中的脑肿瘤和正常脑组织: 本文首先以一例大小为 176 × 216 T<sub>2</sub> 序列的脑肿瘤 MR 图像(图 1a)验证本文算法的分割效果, 设定分类数为 3。如图 1 所示, 本文算法准确地可以分割出所有三类(脑肿瘤, 正常脑组织, 背景)(图 1b-d), 而 FCM 的分割结果在正常脑组织和脑肿瘤区域外还有许多过分割或欠分割区域(图 1e-g)。

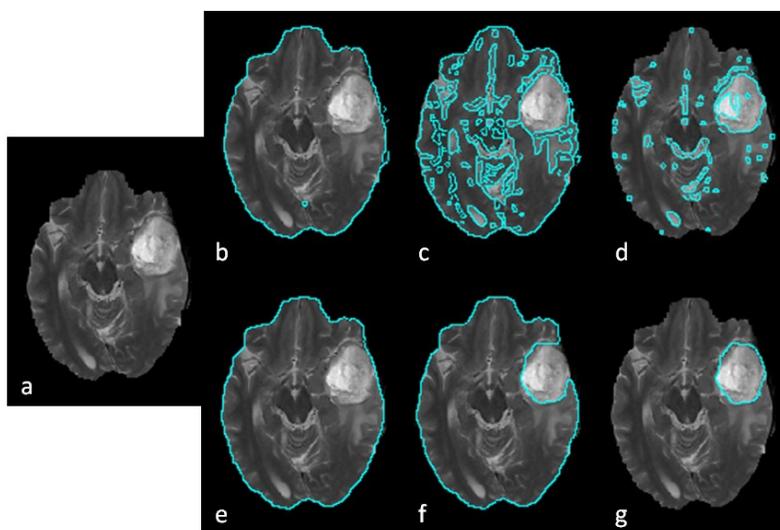


图 1 本文算法与 FCM 算法对 T<sub>2</sub> MR 图像的分割结果比较(三类分割)

Fig.1 Comparison of T<sub>2</sub> MR images segmented by FCM algorithm and FCM random walks algorithm (three region segmentation)

a: Image to be segmented; b-d: Segmentation results of FCM algorithm; e-g: Segmentation results of FCM random walks algorithm. The blue lines were respectively the contours of background normal brain tissue and tumor. Note: FCM: Fuzzy c-means

(2)分割 $T_2$ 序列的MR图像中的脑肿瘤、水肿及正常脑组织:本文首先以一例大小为 $512 \times 512$ 的 $T_2$ 序列的脑肿瘤MR图像(图2a)验证本文算法的分割效果,设定分类数为4。如图2所示,本文算法能较好

地分割出所有四类(脑肿瘤,水肿,正常脑组织,背景)(图2b-e),而FCM的分割结果在各个类别的分割结果中均存在许多过分割或欠分割区域,分割结果几乎不可用(图2f-i)。

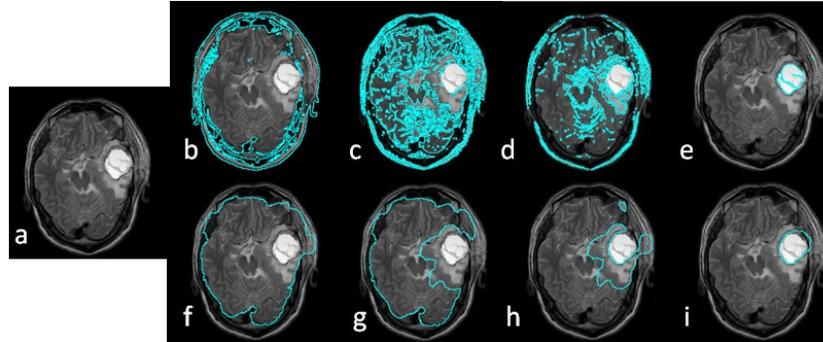


图2 本文算法与FCM算法对 $T_2$ MR图像的分割结果比较(四类分割)

Fig.2 Comparison of  $T_2$  MR images segmented by FCM algorithm and FCM random walks algorithm (four regions segmentation)

a: Image to be segmented; b-e: Segmentation results of FCM; f-i: Segmentation results of FCM random walks algorithm. The blue lines were respectively the contours of background, normal brain tissue, edema and tumor

以上实验结果表明:本文算法在无需手动选择种子点的情况下还能得到准确地分割结果,并且本文算法的分割结果优于FCM算法。

### 3 结论

本文基于随机游走算法提出了一种利用FCM算法自动获取种子点的算法,利用FCM算法的初步分割结果来获取种子点,再进一步使用随机游走算法对图像进行进一步的精确分割。在算法工作时无需人机交互勾画种子点,大大减少了医生的工作量。

交互式的随机游走图像分割算法相比较于全自动分割而言,增加了交互过程,通常而言分割精度较高,同时也更为耗时,并且种子点的选择对其分割结果影响较大。本文算法由于使用了FCM算法对图像进行初步分割,本身具有不错的分割精度,基于初步的分割结果自动生成种子点的可靠性比较好,同时形态学开放处理使得目标边界的细节部分未被标记为种子点,再使用对弱边界分割能力较强的随机游走算法对图像进行进一步的细致分割,得到最终的分割结果。实验结果表明改进算法的分割结果较FCM分割结果更准确,可见改进算法在保证分割精确性的同时,减少了交互过程,大大提高了临床工作效率。此外,本文算法并未修改随机游走算法,只是部分作出改进,增加了种子点自动获取的步骤,故该

方法可应用于其他类似的种子点引导图像分割算法,如同为基于种子点实现图像分割的Shortest Paths算法<sup>[6]</sup>, Graph Cuts算法<sup>[7]</sup>等。

### 【参考文献】

- [1] Grady L, Funka-Lea G. Multi-label image segmentation for medical applications based on graph-theoretic electrical potentials[J]. Computer Vision and Mathematical Methods in Medical and Biomedical Image Analysis, 2004, (3117): 230-245.
- [2] Grady L, Schiwiertz T, Aharon S, et al. Random walks for interactive organ segmentation in two and three dimensions: implementation and validation[J]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, 2005, (3750): 773-780.
- [3] Grady L. Random walks for image segmentation[J]. IEEE Trans Pattern Analys Mach Intellig, 2006, 28: 1768-1783.
- [4] 曹颖, 郝欣, 朱晓恩, 等. 基于自动随机游走的乳腺肿块分割算法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2011, 45(10): 1753-1760. Cao Y, Hao X, Zhu XE, et al. Mamographic mass segmentation algorithm based on a automatic random walks[J]. Journal of Zhejiang University(Engineering Science), 2011, 45(10):1753-1760.
- [5] Dunn JC. A fuzzy relative of the ISODATA process and its use in detecting compact well-separated clusters[J]. Cybernetics, 1973, 3 (3).
- [6] Xue B, Sapiro G. A geodesic framework for fast interactive image and video segmentation and matting[C]. Computer Vision, ICCV 2007. IEEE 11th International Conference on, 2007: 1-8.
- [7] Boykov YY, Jolly MP. Interactive graph cuts for optimal boundary & region segmentation of objects in N-D images[C]. Computer Vision, 2001. ICCV 2001. Proceedings. Eighth IEEE International Conference on, 2001: 105-112.