

改进的连续型最大流算法脑肿瘤 磁核共振成像三维分割

任璐¹, 李强^{1*}, 关欣¹, 马杰²

¹天津大学微电子学院, 天津 300072;

²天津微深科技有限公司, 天津 300384

摘要 针对脑肿瘤磁核共振成像(MRI)中噪声、低对比度、脑肿瘤边界模糊等原因造成脑肿瘤分割不足的问题,提出一种改进的连续型最大流算法脑肿瘤 MRI 三维分割方法。针对 Flair、T1C 和 T2 三种模态 MRI 图像使用中值滤波和快速模糊 C 均值聚类进行预处理得到预处理图像;按照大量实验统计确定的融合比例 5:1:4(Flair、T1C 和 T2 三种模态),对各预处理图像进行线性融合得到三维融合图像;采用快速模糊 C 均值算法对三维融合图像进行聚类得到三维欠分割图像;使用本文提出的算法对三维欠分割图像进行精准分割,即通过分析三维欠分割图像的结构特征和统计特征,提取参数实现改进的连续型最大流算法,去除散点后得到最终分割结果。实验表明,相对金标准的相似系数为 0.90,正确率为 0.94,召回率为 0.86。使用本文提出算法进行脑肿瘤 MRI 三维分割能够自动、准确地分割出三维脑肿瘤区域,可以满足医学临床需要。

关键词 图像处理; 脑肿瘤; 三维图像分割; 磁核共振成像; 线性融合; 改进的连续型最大流算法

中图分类号 TP391.4

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.111011

Three-Dimensional Segmentation of Brain Tumors in Magnetic Resonance Imaging Based on Improved Continuous Max-Flow

Ren Lu¹, Li Qiang^{1*}, Guan Xin¹, Ma Jie²

¹ School of Microelectronics, Tianjin University, Tianjin 300072, China;

² Tianjin Weishen Technology Company Limited, Tianjin 300384, China

Abstract In order to solve the problem of insufficient segmentation of brain tumors in magnetic resonance imaging (MRI) caused by noise, poor contrast, and diffused boundaries of tumors, a three-dimensional (3D) segmentation algorithm for brain tumor MRI images based on the improved continuous max-flow is proposed in this paper. Firstly, three types of MIR images, Flair, T1C and T2, are pre-processed with median filtering and fast fuzzy C means clustering. Then, the pre-processed images are linearly fused in the ratio of 5:1:4 (Flair, T1C, and T2) which is statistically observed from a large amount of experiments. Next, the 3D fused image is clustered by the fast fuzzy C-means algorithm to obtain the 3D under-segmented image. Finally, the proposed improved continuous max-flow algorithm acts on the 3D under-segmented image to obtain the final segmentation result with scattering points removed according to the analysis of the structural features and statistical characteristics of the 3D under-segmented image. The experimental results show that the average Dice coefficient, precision, and recall of the proposed method relative to the gold standard is up to 0.90, 0.94, and 0.86, respectively. The proposed algorithm can realize the 3D segmentation of the target regions precisely and automatically to meet the clinical medicine requirement.

Key words image processing; brain tumor; three-dimensional image segmentation; magnetic resonance imaging; linear fusion; improved continuous max-flow

OCIS codes 100.2960; 100.6890; 170.3880

收稿日期: 2018-05-04; 修回日期: 2018-06-06; 录用日期: 2018-06-08

基金项目: 国家自然科学基金(61471263)、天津市自然科学基金(16JCYJC31100)

* E-mail: liqiang@tju.edu.cn

1 引言

脑肿瘤是指在大脑内部生长的不正常细胞群。脑肿瘤可分为良性肿瘤和恶性肿瘤,良性肿瘤可通过手术治愈,恶性脑肿瘤又称为脑癌,会直接诱发患者死亡。数据显示,脑肿瘤死亡率占人体发病肿瘤比例的 2.4%^[1]。核磁共振成像(MRI)技术是现阶段脑疾病临床诊断的重要辅助手段之一,MRI 可实现无创伤脑肿瘤诊断,且具有较高的软组织分辨率。通过对脑肿瘤进行三维分割,医生可以直观地观察各个组织的大小和彼此的空间关系。通过观察和分割多张二维 MRI 脑部切片图判断病症,存在效率低、分割结果因人而异等问题。因此,研究一套准确、全自动、实时、稳健性强的三维脑肿瘤 MRI 分割系统是十分有必要的。

针对图像分割方法的分类,Erdt 等^[2]提出最新的连续性分类概念。不失一般性,按照这一分类方法将现有的三维 MRI 脑肿瘤分割方法分为四类:基于体素的分割方法,基于区域的分割方法,基于全局先验的分割方法以及基于局部先验的分割方法。

基于体素的分割方法包括阈值法^[3]、直方图法^[4]等。Akter 等^[4]通过计算二维切片 MRI 的直方图,设定阈值完成分割,再合并二维切片完成三维脑肿瘤分割。基于体素的分割方法简单快速,但主要利用图像信息而未利用形状信息,因而无法获得良好的效果。基于区域的分割方法主要包括区域增长法^[5-6]、分水岭法^[7]等。此类方法虽然对噪声不敏感,但易造成过分割。基于全局先验的分割方法主要包括各类有监督机器学习^[8-10]。Luo 等^[8]采用改进的支持向量机分割三维脑肿瘤;Zhao 等^[9]提出结合三个方向的二维全卷积神经网络和三维条件随机场分割三维脑肿瘤;Pereira 等^[10]提出多模式的神经网络分割算法。基于全局先验的分割方法是把分割目标类比为一组参考形状,可用于复杂目标的分割,但不适合无规则形状的目标分割。基于局部先验的分割方法主要包括各类无监督机器学习^[11-12]。Tong 等^[11]提出一种结合模糊聚类和混合水平集算法分割脑肿瘤的方法。基于局部先验的分割方法权衡分割目标的表面特征和内部特征,因此该方法不受限于分割目标的形状,但要求分割个体没有明显的形状变化。

目前分割三维脑肿瘤主要存在如下问题:1) MRI 四模态图像各具特点,如何合理使用各个模态完成分割;2) 传统算法容易陷入局部最优,造成分割结果不准确,如何寻找全局最优解;3) 二维脑

肿瘤已有完善的分割算法,三维脑肿瘤分割在合理借鉴二维分割算法的基础上,如何合理使用空间信息完善分割效果。

针对上述问题,本文提出一种脑肿瘤 MRI 三维分割算法框架。本文统计得到多模态线性融合比例,并通过这一比例对预处理后的多模态 MRI 图像进行线性融合,充分利用各模态的互补关系;提出一种改进的连续型最大流(CMF)算法,该算法能够对直方图快速模糊 C 均值(FFCM)算法得到的欠分割结果进行精准分割;最后配合去散点等步骤,实现全自动、快速、稳健的脑肿瘤 MRI 图像三维分割。

2 基本理论

2.1 快速模糊 C 均值算法

传统模糊 C 均值(FCM)算法目标是最大化类内相似度并最小化类间相似度。由于脑肿瘤图像信息复杂,传统的 FCM 算法计算复杂度高。Chen 等^[13]结合 FCM 算法和水平集算法加快分割速度。Abdel 等^[14]结合 K 均值和 FCM 算法提高分割效率。Adhikari 等^[15]提出一种条件空间 FCM 聚类算法。Wang 等^[16]提出改进的模糊聚类分割算法。Tian 等^[17]提出 FFCM 算法改进计算速度。FFCM 算法将图像灰度统计信息加入目标函数中,减少迭代次数,用更快的运行速度获得了与 FCM 相似的效果。

在 FFCM 算法中,设图像大小为 $U \times V$, $f(p, q)$ 表示 (p, q) 点的灰度值,其中 $1 \leq p \leq U, 1 \leq q \leq V$ 。定义灰度级 $g = \{L_{\min}, L_{\min+1}, \dots, L_{\max}\}$, 灰度范围为 $L_{\max} - L_{\min}$, L_{\max} 表示最大灰度值, L_{\min} 表示最小灰度值,聚类个数为 C , $\text{His}(g)$ 表示图像中灰度值为 $g (g \in G)$ 的像素点个数, $\text{His}(g)$ 的表达式为

$$\text{His}(g) = \sum_{p=1}^U \sum_{q=1}^V \delta[f(p, q) - g], \quad (1)$$

式中: $g = \{L_{\min}, L_{\min+1}, \dots, L_{\max}\}, \delta(0) = 1$ 。

FFCM 算法的目标函数为

$$J_m = \sum_{g=L_{\min}}^{L_{\max}} \sum_{i=1}^C (u_{ig})^m \text{His}(g) d^2(g, v_i). \quad (2)$$

约束条件 $\sum_{i=1}^C u_{ig} = 1, u_{ig} \in [0, 1], L_{\min} \leq g \leq L_{\max}, 1 \leq i \leq C$ 。其中 u_{ig} 表示灰度值 g 对聚类中心 i 的隶属度, $m \in (1, \infty)$ 是模糊参数, $d(g, v_i) = \|g - v_i\|$ 表示灰度值到聚类中心的距离。

FFCM 的目标是使(2)式最小化,其聚类中心迭代表达式为

$$v_i = \frac{\sum_{g=L.\min}^{L.\max} (u_{ig})^m \text{His}(g)g}{\sum_{g=L.\min}^{L.\max} (u_{ig})^m}, \quad (3)$$

隶属度迭代表达式为

$$u_{ig} = \left\{ \sum_{k=1}^C \left[\frac{d(g, v_i)}{d(g, v_k)} \right]^{2/(m-1)} \right\}^{-1}. \quad (4)$$

2.2 连续型最大流算法

最大流算法属于图割模型算法,由于最大流算法准确度高,近年来备受关注。Strang等^[18]最先把对最大流最小割从离散域扩展到连续域,但约束条件需要进一步连续化。Appleton等^[19]优化连续最小曲面的约束条件。Yuan等^[20]首次提出连续型最大流模型是连续型最小割模型的对偶问题,通过求解连续型最大流问题可以得到连续型最小割问题的解。

在区域流 Ω 中, s 和 t 分别为区域流的源点和汇点,目标区域为 S ,背景区域为 $\Omega \setminus S$, $C_s(x)$ 表示从源点到 $p \in S \setminus (s, t)$ 的最大容量, $C_t(x)$ 表示从 $p \in S \setminus (s, t)$ 到汇点的最大容量。

在连续型最小割理论中,目标函数为

$$\min_S \left\{ \int_{\Omega \setminus S} C_s(x) dx + \int_S C_t(x) dx + \alpha |\partial S| \right\}. \quad (5)$$

在空间连续型最大流理论中, $p(x)$ 表示 $p \in S \setminus (s, t)$ 之间的流量值, $p_s(x)$ 表示从源点到 $p \in S \setminus (s, t)$ 的流量值, $p_t(x)$ 表示从 $p \in S \setminus (s, t)$ 到汇点的流量值。

在连续型最大流理论中,目标函数为

$$\max_{p_s, p_t, p} \left\{ \int_{\Omega} p(x) dx \right\}, \quad (6)$$

约束条件为

$$|p(x)| \leq C(x), \quad \forall x \in \Omega, \quad (7)$$

$$p_s(x) \leq C_s(x), \quad \forall x \in \Omega, \quad (8)$$

$$p_t(x) \leq C_t(x), \quad \forall x \in \Omega, \quad (9)$$

$$\text{div} p(x) - p_s(x) + p_t(x) = 0, \quad \forall x \in \Omega. \quad (10)$$

通过引入无约束的拉格朗日乘数 λ ,流量守恒公式[(10)式]和连续型最大流模型[(6)式]共同等效为

$$\begin{aligned} & \max_{p, p_s, p_t} \min_{\lambda} \left\{ \int_{\Omega} \lambda(x) \text{div} p + \right. \\ & \left. [1 - \lambda(x)] p_s + \lambda(x) p_t dx \right\} \\ & \text{s.t. } p_s(x) \leq C_s(x), \quad p_t(x) \leq C_t(x), \\ & |p(x)| \leq C(x), \quad \forall x \in \Omega, \end{aligned} \quad (11)$$

式中: $C(x)$ 是图像边缘检测算子,在一般情况下可以视为常数 α ,则(11)式可写为

$$\min_{\lambda(x) \in [0, 1]} \left\{ \int_{\Omega} \alpha |\nabla \lambda(x)| + [1 - \lambda(x)] C_s(x) + \lambda(x) C_t(x) dx \right\}. \quad (12)$$

(12)式即为连续型最大流的目标优化函数。

3 本文算法原理

图1为本文算法框图。首先,对Flair、T1C和T2三种模态图像分别进行预处理;其次,对三种模态图像进行线性融合得到三维融合图像;再次,对三维融合图像采用FFCM预分割得到三维欠分割图像;最后通过分析三维欠分割图像的图像结构特征和统计特征提取源点和汇点的初始值,采用改进的连续型最大流算法对脑肿瘤边缘进行精准分割,对精准分割后的图像去散点,完成分割。

3.1 预处理

对Flair、T1C和T2三种模态图像分别进行预处理,包括中值滤波和FFCM聚类。通过非线性中值滤波,去除高斯噪声并处理边界信息,对各模态图像进行FFCM初始聚类,实现图像归一化,并保留区域有效信息。

3.2 多模态线性融合

MRI技术包括四种模态:T1、T2、T1C和Flair。每种模态包含不同信息,其中T1图像主要特征是脑部组织与周围区域有一定差异,但不同组织之间差异不大,水肿区域不明显,因此本文不选T1模态;T2图像主要特征是脑肿瘤区域与健康组织有较大差异,病变区域明显,适合观察脑肿瘤区域并作定量定位研究;T1C图像主要特征是可以较好地显示脑组织结构;Flair图像主要特征是水肿区域的灰度值与健康组织有较大差异,并且容易凸显被脑脊液掩盖的脑肿瘤。脑肿瘤病变组织包括增强肿瘤组织、非增强肿瘤组织、坏死组织和水肿区域。图2所示为T1图像、T2图像、T1C图像、Flair图像及专家分割结果。在专家分割结果中,绿色为水肿区域,黄色为增强肿瘤组织,蓝色为非增强肿瘤组织,红色为坏死组织^[21]。

依据不同模态图像包含的不同信息,根据大量实验数据统计得到一套线性融合比例,Flair、T1C、T2图像的比例为5:1:4,使用该比例能够有效融合各个模态图像,从而实现全肿瘤分割。全肿瘤包括增强肿瘤组织、非增强肿瘤组织、坏死组织和水肿区域。

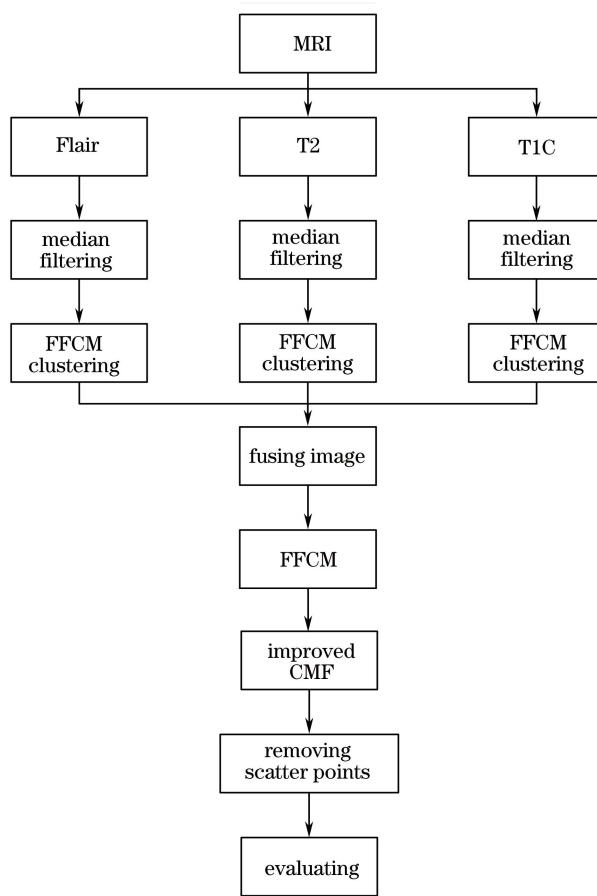


图1 本文分割算法框图

Fig. 1 Framework of the segmentation algorithm proposed

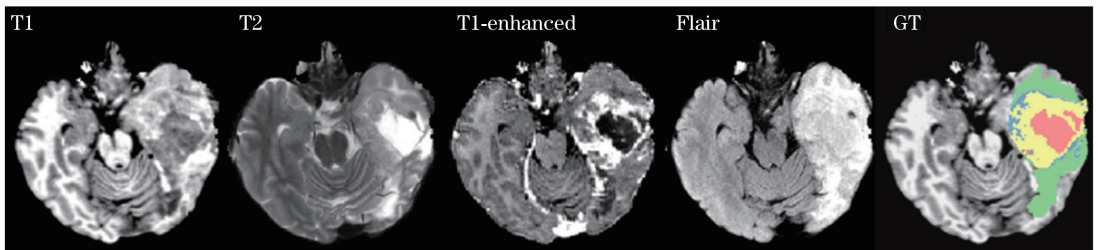


图2 四种类型脑肿瘤 MRI 图像及专家分割结果

Fig. 2 Four types of brain tumor MRI images and the expert segmentation result

3.3 FFCM 预分割

采用 FFCM 算法对三维脑肿瘤融合图像进行预分割,可以得到欠分割图像,具体步骤如下。

1) 初始化。根据灰度直方图检测思想,获取三维脑肿瘤融合图像峰值数,计算峰值数作为聚类数目 C ,随机初始化像素隶属度,满足(4)式约束条件。设定 $\epsilon = 10^{-6}$, $M = 10000$ 。

2) 根据(3)式计算聚类中心。

3) 根据(4)式计算像素隶属度。

4) 满足终止条件则结束,把体素点归入最大隶属度对应区域,设置阈值自动提取灰度值较大的区

域,得到三维欠分割图像;否则转到步骤 2)。

3.4 改进的 FCM 精准分割

Yuan 等在文献[20]中证明连续型最大流和连续型最小割是对偶问题,但模型中通过求解偏微分方程得到源点和汇点的初始值,这种方法精度不高。目前一般根据经验初始化源点和汇点为常数。

在连续型最大流算法中,源流和汇流的容量限制表达式为

$$C_s(x) = W [g(x) - g_s], \quad (13)$$

$$C_t(x) = W [g(x) - g_t], \quad (14)$$

式中: g_s 和 g_t 分别为源点和汇点的常数初值。

为了精准分割 FFCM 得到的欠分割图像,提出一种改进的连续型最大流算法。假设 FFCM 算法得到三维欠分割图像中为脑肿瘤点的集合为 T ,非脑肿瘤点集合为 F ,分别统计结果图中标记为 T 和 F 的灰度统计信息。 $T(i)$ 表示在 T 集中灰度级为 $i-1$ 的像素点个数, $F(i)$ 表示在 F 集中灰度级为 $i-1$ 的像素点个数,其中 $i \in [0, 255]$,则源点和汇点的初始值为

$$g_s(x) = \frac{1}{255 \times n} \sum_{i=1}^{256} i \times F(i), \quad (15)$$

$$g_t(x) = \frac{1}{255 \times m} \sum_{i=1}^{256} i \times T(i). \quad (16)$$

式中: n 和 m 满足 $n = \sum_{i=1}^{256} F(i)$, $m = \sum_{i=1}^{256} T(i)$ 。则源流和汇流的容量限制表达式为

$$C_s(x) = W [g(x) - g_s(x)], \quad (17)$$

$$C_t(x) = W [g(x) - g_t(x)]. \quad (18)$$

提出的改进的连续型最大流算法根据欠分割图像的结构特征和统计特征,可以较好地初始化源点和汇点,相比选取固定值初始化源点和汇点,改进的 FCM 算法加快了收敛速度并且提升了分割准确性。

3.5 去散点

一幅三维图像可以视为体素点的集合,连通是图像的基本特征,主要是用来描述体素之间或由体素构成的目标区域之间的关系。通过分析精准分割后的结果图可以看出,散点会影响三维脑肿瘤分割结果,且散点均为较小区域,待分割三维脑肿瘤为最大连通区域。去除这些散点可以得到更好的分割效果,因此采用最大连通域的方法去除散点。对于一例三维精准分割结果计算各连通域体素点个数,选取最大连通域为最终的三维脑肿瘤分割结果。

表 1 45 例图像不同比例处理结果

Table 1 Processing result of 45 images for different ratios

Fusion ratio	1:0:0	0:1:0	0:0:1	8:0:2	7:1:2	7:0:3	6:0:4	6:1:3	5:2:3	5:1:4
Dice	0.8277	0.2066	0.6989	0.8329	0.8368	0.8502	0.8600	0.8619	0.8608	0.8958
Precision	0.8965	0.4879	0.7687	0.9316	0.9349	0.9269	0.9246	0.9078	0.9014	0.9359
Recall	0.7545	0.3786	0.5758	0.7671	0.7820	0.8062	0.8004	0.8445	0.8601	0.8626

图 3 所示为 Flair 图像、T1C 图像、T2 图像和线性比例融合图像,融合比例为 5:1:4。可以看到融合图像中脑肿瘤区域亮度较高且边缘清晰。

图 4 为 Flair、T1C、T2 和融合图像灰度直方图。在每幅图中,蓝色线表示图像直方图,红色线表示脑肿瘤直方图。图 4(a)为 Flair 模态图,图中蓝色线与红色线有较多重叠,因为 Flair 图像脑肿瘤边

4 实验结果与分析

实验采用的脑肿瘤数据来源于目前使用最广泛的在线图库 BRATS2015,随机选取 45 组高级别胶质瘤(HGG)和 5 组低级别胶质瘤(LGG)。每组数据均包含神经胶质瘤患者的 Flair、T1、T1C 和 T2 四种已配准图像,即每种模式像素的同一坐标对应大脑中的同一个位置,大小均为 $240 \times 240 \times 155$ 个体素点,且均已去除头骨,金标准由网站提供,由多名专家手动分割完成。使用的软件平台是 MATLAB 9.0.0 (R2016a),运行环境是 Intel® Core™i5-6400 CPU @2.70 GHz,内存 4 GB。

4.1 评价指标

采用相似系数(Dice 系数)、正确率和召回率评价指标用于评估分割结果,其中相似系数表征实验分割结果与专家手动分割结果的相似程度,正确率为分割正确的脑肿瘤点占分割结果为脑肿瘤点的比例,召回率为分割正确的脑肿瘤点占真值脑肿瘤点的比例,其表达式为

$$f_{\text{Dice}} = \frac{|P \wedge G|}{(|P| + |G|)/2}, \quad (19)$$

$$f_{\text{Precision}} = \frac{|P \wedge G|}{|P|}, \quad (20)$$

$$f_{\text{Recall}} = \frac{|P \wedge G|}{|G|}, \quad (21)$$

式中: P 表示本文算法分割结果, G 表示金标准。

4.2 融合图像实验

为得到合适的融合比例,选取 45 例三维图像测试,以相似系数、正确率、召回率的均值为测试结果,如表 1 所示,任何一种单一模态分割结果均不理想,融合比例为 5:1:4 时,有较好的分割结果。

缘信息清晰,与健康组织对比度强,但红色线的峰顶区域与蓝色线不重叠,因此这一部分脑肿瘤区域与健康组织区域较难区分。图 4(b)为 T1C 模态图,图中蓝色线与红色线只有少部分重叠,红色线的峰顶区域与蓝色线差异较大,说明 T1C 模态脑肿瘤区域与健康组织区域相似,不易区分。图 4(c)为 T2 模态图,图中蓝色线与红色线虽然只有较少重叠,但

红色线的峰顶区域与蓝色线差异不大,说明 T2 模态脑肿瘤区域与健康组织区域较易区分。图 4(d)为融合比例为 5:1:4 的融合图像,图中蓝色线与红色线基

本重叠,仅有较少不重叠部分。与单模态图像相比,在融合图像中,脑肿瘤区域更明亮,与健康组织区域对比更明显,因此融合图像中脑肿瘤更易分割。

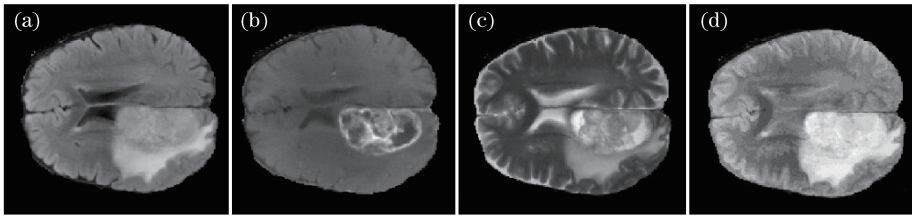


图 3 三种模态图像及融合后图像。(a) Flair;(b) T1C;(c) T2;(d)融合图像

Fig. 3 Three types of brain tumor MRI images and the fused image. (a) Flair; (b) T1C; (c) T2; (d) fused image

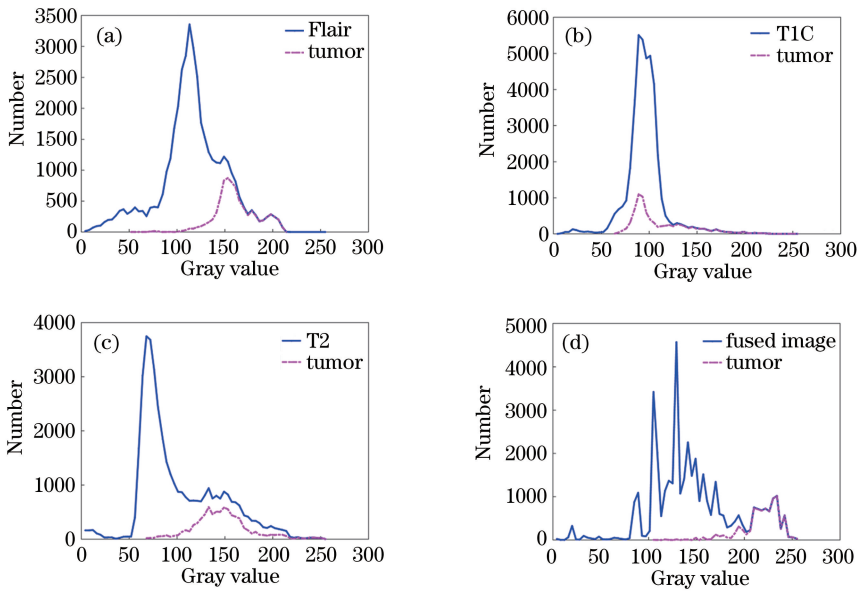


图 4 三种模态图像及融合图像直方图。(a) Flair;(b) T1C;(c) T2;(d)融合图像

Fig. 4 Histograms of three types of brain tumor MRI images and the fused image.

(a) Flair; (b) T1C; (c) T2; (d) fused image

4.3 对比与讨论

图 5 所示为一例 HGG 三维实例的主要分割步骤与结果,图 6 所示为一例 LGG 三维实例的主要分割步骤与结果。图 5(a)和图 6(a)为 FFCM 分割结果,即三维欠分割结果;图 5(b)和图 6(b)是本文提出的改进的 FCM 分割结果,即三维精准分割结果;图 5(c)和图 6(c)是去散点结果,即最终分割结果;

图 5(d)和图 6(d)是金标准。如图 5 和图 6 所示,三维欠分割结果基本确定脑肿瘤区域,使用本文改进的 FCM 算法精确分割后,修正脑肿瘤边界区域的分类结果,提高分割准确性,在去散点之后得到分割结果[图 5(c)和图 6(c)],对于 HGG 和 LGG 均能实现较好的分割效果。

表 2 和表 3 分别是一例 HGG 和 LGG 在水平

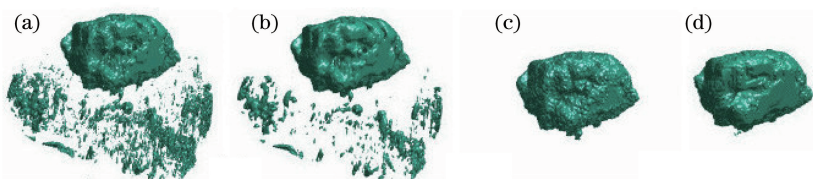


图 5 HGG 主要分割步骤三维结果图。(a)欠分割图像;(b)精准分割图像;(c)最终结果;(d)金标准

Fig. 5 Main steps of HGG 3D segmentation. (a) Under-segmented image; (b) accurate-segmented image;

(c) final segmented result; (d) gold standard



图 6 LGG 主要分割步骤三维结果图。(a)欠分割图像;(b)精准分割图像;(c)最终结果;(d)金标准

Fig. 6 Main steps of LGG 3D segmentation. (a) Under-segmented image; (b) accurate-segmented image; (c) final segmented result; (d) gold standard

面、冠状面和矢状面三个方向的分割结果。融合图像通过 FFCM 预分割得到欠分割图像,虽然能够基本分割脑肿瘤轮廓,但通过二维切面图可以看出,在脑肿瘤轮廓内部存在很多错判的像素点,使用本文提出的改进的 FCM 精准分割后,可以有效地修正欠分割图像脑肿瘤轮廓内部错判的像素点,最后去散点得到本文算法的最终结果,可以看到本文算法在三个方向上均有较好的效果。

为验证本文算法改进的有效性,对比源点与汇点初始化为常数的 CMF 算法。采用 45 例图像的相似系数、正确率和召回率的平均值评估算法性能,结果如表 4 所示。从表中可以看出,本文方法相似系数提高 2.3%,正确率提高 2.1%,召回率提高 3.6%,时间缩短了 6 s。本文算法初始化源点与汇点结合欠分割图像的结构特征和统计特征,可以减少迭代次数,加快收敛速度。

表 2 HGG 不同方向分割结果

Table 2 Segmentation of the HGG in various directions

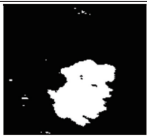



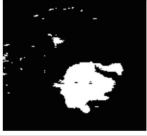
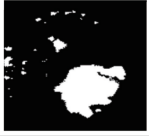


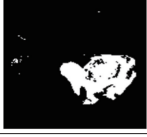



Direction	Under-segmented image	Accurate-segmented image	Final segmented image	Gold standard
Horizontal plane				
Coronal plane				
Sagittal plane				
Dice	0.8645	0.9007	0.9449	

表 3 LGG 不同方向分割结果

Table 3 Segmentation of the LGG in various directions













Direction	Under-segmented image	Accurate-segmented image	Final segmented image	Gold standard
Horizontal plane				
Coronal plane				
Sagittal plane				
Dice	0.8662	0.9024	0.9038	

表 4 改进 FCM 方法分割性能评估

Table 4 Segmentation performance evaluation of improved FCM segmentation method

Method	Dice	Precision	Recall	Time /min
FCM	0.88	0.92	0.83	0.4
Proposed	0.90	0.94	0.86	0.3

表 5 列出了 HGG、LGG 和所有数据的脑肿瘤分割指标的最大值、最小值、均值和标准差。相似系数、正确率和召回率标准差均较小,说明本文方法稳定,有效性高,自动分割结果的准确率可接受。从表 5 可以看出,LGG 正确率的标准差略优于 HGG,而其他指标的均值及标准差均略低于 HGG,主要原因是 LGG 是低级别的胶质瘤,LGG 脑肿瘤体积

表 5 HGG、LGG 和所有数据指标统计量

Table 5 Index statistics of HGG, LGG and all data

Index	Statistics	HGG	LGG	All data
Dice	Max value	0.9449	0.9038	0.9449
	Min value	0.8521	0.8553	0.8521
	Mean	0.8959	0.8848	0.8948
	Standard deviation	0.0251	0.0221	0.0240
Precision	Max value	0.9861	0.9922	0.9922
	Min value	0.8201	0.8034	0.8034
	Mean	0.9359	0.9268	0.9351
	Standard deviation	0.0470	0.0733	0.0492
Recall	Max value	0.9787	0.9412	0.9787
	Min value	0.7582	0.7516	0.7582
	Mean	0.8627	0.8543	0.8619
	Standard deviation	0.0495	0.0681	0.0508

表 6 三种分割方法的分割性能评估

Table 6 Segmentation performance evaluation of three segmentation methods

Method	Dice	Precision	Recall	Time /min
Zhao <i>et al.</i> ^[9]	0.87	0.93	0.86	3
Pereria <i>et al.</i> ^[10]	0.88	0.89	0.88	7.5
Proposed	0.90	0.94	0.86	0.3

5 结 论

针对脑肿瘤 MRI 三维图像分割,提出一种改进的连续型最大流算法脑肿瘤 MRI 三维分割方法。提出一套三维脑肿瘤分割算法框架,通过大量实验统计得到一套三维多模态 MRI 线性融合比例。与其他算法相比,本文算法的相似系数、正确率和召回率均有较好结果,且运行时间较短。实验结果表明,本文提出的改进算法具有全自动、准确性高、快速等特点,对研究 MRI 三维脑肿瘤图像分割有一定的意义。

参 考 文 献

[1] Siegel R, Naishadham D, Jemal A. Cancer statistics,

较小,与健康组织相似性较大,对比度较低,这是导致 LGG 分割精度低的重要原因。

为定量评估本文算法的有效性,针对 45 例 HGG 患者图像,本文算法分别与 Zhao 等^[9]、Pereria 等^[10]提出的算法进行比较,采用 45 例图像的相似系数、正确率和召回率的平均值和分割一例脑肿瘤的时间评估算法性能,结果如表 6 所示。从表中可以看出,与 Zhao 等^[9]提出的算法相比,本文方法相似系数提高 3.4%,正确率提高 1.1%,分割速度提升 10 倍;与 Pereira 等^[10]提出的算法相比,虽然召回率下降 3.5%,但相似系数和正确率分别提升 2.3%和 5.7%,分割速度提升 25 倍。

2013[J]. CA: A Cancer Journal for Clinicians, 2013, 63(1): 11-30.

[2] Erdt M, Steger S, Sakas G. Regmentation: a new view of image segmentation and registration [J]. Journal of Radiation Oncology Informatics, 2012, 4(1): 1-23.

[3] Mo S W, Deng X P, Wang S, *et al.* Moving object detection algorithm based on improved visual background extractor[J]. Acta Optica Sinica, 2016, 36(6): 0615001.

莫邵文, 邓新蒲, 王帅, 等. 基于改进视觉背景提取的运动目标检测算法[J]. 光学学报, 2016, 36(6): 0615001.

[4] Akter M K, Khan S M, Azad S, *et al.* Automated

- brain tumor segmentation from MRI data based on exploration of histogram characteristics of the cancerous hemisphere [C] // IEEE Region 10 Humanitarian Technology Conference, IEEE, 2017: 815-818.
- [5] Cabral J E, White K S, Kim Y, *et al.* Interactive segmentation of brain tumors in MR images using 3D region growing [C] // Medical Imaging 1993: Image Processing, International Society for Optics and Photonics, 1993: 171-181.
- [6] Li R Z, Liu Y Y, Yang M, *et al.* Three-dimensional point cloud segmentation algorithm based on improved region growing [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2018, 55(5): 051502.
李仁忠, 刘阳阳, 杨曼, 等. 基于改进的区域生长三维点云分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2018, 55(5): 051502.
- [7] Vrji K S A, Jayakumari J. Automatic detection of brain tumor based on magnetic resonance image using CAD system with watershed segmentation [C] // International Conference on Signal Processing, Communication, Computing and Networking Technologies, IEEE, 2011: 145-150.
- [8] Luo M, Huang J, Yang F, *et al.* 3D brain tumour segmentation based on adaptive weighted combined-kernel function [J]. *Computer Applications and Software*, 2015, 32(9): 210-213.
罗蔓, 黄靖, 杨丰, 等. 基于自适应加权混合核函数的3D脑肿瘤分割[J]. *计算机应用与软件*, 2015, 32(9): 210-213.
- [9] Zhao X, Wu Y, Song G, *et al.* 3D brain tumor segmentation through integrating multiple 2D FCNNs [C] // International MICCAI Brainlesion Workshop, Springer, 2017: 191-203.
- [10] Pereira S, Pinto A, Alves V, *et al.* Brain tumor segmentation using convolutional neural networks in MRI images [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2016, 35(5): 1240-1251.
- [11] Tong Y F, Li Q, Guan X. An improved multi-modal brain tumor segmentation hybrid algorithm [J]. *Journal of Signal Processing*, 2018, 34(3): 340-346.
童云飞, 李锵, 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, 34(3): 340-346.
- [12] Xie Z N, Zheng D, Chen J Y, *et al.* A tumor segmentation method of improved Chan-Vese model for liver cancer ablation computed tomography image [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2017, 54(2): 021702.
谢志南, 郑东, 陈嘉耀, 等. 改进 Chan-Vese 模型的肝癌消融 CT 图像肿块分割方法[J]. *激光与光电子学进展*, 2017, 54(2): 021702.
- [13] Chen Z B, Qiu T S, Su R. FCM and level set based segmentation method for brain MR images [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2008, 36(9): 1733-1736.
陈志彬, 邱天爽, Su R. 一种基于 FCM 和 Level Set 的 MRI 医学图像分割方法[J]. *电子学报*, 2008, 36(9): 1733-1736.
- [14] Abdel-Maksoud E, Elmogy M, Al-Awadi R. Brain tumor segmentation based on a hybrid clustering technique [J]. *Egyptian Informatics Journal*, 2015, 16(1): 71-81.
- [15] Adhikari S K, Sing J K, Basu D K, *et al.* Conditional spatial fuzzy C-means clustering algorithm for segmentation of MRI images [J]. *Applied Soft Computing*, 2015, 34: 758-769.
- [16] Wang M, Song Z F, Wang Z H. Remote sensing image segmentation based on fractal net evolution approach and improved fuzzy C-means [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2016, 53(11): 112801.
王民, 宋正付, 王稚慧. 基于分形网络演化方法和改进模糊聚类遥感影像分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2016, 53(11): 112801.
- [17] Tian J, Huang Y, Tian J. Histogram constraint based fast FCM cluster image segmentation [C] // IEEE International Symposium on Industrial Electronics, IEEE, 2007: 1623-1627.
- [18] Strang G. Maximal flow through adomain [J]. *Mathematical Programming*, 1983, 26(2): 123-143.
- [19] Appleton B, Talbot H. Globally minimal surfaces by continuous maximal flows [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2006, 28(1): 106-118.
- [20] Yuan J, Bae E, Tai X C. A study on continuous max-flow and min-cut approaches [C] // Computer Vision and Pattern Recognition, IEEE, 2010: 2217-2224.
- [21] Havaei M, Davy A, Warde-Farley D, *et al.* Brain tumor segmentation with deep neural networks [J]. *Medical Image Analysis*, 2017, 35: 18-31.