

改进的Brain Extraction Tool算法及其在脑实质分割中的应用

王晓飞, 聂生东, 王远军
上海理工大学医学影像工程研究所, 上海 200093

【摘要】 BET(Brain Extraction Tool)算法是一种常用的从磁共振(MRI)脑图像中分割脑实质的工具,在实际应用中发现, BET算法对正常脑实质的分割精度较高,但对有病灶的脑实质分割精度较差。根据BET算法存在的问题,改进原BET算法中不合理的 u_3 ,简化了计算繁琐的 u_2 ,并将其应用于分割MRI图像中的脑实质。首先:选择序列图像中间层,对其应用两次改进后的BET算法获得精确分割结果;然后:将获得的边界向其中心缩小一定比例后作为与其相邻层的初始边界再次应用修改后的算法获得该层精确边界;最后,不断重复上述步骤直至所有层分割结束。改进后的算法对脑部图像分割结果与人工分割结果的重叠率达到92.92%,而使用FSL中提供的BET工具的分割结果与人工分割结果的重叠率为88.94%。改进后的算法相比原BET算法能够更加准确地分割MRI图像中的脑实质。

【关键词】 BET算法;磁共振图像;脑实质;分割

【中图分类号】 R445.2; TP391

【文献标识码】 A

【文章编号】 1005-202X(2016)02-0113-05

Improved brain extraction tool algorithm for brain parenchyma segmentation

WANG Xiao-fei, NIE Sheng-dong, WANG Yuan-jun

Institute of Medical Imaging Engineering, University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China

Abstract: Brain extraction tool (BET) algorithm is a commonly used tool for segmenting brain parenchyma from magnetic resonance image (MRI). The practical application shows BET algorithm has a higher segmentation precision for the normal brain parenchyma than the brain parenchyma with lesions. According to the existing problems of BET algorithm, the unreasonable force u_3 in original BET algorithm was revised, and the force u_2 with tedious calculation was simplified. The modified BET algorithm was applied to segment the brain parenchyma of MRI. The improved BET algorithm was firstly applied to the selected intermediate slice of sequence images to obtain the accurate segmentation results. The obtained boundary was narrowed to its center in accordance with a certain proportion. The narrowed boundary was taken as the original boundary of the adjacent slices, and the improved BET algorithm was used again to obtain the accurate boundary of the slice. The above procedure was repeated until all slices were segmented. The overlap rate between the segmentation results of improved algorithm and the results of artificial segmentation reached 92.92%, while the overlap rate between the segmentation results of BET provided by FSL and the results of artificial segmentation reached 88.94%. Compared with the original BET algorithm, the improved algorithm can segment the brain parenchyma from MRI more accurately.

Key words: brain extraction tool algorithm; magnetic resonance image; brain parenchyma; segmentation

前言

从脑部MRI图像中剔除非脑实质并精确分割出

【收稿日期】2015-10-23

【基金项目】国家自然科学基金(60972122);上海市自然科学基金(14ZR1427900)

【作者简介】王晓飞(1989-),男,江苏淮安人,硕士研究生,主要研究方向:医学成像技术及图像处理, Tel:021-55271172。

【通信作者】聂生东(1962-),男,山东泰安人,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:医学成像技术及图像处理。 Tel:021-5522-71172; E-mail:nsd4647@163.com。

脑实质具有重要的临床应用价值。在众多脑实质分割方法中较为快速有效的是BET(Brain Extraction Tool)算法^[1-3],该算法由Smith等^[4]于2002年提出,随后在脑研究领域中得到广泛应用。在实际应用中我们发现, BET算法对正常脑实质或者虚拟脑部图像能够获得较好较快的分割效果,但是当患者脑实质中出现病灶时往往分割效果不理想^[5]。尽管有人提出了BET的改进算法^[6],但是仍然无法解决原有方法中存在的只能用于分割正常脑实质的问题。本文针

对BET在分割真实脑肿瘤患者MRI图像中的脑实质出现的问题对力 u_3 进行了改进,同时简化了力 u_2 。选择序列图像中间层,对其应用两次改进后的BET算法获得精确分割结果,并将获得的边界向其中心缩小一定比例后作为与其相邻层的初始边界,之后再次应用本文算法获得该层精确边界,以此减小边界穿越且增加边界演化速度,不断重复上述步骤直至所有层分割结束。实验表明,本文算法在处理具有病灶的非正常脑部图像时能够获得较理想的脑实质分割效果,相比原算法和改进算法^[6],本文算法对脑实质的分割的准确率都有所提高。

1 BET算法

1.1 BET算法简介

BET算法由Smith等^[4]于2002年提出,其基本思想是在其初始边界点上作用3个方向、大小不同的力,将边界点不断推向梯度较大的脑实质边界。如图1所示,图中 A_0 为当前作用点, A_1 、 A_2 为与 A_0 相邻的两个边界点, P 为 A_1 、 A_2 的中点, S 即为 A_0 指向 P 的一个矢量, S_n 为过 A_0 ,且垂直于线段 A_1A_2 的一个矢量, $S_t = S - S_n$, O 为轮廓中心。

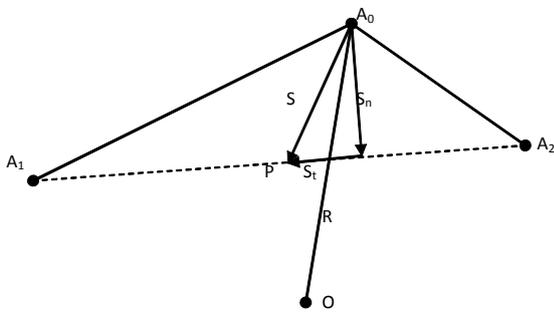


图1 作用点受力示意图
Fig.1 Force of action point

作用于 A_0 点的3个力 u_1 、 u_2 、 u_3 分别为:

$$u_1 = S_t \tag{1}$$

$$u_2 = f_2 \times S_n \tag{2}$$

$$u_3 = f_3 \times l \times E_{S_n} \tag{3}$$

其中 $f_2 = (1 + \tan(F \times (\frac{1}{r} - E))) / 2$ (4)

$$F = 6 / (\frac{1}{r_{\min}} - \frac{1}{r_{\max}}) \tag{5}$$

$$E = (\frac{1}{r_{\min}} + \frac{1}{r_{\max}}) / 2 \tag{6}$$

$$f_3 = \frac{2(I_{\min} - t_1)}{I_{\max} - t_2} \tag{7}$$

$$t_1 = (I_{\max} - t_2) \times b_t + t_2 \tag{8}$$

合力 $u = a_1 \times u_1 + a_2 \times u_2 + a_3 \times u_3$ (9)

式中 r 为 A_0 点处轮廓曲率, $r_{\min} = 3.33$ mm, $r_{\max} = 10$ mm, E_{S_n} 为 S_n 的单位向量, l 为 A_0 到 A_1 、 A_2 距离和的一半, t_2 为背景与前景的分割阈值, b_t 为输入参数, I_{\max} 是以 A_0 为起点,沿半径方向上 d 个像素的最大值, I_{\min} 是以 A_0 为起点,沿半径方向上 $2d$ 个像素的最小值。从图中可以看出,力 u_1 的作用是使 A_0 点保持在 A_1 与 A_2 之间, u_2 的作用是使轮廓保持平滑, u_3 是唯一与图像像素相关的力,它推动轮廓点到达图像梯度较大的位置。该算法通常作为一种脑实质分割工具被研究者们直接使用^[5,7],如在脑神经研究领域近年来应用较多^[8-11],但大多针对模拟脑数据,而非真实病例。

实验如图2所示,图2a为来自Brain Web : Simulated Brain Database数据库中04号正常结构模型中的第100层图像原图,其大小为256*256,图2b为从模拟图像中经BET算法分割出来的脑实质结果。使用该网站提供的分割结果作为金标准评价算法时,实验对其中04、05、06号序列进行分割,其结果与标准的平均重叠率达到91.32%。当算法应用到真实临床病例中时,往往因脑实质内部高梯度部分阻碍或者边界穿越而无法获得较



a: Original image from simulated database b: Segmentation result c: Segmented boundary from clinical data

图2 模拟脑数据分割结果

Fig.2 Segmentation result of simulated brain database

为理想的结果,如图2c所示。

1.2 BET算法存在的问题

由公式(1)、(2)、(3)可以看出,BET算法简单快速。实验中,该算法对正常的脑实质分割效果较为理想,但是分割一些肿瘤患者脑实质时往往效果较差。如图3所示:图3a为模拟图像及轮廓初始状态,图3b为无干扰物时的轮廓演化结果,图3c为有干扰物时的轮廓演化结果。从图3b中可以看出,当无干扰物时,轮廓演化较为理想,有干扰物(实际图像中

即为肿瘤等)时的演化结果很不理想,其根本原因在于力 u_3 设计不合理。

u_3 力的不合理导致边界演化出现混乱,如图4所示,图中 O 为轮廓中心点, P_i 为轮廓边界点。当轮廓演化到障碍物时,轮廓开始出现如图4a所示的凹凸变化,因 u_3 与 u_2 的方向相同,只是大小不同,所以下一次迭代时 P_2 、 P_4 等凸点与 P_3 等凹点会向相反方向运动,导致轮廓点越来越混乱,出现如图3c所示结果。应用到临床数据分割时就会出现图2c所示结果。

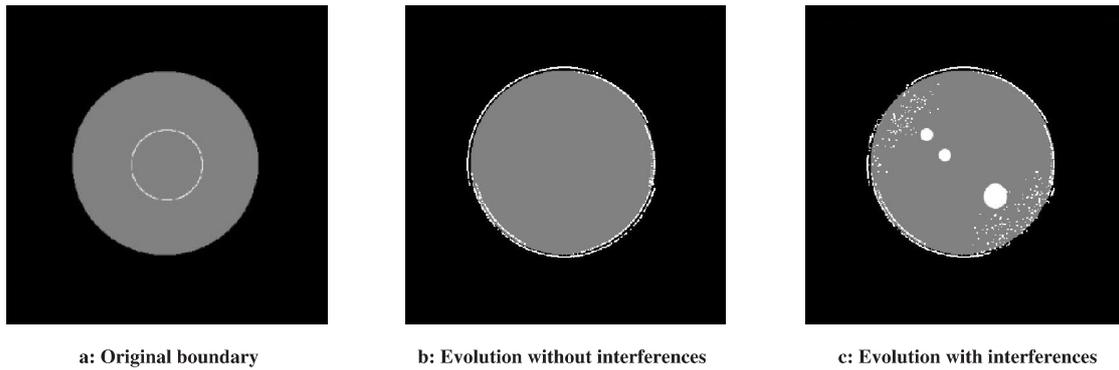


图3 轮廓演化示意图
Fig.3 Boundary evolution

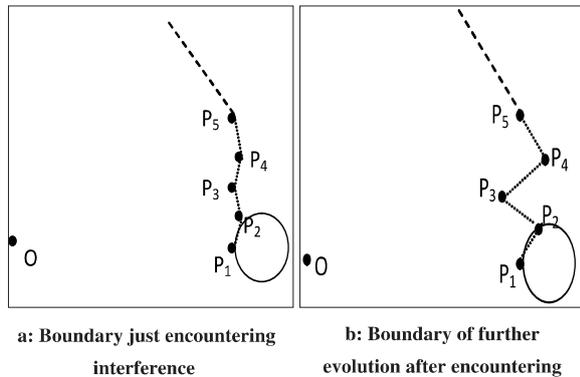


图4 轮廓遇障碍演化示意图
Fig.4 Boundary evolution with interferences

2 改进的BET方法

2.1 算法改进

针对上述实验中的问题,本文对 u_3 进行了修改,使 u_3 的方向始终由轮廓中心 O 指向 P_i ,即 u_3 中涉及到的 S_n 改为从 A_0 指向轮廓中心 O ,从而使轮廓点始终保持向外扩张的趋势,这符合整个脑实质部分呈现由中心向四周的发散状形态。遇到障碍时部分轮廓运动会被阻挡,但周围轮廓点仍然会向外扩张,扩张到一定程度时,被阻挡的轮廓点会被其周围的点拉得穿越障碍物,不断迭代之后轮廓点将较为平滑、

稳定地停留在脑实质边界处。江少锋等^[6]对 u_3 力的修改使得边界演化速度得以自动调节,提高效率,但是仍未能避免原BET方法不能正确分割带有病变的脑实质问题。

本文修改 u_3 后分割效果如图5所示,图5a为修改 u_3 的方向后轮廓被障碍阻挡但仍然未演化到稳定状态的示意图,图5b为已达稳定状态的示意图,图5c、5d为算法改进前后的真实脑实质分割结果。从图5c、5d中可以看出算法改进后针对非正常脑实质分割的轮廓演化已有较大改善。

在实际分割过程中为提高运算速度,简化了 u_2 力^[6],使得:

$$u_2 = \begin{cases} 0 & \theta > 160^\circ \\ S_n & \theta \leq 160^\circ \end{cases} \quad (10)$$

式中 θ 为当前作用点与相邻两个轮廓点的夹角。因 u_2 的作用是保持轮廓平滑,当夹角大于 160° 时即认为平滑,不需要使用 u_2 力进行调整。在有类似肿瘤等干扰物的图像中,为防止因迭代次数的增加而导致边界点穿越,以及边界扩张后点之间的距离增大导致边界点受力不均匀。在1次BET分割后,本文将粗略分割的脑实质边界作为第2次精确B-ET分割的初始边界,修改各力的加权系数 a_i ,减小演化速度,

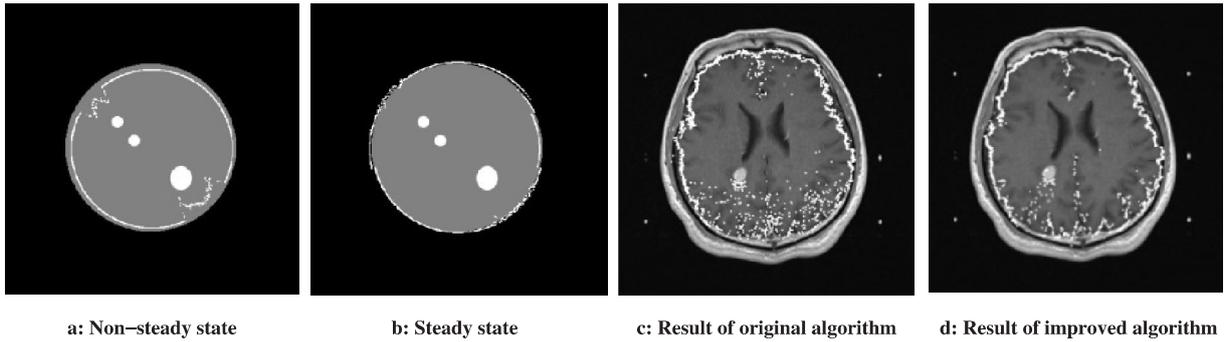
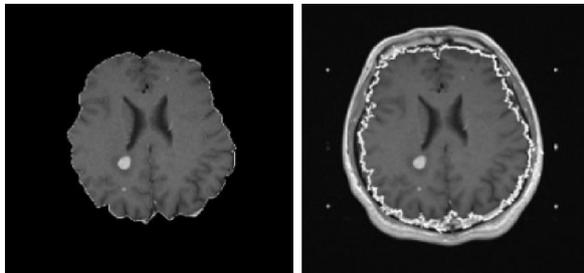


图5 本文算法实验对比

Fig.5 Comparison of original and improved algorithms

再次演化以获得更加精确的脑实质边界。如图6所示,图6a为第1次分割后的粗略结果,图6b为图6a中边界作为初始边界再次演化的结果。



a: Result of first evolution b: Result of second evolution

图6 第2次演化结果

Fig.6 Result of second evolution

2.2 序列分割

本文算法的目的是自动分割出具有病变的脑部MRI序列图像中的脑实质部分。具体算法步骤如下:

- (1)选择序列中间层作为初始层,对其应用一次BET算法,获得脑实质的初始边界 $B_0(mid)$;
- (2)将第一步中获得的脑实质初始边界再次应用BET算法,获得该中间层的精确边界 $B(mid)$;
- (3)将 $B(mid)$ 向其中心缩小一定比例(本文的缩小比例为10%),作为与其相邻的两层的初始边界 $B_0(i)$ 、 $B_0(j)$,再次应用BET算法获得精确边界 $B(i)$ 、 $B(j)$;
- (4)不断循环上一步骤直到所有层都被分割完毕。

3 实验结果及讨论

3.1 实验数据的获取

本文实验数据来源于上海市肺科医院西门子1.5T磁场磁共振扫描仪,共10个病例,每个病例包含50余层512*512像素的图像,扫描层厚为3 mm,这些

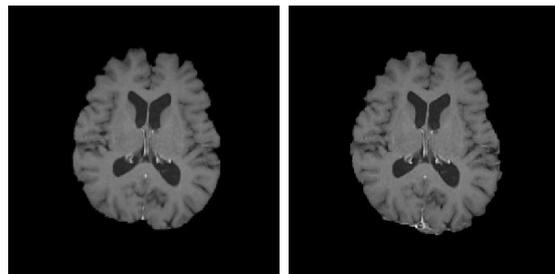
病例中均有脑肿瘤。

3.2 评价方法

目前医学图像分割通常以人工分割作为金标准,为评价分割获得的脑实质的精度,本文以经验丰富的放射科医生人工分割结果作为金标准,通过计算实验所得结果与放射科医生分割结果的重叠率来作为评价指标。重叠率的计算公式为:

$$\text{重叠率} = \frac{\text{正确提取面积} \times 2}{\text{标准面积} + \text{本文提取面积}} \quad (11)$$

式中正确分割面积为本文方法分割面积与标准面积(放射科医生分割结果)重叠部分的面积。图7为人工分割结果和实验所得结果的对比,从图中可以看出本文方法与人工分割结果较为吻合。为定量分析,本文进行了10组数据的分割对比实验。



a: Segmentation result of doctor b: Segmentation result of experiment

图7 医生分割结果与实验所得结果对比

Fig.7 Comparison of segmentation results of doctor and experiment

3.3 实验结果

本文采用10个临床病例对比了原BET算法、文献[6]的改进算法与本文改进算法的重叠率结果显示BET算法、本文算法、和文献[6]算法的平均重叠率分别为0.8894、0.9292、0.9105。图8为6个病例的本文算法分割结果。

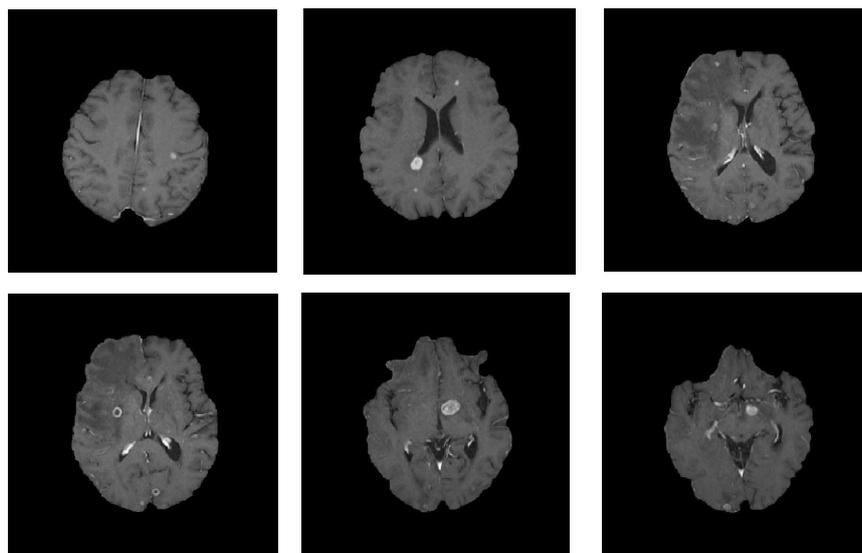


图8 6例患者带病灶的脑实质分割结果

Fig.8 Segmentation results of brain parenchyma with lesions

4 结论

本文提出了一种改进的BET算法并应用于脑实质的分割。实验结果表明,改进的BET算法在用于分割MRI图像中的脑实质时能获得更准确的结果,考虑了邻近层脑实质边界的相似性后可以有效提高二次应用演化算法时的速度和精度。相比较原算法和文献[6]的改进算法,本文方法的分割结果均更接近临床医生的人工分割结果,因此本文改进的方法更具有临床应用价值。

【参考文献】

- [1] 季冰, 聂生东, 张仁杰, 等. 基于MR图像的脑组织分割方法研究进展[J]. 中国医学物理学杂志, 2011, 28(1): 2373-2377.
JI B, NIE S D, ZHANG R J, et al. Review of methods for brain MR image segmentation[J]. Chinese Journal of Medical Physics, 2011, 28(1): 2373-2377.
- [2] ZHONG Y, QI S, KANG Y, et al. Automatic skull stripping in brain MRI based on local moment of inertia structure tensor [C]. Proceeding of the IEEE International Conference on Information and Automation, 2012: 437-440.
- [3] ESKILDSEN S F, COUPÉ P, FONO V, et al. BEAST: Brain extraction based on nonlocal segmentation technique[J]. NeuroImage, 2012, 59(3): 2362-2373.
- [4] SMITH S M. Fast robust automated brain extraction [J]. Human Brain Mapping, 2002, 17(3): 143-155.
- [5] SÉGONNE F, DALE A M, BUSA E, et al. A hybrid approach to the skull stripping problem in MRI [J]. NeuroImage, 2004, 22(3): 1060-1075.
- [6] 江少锋, 王文辉, 冯前进, 等. 基于改进BET算法的MR颅脑图像脑组织自动提取[J]. 中国图象图形学报, 2009, 14(10): 2029-2034.
JIANG S F, WANG W H, FENG Q J, et al. Automatic extraction of brain from cerebral MR image based on improved BET algorithm [J]. Journal of Image and Graphics, 2009, 14(10): 2029-2034.
- [7] LI J H, LIU X F, ZHUO J C, et al. An automatic rat brain extraction method based on a deformable surface model [J]. Neurosci Methods, 2013, 218(1): 72-82.
- [8] ECKER C, SUCKLING J, DEONI S C, et al. Brain anatomy and its relationship to behavior in adults with autism spectrum disorder [J]. Arch Gen Psychiatry, 2012, 69(2): 195-209.
- [9] NORDAHL C W, SCHOLZ R, YANG X W, et al. Increased rate of amygdala growth in children aged 2 to 4 years with autism spectrum disorders: a longitudinal study [J]. Arch Gen Psychiatry, 2012, 69(1): 53-61.
- [10] HEDDEN T, VAN DIJK K R A, SHIRE E H, et al. Failure to modulate attentional control in advanced aging linked to white matter pathology [J]. Cereb Cortex, 2012, 22(5): 1038-1051.
- [11] LIN L, WU S C, YANG C L. A template-based automatic skull-stripping approach for mouse brain MR microscopy [J]. Microsc Res Tech, 2013, 76(1): 7-11.