

基于改进 BET 算法的 MR 颅脑图像 脑组织自动提取

江少锋^{1,2)} 王文辉²⁾ 冯前进²⁾ 陈震¹⁾ 陈武凡²⁾

¹⁾(南昌航空大学自动化学院,南昌 330063) ²⁾(南方医科大学生物医学工程学院,广州 510515)

摘要 为稳定地自动从 MR 颅脑图像中提取脑组织,在经典的 BET 算法(brain extraction tool)的基础上提出了一种改进算法。该算法简化了 BET 中用来保持曲线光滑的平滑力,改进了 BET 中将曲线演化到脑组织边界的扩张力,引入了图像梯度的作用使曲线在脑组织内部演化快,在脑组织边界演化慢从而得到更好的结果。改进算法对 100 个临床病例的真实 MR 图像进行处理都得到理想的结果,相比之下 BET 算法有 8 例不成功。可见改进算法在处理真实 MR 图像时比经典 BET 算法更为稳定。

关键词 BET MR 颅脑图像 脑组织提取

中图法分类号: TP391 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2009)10-2029-06

Automatic Extraction of Brain from Cerebral MR Image Based on Improved BET Algorithm

JIANG Shao-feng^{1,2)}, WANG Wen-hui²⁾, FENG Qian-jin²⁾, CHEN Zhen¹⁾, CHEN Wu-fan²⁾

¹⁾(School of Automation, Nanchang HangKong University, Nanchang 330063)

²⁾(School of Biomedical Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515)

Abstract To extract the brain from cerebral MR image automatically and stably, an improved BET (brain extraction tool) algorithm is proposed in this paper. The improved algorithm simplifies the smoothing force used in BET which makes the contour of edge smooth and modifies the expansionary force used in BET to evolve the edge of brain according to the intensity distribution and the gradient of images. The modified expansionary force puts the contour fast when the contour is in the brain and puts the contour slowly when the contour is close to the edge of brain. The experiment results of the MR images from 100 patients processed by the improved algorithm are satisfying, but BET leads to 8 unsatisfying results whatever the parameters are set as, which shows the improved algorithm is more robust than BET algorithm when processing real MR images.

Keywords BET, cerebral MR image, extraction of brain

1 引言

头部图像可分为脑组织和非脑组织结构,脑组织主要包含灰质,白质和脑脊液,非脑组织主

要是头骨,头皮,眼球等。序列脑部 MR 图像分析,如脑组织分割,脑容量及脑萎缩测量都要依赖于快速准确的脑组织自动提取技术。Smith 开发了一种当前常用的基于可变形点阵模型的脑组织提取工具 BET^[1] (brain extraction tool)。BET

基金项目:国家重点基础研究发展计划(973)项目(2003CB716101);国家自然科学基金重点项目(30730036)

收稿日期:2007-11-05;改回日期:2008-08-18

第一作者简介:江少锋(1978~),男,讲师。2008年于南方医科大学生物医学工程学院获博士学位。主要研究方向为医学图像处理、3维重建。E-mail: jsphone@163.com

通讯作者:陈武凡,E-mail: chenwf@fimmu.com

的优点是速度很快,在处理合成图像时,效果较好,缺点是处理真实图像时效果往往不好。Shattuck 提出了基于边沿检测及形态学的 BSE 算法^[2],BSE 算法容易产生过平滑。Huang^[3,4]提出了基于动态轮廓的方法,该方法类似于 Snake 方法,缺点是速度较慢。李传富等^[5]提出了一种提取 CT 图像脑组织的方法,该方法频繁使用图像开闭及阈值分割操作,速度慢且不适用于 MR 图像脑组织提取。本文针对真实 MR 图像的特点,对 BET 算法进行了改进。实验表明本文算法具有原 BET 算法速度快的优点,同时对真实图像也有很好的处理效果。

2 BET 算法简介

BET 算法的主要思想是通过 3 种力将相互作用的轮廓点推到脑组织边缘,从而得到脑组织。这 3 种力分别是:平行于轮廓切线的拉力 u_1 ,该力使轮廓点保持间距(该间距不太小也不太大);垂直于轮廓切线的平滑力 u_2 ,该力和轮廓的曲率有关使得轮廓平滑;垂直于轮廓切线的扩张力 u_3 ,该力使得轮廓向外或向内演化。

2.1 轮廓初始化

利用较低的阈值去除 MR 图像的背景,粗略估计图像中颅脑的等效半径 r_0 ,并计算颅脑的中心,以该中心为圆心,初始化一个圆,该圆的半径为 r_0/m , $m > 1$ 。将圆弧分成 N 等份,每个等分点构成了初始轮廓的顶点。

2.2 轮廓演化

图 1 中, A_0, A_1 和 A_2 是轮廓中连续的 3 个顶点, A_c 是 A_1 和 A_2 连线的中点, A_i 是 A_0 到 A_1 和 A_2 连线的垂点, O 是轮廓的中心, s 是中线向量,将 s 分解为 s_n 和 s_t , s_n 为垂线向量, $s_t = s - s_n$, e_{s_n} 为 s_n 对应的单位向量, R 是径向。则推动顶点 A_0 演化的 3 个力分别为

$$u_1 = s_t \quad (1)$$

$$u_2 = [(1 + \tanh(F \times (1/r - E)))/2] s_n \quad (2)$$

$$u_3 = 2[(I_{\min} - t_1)/(I_{\max} - t_2)] \times e_{s_n} \quad (3)$$

$$t_1 = (I_{\max} - t_2) \times b_t + t_2 \quad (4)$$

式(2)中, r 是曲线在顶点 A_0 处的曲率 k 的倒数, $F = 6(k_{\max} - k_{\min})$, $E = (k_{\max} + k_{\min})/2$ 。本文取 $k_{\max} = 1/33$, $k_{\min} = 1/100$ 。式(3)中, I_{\min} 是以 A_0 为起点,沿

直线 R 方向上以一定的间距在 MR 图像上采样 N_d 个点灰度的最小值, I_{\max} 是以 A_0 为起点,沿直线 R 方向上以一定的间距在 MR 图像上采样 $N_d/2$ 个点灰度的最大值。 t_2 是一个区别背景和图像的阈值。 t_1 表示修正的区别背景和图像的阈值,和 I_{\max} 成线性关系。式(4)中的 b_t 是一个 0 到 1 之间的系数。这 3 个力的合力为

$$u = a_1 u_1 + a_2 u_2 + a_3 l u_3 \quad (5)$$

式中, a_1, a_2, a_3 为比例系数, l 为线段 $A_0 A_1$ 和线段 $A_0 A_2$ 长度之和的一半。

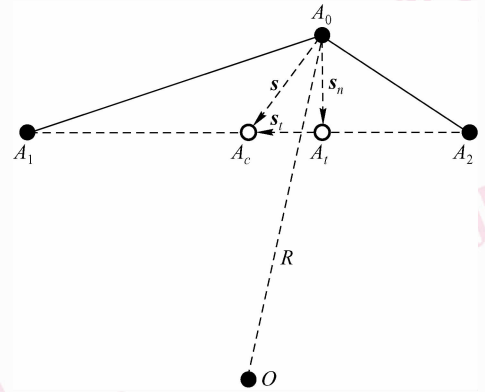


图 1 轮廓演化示意图

Fig. 1 The detail of contour evolution

从图 1 中可以看出,力 u_1 将顶点 A_0 向中点 A_c 方向拉,使得 A_0 和它的 2 个邻点间的距离保持稳定。从 u_2 的方向可以看出,当顶点 A_0 外凸时, u_2 将 A_0 向内拉,当 A_0 内凹时, u_2 将 A_0 向外推,且顶点 A_0 处的曲率越大, u_2 越大,这样使得整个轮廓曲线保持平滑。力 u_3 取决于顶点 A_0 邻域的灰度分布,当该力将曲线轮廓推向脑组织的边界附近时, I_{\max} 接近修正阈值 t_1 ,这时 u_3 很小,3 个力达到平衡,曲线演化结束。

BET 算法的优点是:从式(1)~式(4)可以看出,这 3 个力的计算非常简单,故 BET 算法速度很快,由于 u_1 和 u_2 的作用,轮廓点之间的分布很均匀,得到的轮廓曲线很平滑。缺点是 u_3 设计得不是很合理,在处理真实图像时常常效果不佳。

3 改进算法

颅底 MR 图像相对于颅顶图像要复杂很多,主要体现在颅底 MR 图像不仅包含颅顶图像中的颅

骨,脑组织,头皮还存在眼球鼻腔等组织。常规 BET 方法处理颅顶图像效果很好,但是在处理颅底图像时常常将不需要的组织包含进来,为此本文做了如下改进。

3.1 对扩张力 u_3 的改进

当初始轮廓有部分落在脑组织之外的时候(如图 2 所示),这些脑组织之外的轮廓点对应的 I_{max} 和 I_{min} 都很小,有可能 $I_{max} - t_2$ 接近 0,从式(3)中可以看到,这时 u_3 的计算变得极不稳定。于是 BET 采用限制 I_{max} 和 I_{min} 的最小值来处理这个问题,即若 $I_{max} < t$ 则 $I_{max} = t$,若 $I_{min} < t_2$ 则 $I_{min} = t_2$,其中 $t > t_2$ 。这种方法在处理有些图像时,无论如何调整 t, t_2 和 b_t 的值都得不到理想的结果,另外,式(4)定义的修正阈值 t_1 与 I_{max} 之间的线性关系并不合适。为此本文对式(3)和式(4)进行了如下修改:

$$u_3 = 2[(I_{min} - t_1)/I_{max}] \times e_{s_n} \times b_g \quad (6)$$

式中,若 $I_{max} < t$,则 $I_{max} = t$;若 $I_{min} < t_3$,则 $I_{min} = t_3, t > t_2 > t_3$ 。

$$b_g = 1 - \arctan(20(g - 0.1))/(0.5\pi) \quad (7)$$

$$t_1 = (1 + \tanh(8(I_{max} - t_4 - t_2)))/2 \times b_t + t_2 \quad (8)$$

式(6)将式(3)中的分母项改成 I_{max} ,回避了分母为 0 的问题,增加了一个参数 t_3 ,该参数的引入使得算法更加灵活。另外引入了一个由图像梯度 g 定义的速度因子 b_g 。 b_g 和图像的梯度关系由式(7)定义,关系曲线如图 3 所示。从图 3 中可以看出, b_g 和梯度成反比。引入 b_g 有 2 个好处:(1)当轮廓顶点位于图像脑组织之内时,该点的梯度较小,这时 b_g 较大,有利于提高曲线演化速度;(2)当轮廓

廓顶点位于图像脑组织边界附近时,该点的梯度较大,这时 b_g 较小,这时曲线演化较慢,使得曲线演化稳定。

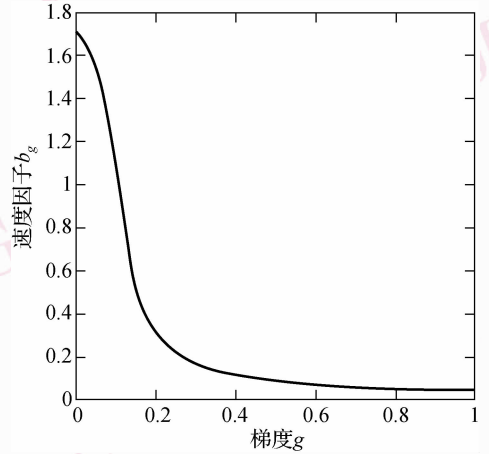


图 3 速度因子 b_g 曲线图

Fig. 3 The curve of evolution factor b_g

式(8)和 BET 算法相比, t_1 和 I_{max} 之间成非线性关系,这种关系更符合脑图像的灰度分布特点, t_4 用来调整图像亮度的偏差对曲线演化的影响,一般可以用脑图像中灰质和白质的平均灰度来估计。

3.2 增加 I_{max} 和 I_{min} 的搜索路径

在计算 I_{max} 和 I_{min} 时,常规 BET 算法仅有一条搜索路径,当该路径所经过的边界比较模糊时,演化曲线常常会穿越边界。因此根据脑部 MR 图像的特点增加了一条搜索路径,该路径和顶点所处位置有关。以曲线中心为坐标原点构造坐标系,如果顶点坐标的 x 方向长度大于 y 方向长度,搜索路径取 x 方向,如果顶点坐标的 y 方向长度大于 x

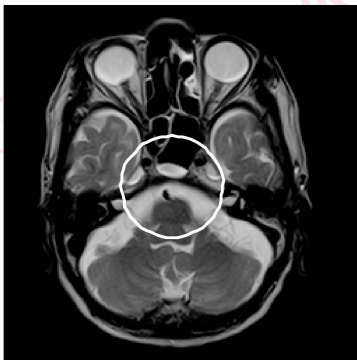


图 2 初始轮廓有部分落在脑组织之外
Fig. 2 The condition where some vertexes are out of the brain

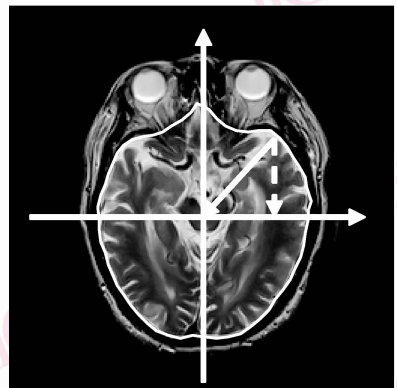


图 4 I_{max} 和 I_{min} 的搜索方向
Fig. 4 The searching direction of I_{max} and I_{min}

方向长度,搜索路径取 y 方向,如图 4 所示。图中,实线为 BET 算法搜索方向,虚线为本文算法新增方向。

3.3 对平滑力 u_2 的简化

BET 算法中,式 (2) 利用曲线的曲率来定义平滑力,定义方式比较复杂。实际该力只要在一定范围内任意取值就可以起到平滑作用,所以它的定义完全可以简化。本文重新定义了 u_2 ,通过顶点相对于其相邻顶点的夹角 θ 来表征曲线的光滑程度,并认为当 $\theta > 160^\circ$ 时曲线就是光滑的。当 θ 很大时(大于 160°),该顶点处的曲线比较光滑,无须进行平滑。当 θ 较小时(小于等于 160°),简单地将该顶点推到垂点位置,以使曲线光滑,也即

$$u_2 = \begin{cases} 0 & \cos\theta < -0.94 = \cos(160^\circ) \\ s_n & \cos\theta \geq -0.94 = \cos(160^\circ) \end{cases} \quad (9)$$

计算时采用角度的余弦是考虑到余弦函数在 $[0, \pi]$ 上单调减,且余弦函数的计算比角度计算来得简单,这样可以减少计算量。

4 实验

4.1 曲线演化过程

图 5 中的 12 幅图像完整地表示了采用本文算法提取脑部 T2 加权 MR 图像脑组织的曲线演化过程。初始轮廓是一个圆,刚开始因为轮廓曲

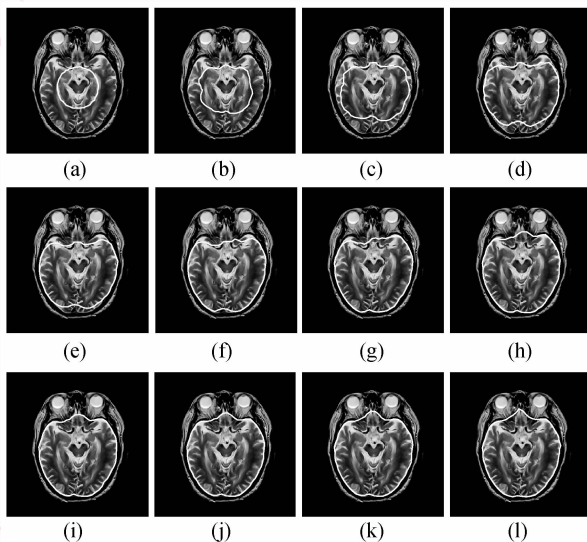


图 5 轮廓曲线演化过程

Fig. 5 The evolution of contour

线位于脑组织内部,这里图像的梯度较低,速度因子 b_g 较大,所以曲线在扩张力的推动下很快地向边界扩张(图 5(a)~图 5(e))。当曲线演化到脑组织的边界周围时,图像的梯度较高,速度因子 b_g 较小,演化速度变慢,直到曲线完全和脑组织边界重合。这时扩张力变得很小,各种力之间达到平衡,演化结束。轮廓曲线之内的区域即为脑组织。

4.2 本文算法和 BET 算法比较

图 6(a~d) 为不同参数下采用 BET 算法对某幅 T1 加权图像处理结果,图 6(e) 为采用本文算法对同一幅图像的处理结果。可以看到,不论参数怎么调整,图 6(a~d) 中有的部分颅外结构被包含进来,有的部分脑组织没包括进来。而且该幅图像对 BET 参数的调整很敏感,某个参数稍微调整一点点,结果就变化很大。而采用改进的算法没有出现这种情况。

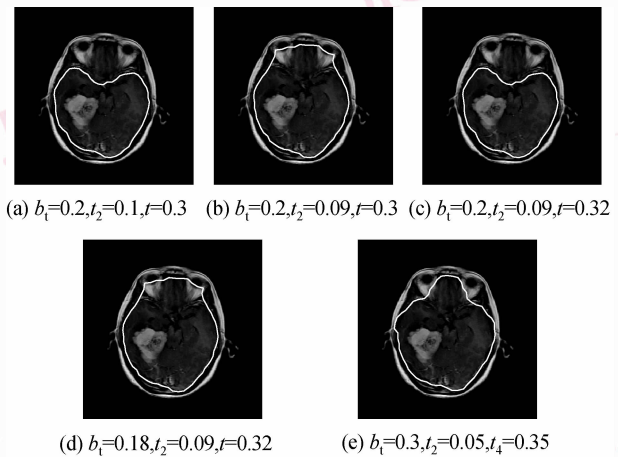


图 6 T1 加权图像两种算法的处理结果

Fig. 6 The extraction results of T1 weighted MR skullbase image with the two methods

4.3 大量真实图像实验结果比较

为进一步比较两种算法的性能,从医院 PACS 系统中提取了 100 多个病人的 T1 加权 MR 颅脑图像数据进行实验。实验发现通过适当调整参数,本文算法能够正确处理所有的 MR 图像,如图 7 所示。而采用 BET 算法处理,发现有 8 幅颅底图像无论参数怎样调整都得不到理想的效果,如图 8 所示。实验时使用的参数如表 1 所示。

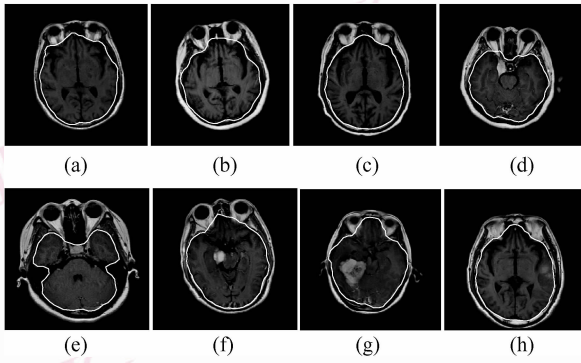


图 7 颅底图像实验结果(改进 BET 算法)

Fig. 7 The results of T1 weighted MR skullbase images with the improved BET

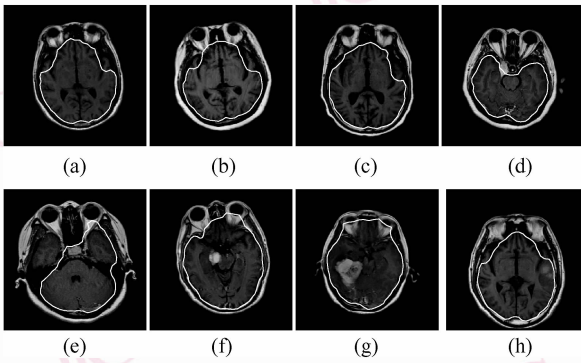


图 8 颅底图像实验结果(BET 算法)

Fig. 8 The results of T1 weighted MR Skullbase images with BET

表 1 实验参数

Tab. 1 The table of experiment parameters

编号	本文算法参数			BET 参数		
	t_2	t_4	b_t	t	t_2	b_t
a	0.05	0.35	0.3	0.35	0.05	0.3
b	0.03	0.35	0.2	0.3	0.03	0.3
c	0.03	0.35	0.2	0.3	0.03	0.3
d	0.03	0.35	0.2	0.3	0.05	0.3
e	0.05	0.35	0.3	0.2	0.04	0.2
f	0.03	0.35	0.2	0.2	0.04	0.2
g	0.05	0.35	0.3	0.32	0.09	0.18
h	0.03	0.35	0.2	0.35	0.03	0.3

4.4 参数对实验结果的影响

为考察参数 t_2, t_4 和 b_t 对本文算法的影响,采用脑组织提取结果的面积和真实面积的差比上真实面积即 $T = \Delta A/A$ 来衡量脑组织提取结果的优劣。通

过大量实验发现有这样的规律: T 和 t_2, b_t 成反比和 t_4 成正比,如图 9 所示。这个规律对调整参数以使结果最优有很大的指导意义。当 T 过大时,可以增大 t_2, b_t 或减小 t_4 来减少 T 。反之,可以减小 t_2, b_t 或增大 t_4 来增大 T 。一般只要少量调整就能得到良好的结果。除 t_2, t_4 和 b_t 外的其他参数一般不需要调整。

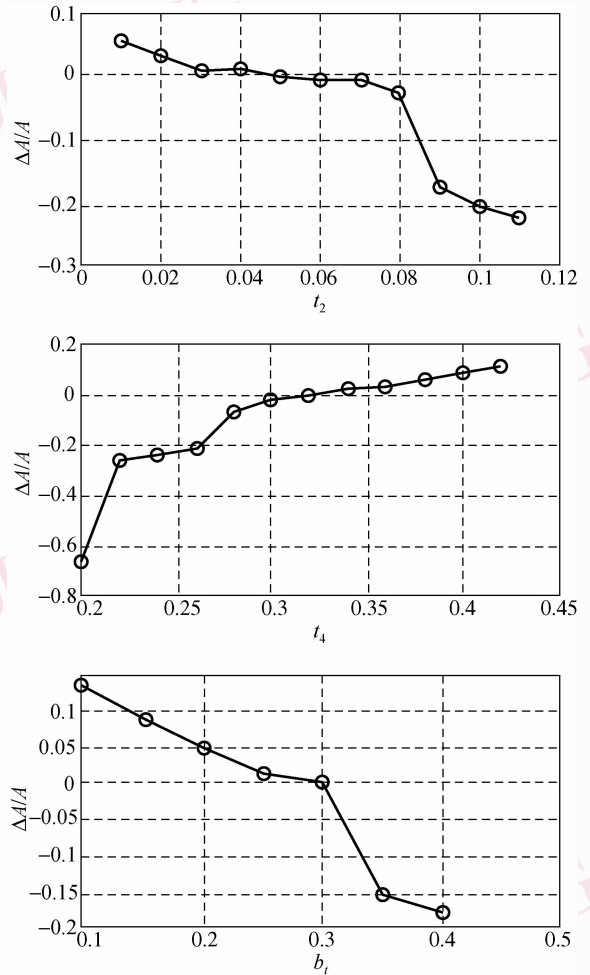


图 9 参数 t_2, t_4 和 b_t 对 T1 加权 MR 图像脑组织提取结果 $\Delta A/A$ 影响曲线

Fig. 9 The curves of the relation between $\Delta A/A$ and t_2, b_t and t_4

4.5 序列脑图像实验结果

图 10 的 20 幅图像为某个病人 T2 加权脑部 MR 图像序列的脑组织提取结果。这些图像大小均为 256×256 , 灰度范围在 0 到 1 之间。各参数如下:

$$t_2 = 0.12, t_3 = 0.02, t_4 = 0.35, t = 1.1t_2,$$

$$b_t = 0, a_1 = 0.5, a_2 = 0.3, a_3 = 0.15$$

可以看到在使用相同参数的情况下,本文算法不管

是对比较复杂的颅底图像还是对较为简单的颅顶图像都得到了很好的处理结果。实验说明本文算法有良好的稳定性。

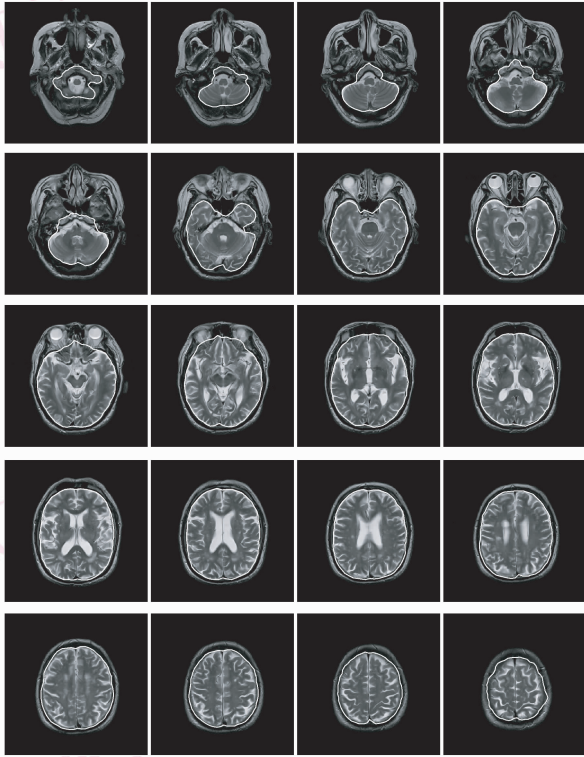


图 10 序列脑部 MR 图像本文算法处理结果

Fig. 10 The extraction result of serial MR cerebral images with the proposed method

5 结 论

大量实验表明,改进算法在处理真实的 MR 图像(包括 T1 和 T2 加权图像)均能得到很好的效果。下一步的工作是如何利用序列脑图像相邻层的相似性大大提高 3 维脑图像序列脑组织提取的速度和精度。

参考文献 (References)

- 1 Smith S M. Fast robust automated brain extraction [J]. *Human Brain Mapping*, 2002, **17**(3): 143-155.
- 2 Shattuck D W. Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model [J]. *Neuroimage*, 2001, **13**(5): 856-876.
- 3 Huang A, Abugharbieh R, Tam R, *et al.* Brain extraction using geodesic active contours [A]. In: *Proceedings of SPIE Conference on Medical Imaging 2006: Image Processing [C]*, San Diego, CA, USA, 2006, **6144**: 1457-1464.
- 4 Huang A, Abugharbieh R, Tam R, *et al.* MRI brain extraction with combined expectation maximization and geodesic active contours [A]. In: *Proceeding of 2006 IEEE International Symposium on Signal Processing and Information Technology [C]*, Vancouver, Canada, 2006: 107-111.
- 5 Li Chuan-fu, Zhou Kang-yuan, Chen Zeng-sheng, *et al.* A morphology and knowledge based automatic segmentation intracranial structures on cerebral computerized tomography [J]. *Journal of University of Science and Technology of China*, 2006, **36**(2):148-152. [李传富, 周康源, 陈曾胜等. 序列颅脑 CT 图像的颅腔内结构自动化分割 [J]. *中国科学技术大学学报*, 2006, **36**(2), 148-152.]