

# 基于改进 BET 的 MRI 脑组织自动提取算法

杨金柱<sup>1,2</sup>, 陆琳<sup>1,2</sup>, 曹鹏<sup>1,2</sup>, 赵大哲<sup>1,2</sup>  
(1. 东北大学 计算机科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110169; 2. 东北大学 医学影像计算教育部重点实验室, 辽宁 沈阳 110169)

**摘 要:** 提出一种基于改进 BET(brain extraction tool)的 MRI 脑组织自动提取算法. 首先,该算法结合图像梯度信息能够估计出更为准确的脑重心(center of gravity, COG);其次,该算法构建了新的脑表面形变力,在垂直于脑表面切线的扩张力中引入了边缘力,该力很好地抑制了脑组织的边界泄漏和过度分割问题. 使用本文方法对 MRI 脑影像进行了自动脑组织提取,实验结果表明,本文算法能够自动获得更加准确的脑组织提取结果,特别是在脑组织边缘处,本文算法与 BET 算法相比,提取结果更准确.

**关 键 词:** 脑组织提取;磁共振图像;脑组织提取工具;脑重心;边缘力

中图分类号: TP 751      文献标志码: A      文章编号: 1005-3026(2018)02-0186-05

## MRI Brain Tissue Automatic Extraction Algorithm Based on Modified BET

YANG Jin-zhu<sup>1,2</sup>, LU Lin<sup>1,2</sup>, CAO Peng<sup>1,2</sup>, ZHAO Da-zhe<sup>1,2</sup>  
(1. School of Computer Science & Engineering, Northeastern University, Shenyang 110169, China; 2. Key Laboratory of Medical Image Computing, Ministry of Education, Northeastern University, Shenyang 110169, China. Corresponding author: ZHAO Da-zhe, E-mail: zhaodz@neusoft.com)

**Abstract:** Based on modified brain extraction tool (BET), an automatic extraction algorithm is proposed for brain MRI (magnetic resonance imaging). Firstly, the algorithm combining image gradient information can estimate the center of gravity (COG) of brain more accurately; secondly, it builds a new brain surface deformation force. Edge force is introduced into the expansion force perpendicular to the tangent of brain surface, which could suppress the brain tissue leaking and over-segmentation problem. Experiments are conducted on the algorithm proposed to automatically extract brain tissue of MRI brain images, and the results show the more accurate extraction of brain tissue, especially at brain tissue edges, compared with the BET method.

**Key words:** brain extraction; MRI; BET (brain extraction tool); COG (center of gravity) of brain; edge force

MRI (magnetic resonance imaging) 在脑功能疾病诊断方面被广泛应用于临床医学和医学研究,其中,脑组织的提取是脑功能疾病诊断中的重要环节. 由于 MRI 影像通常存在偏移场效应、局部体效应<sup>[1-3]</sup>,导致 MRI 影像组织边缘模糊,灰度分布不均匀;此外, MRI 脑影像还存在个体差异性. 这些问题的存在,使得脑组织的提取成为医学影像分析领域极具挑战性的课题. 目前,在脑组织提取方面,文献[4-5]结合各向异性扩散方法、形态学方法和阈值分割方法,最终实现了脑组织的提取. 分水岭技术是一种基于区域的分割方法. 文献[6]提出一种基于水平集方法的分水岭变换和模糊 C 值聚类的脑图像分割算法,该方法通过灰度梯度判断子区域的连通性,并采用水平集方法得到最终的分割结果. 文献[7]提出三维分水岭方法,采用简单的合并规则避免过分割问题. 文献[8]提出可变形点阵模型,但是不能直接处理三维脑影像. 文献[9-10]提出一种基于活动轮廓模型来提取脑白质、脑灰质的方法,但计算量较大. 文献[11]提出基于模板的分割方法,该

方法迭代地将模板与脑组织进行匹配,最终获得脑组织,与区域分割的方法相比,该方法鲁棒性较好,且人工交互少,对影像质量不敏感。

BET(brain extraction tool)<sup>[12]</sup>算法是当前常用的基于可变形点阵模型的脑组织提取方法.该方法首先计算 MRI 脑影像的灰度直方图,通过灰度直方图估计三个值,分别是区分脑组织和非脑组织的影像灰度的灰度阈值、影像灰度最大值和最小值;然后粗略估计脑组织的重心,并依据脑与非脑的灰度值获得初始脑组织;最后在脑组织内通过三维三角面片构建脑初始表面,每个三角面片建立切向力和平滑力,在三角面片上两个力的驱使下使得初始面保持一定的距离和平滑性,直到脑表面足够平滑且稳定下来,分割结束.该算法具有较高的鲁棒性和准确性,同时速度也非常快,是一种非常好的脑组织提取算法.但该算法对初始脑重心位置选取依赖较大,处理真实全脑图像时往往对重心的估计不够准确,效果不好,并且在真实全脑图像中,脑组织与相邻组织的灰度值相近,脑组织提取时很容易发生泄漏或过度分割<sup>[13]</sup>。

针对上述问题,本文引入图像梯度信息,进一步改进脑重心的选取,在脑表面形变过程中引入边缘力以减少脑组织在边界的泄漏和过度分割。

# 1 实验方法

改进的 BET 脑组织自动提取算法主要由两部分组成:①参数估计和脑表面初始化;②脑表面形变力构建.首先在参数初估计中,引入图像梯度信息,提高脑重心(center of gravity, COG)的计算准确性,其次构建新的脑表面形变力,在垂直于脑表面切线的扩张力中引入边缘力,很好地抑制了脑组织的边界泄漏和过度分割问题。

## 1.1 脑重心估计和脑表面初始化

为了估计脑重心,首先计算区分脑与非脑组织的阈值  $t$ . 在原始 BET 算法中  $t = t_2 + 0.1(t_{98} - t_2)$ , 其中  $t_{98}$  是脑影像直方图中灰度值等于灰度分布 98% 处的影像灰度值,  $t_2$  是脑影像直方图中灰度值等于灰度分布 2% 处的影像灰度值. 根据先验知识,整个脑影像中灰度值大于  $t$  的位置属于脑组织,其他位置为非脑组织部分. 获得脑组织区域后,将计算脑组织区域像素位置的平均值作为脑重心 COG;但对全脑数据而言,在  $z$  轴方向,由于阈值  $t$  无法准确地对头颈部灰度值与脑部组织灰度值进行区分,导致在  $z$  轴方向的 COG 坐标均值不准确,在  $x$  和  $y$  轴方向的坐标均值比较准确。

图 1 为 MRI 脑图像。

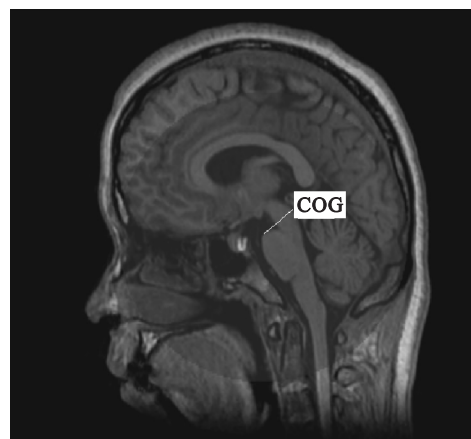


图 1 MRI 脑图像  
Fig. 1 Original MRI brain image

针对  $z$  轴坐标值不准确的问题,引入图像梯度信息以提高脑重心的计算准确性. 沿着  $z$  轴分别向上和向下求取每个像素点的梯度值  $z_u(i)$  和  $z_d(i)$ , 并取得  $z$  轴上方向最大梯度值  $z_u$  和  $z$  轴下方向最大梯度值  $z_d$ . 这里认为  $z_u$  和  $z_d$  所在位置是  $z$  轴方向上的脑组织边界,则脑重心在  $z$  轴方向上的坐标为  $z_u$  和  $z_d$  所在位置的 1/2 处,如式(1)所示:

$$z_1 = 0.5(z_u + z_d). \quad (1)$$

假设脑组织是一个三维球体,半径为  $R$ . 将  $R$  作为初始脑的半径:

$$R = (0.75 \cdot V / \pi)^{1/3}. \quad (2)$$

图 2 是脑表面模型示意图. 初始脑表面是一个二十面体,为了使表面上每个顶点到二十面体中心的距离尽可能相等,将二十面体中的每个小三角分成 4 个更小的三角. 在新的表面中,原来二十面体中的每个顶点都有 5 个或是 6 个相邻的顶点. 按照这样的方法,将表面上新的三角面片继续分解成更小的三角,直到这个二十面体近似于一个球面为止。

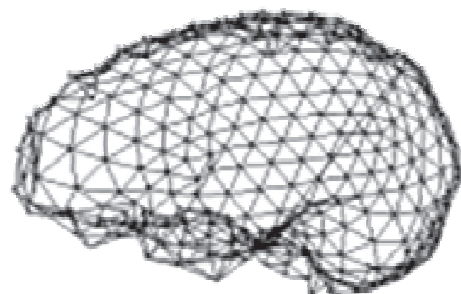


图 2 脑表面模型  
Fig. 2 Brain surface model

## 1.2 脑表面形变力构建

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 种力分别是平行于脑表面切线的拉力  $\boldsymbol{u}_1$ , 该力使脑表面点保持间距; 垂直于脑表面切线的平滑力  $\boldsymbol{u}_2$ , 该力和脑表面的曲率有关, 使得轮廓平滑; 垂直于脑表面切线的扩张力  $\boldsymbol{u}_3$ , 该力使得脑表面向外或向内演化(变形).

脑组织轮廓演化的过程就是轮廓线上的轮廓点根据受力情况更新轨迹的过程. 最后受力接近平衡时, 轮廓点在一定的小范围内运动, 这时的轮廓点连线为脑组织轮廓. 图 3 描述的是在二维平面中求向量  $\boldsymbol{s}$  及其两个分解向量  $\boldsymbol{s}_n$  和  $\boldsymbol{s}_t$ . 如图 3 所示, 假设有顶点  $O$ ,  $A$  和  $B$  是与  $O$  相邻的两个点,  $A$  和  $B$  中间的位置为  $D$ , 用向量  $\boldsymbol{s}$  代表顶点  $O$  到点  $D$  的向量,  $\boldsymbol{s}$  的分解向量为  $\boldsymbol{s}_n$  和  $\boldsymbol{s}_t$ , “ $\hat{\cdot}$ ”表示单位向量:

$$\boldsymbol{s}_n = (\hat{\boldsymbol{s}})\hat{\boldsymbol{n}}, \tag{3}$$

$$\boldsymbol{s}_t = \boldsymbol{s} - \boldsymbol{s}_n. \tag{4}$$

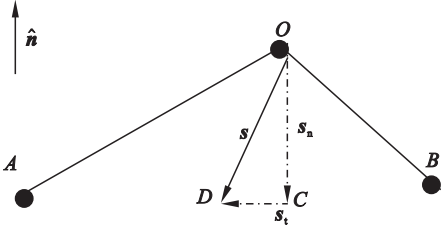


图 3 向量  $\boldsymbol{s}$  分解示意图

Fig. 3 Decomposition of the vector  $\boldsymbol{s}$

$\boldsymbol{s}_n$  和  $\boldsymbol{s}_t$  两个正交向量的变化是推动顶点  $O$  演化的三个力  $\boldsymbol{u}_1, \boldsymbol{u}_2, \boldsymbol{u}_3$  更新的基础,  $\boldsymbol{u}_1$  由脑表面的切向量  $\boldsymbol{s}_t$  及其权值组成,  $\boldsymbol{u}_1$  限制顶点只在脑表面中移动.  $\boldsymbol{u}_2$  和  $\boldsymbol{u}_3$  的方向和  $\boldsymbol{s}_n$  的方向平行.

$$\boldsymbol{u}_1 = \boldsymbol{s}_t. \tag{5}$$

$$\boldsymbol{u}_2 = (1 + \tanh(F(1/r - E)))/2\boldsymbol{s}_n. \tag{6}$$

式中:  $r = \frac{l^2}{2|\boldsymbol{s}_n|}$ ,  $l$  是当前点到相邻点的平均距离;  $E = (1/r_{\min} + 1/r_{\max})/2$ ;  $F = 6/(1/r_{\min} - 1/r_{\max})$ ,  $r_{\max} = 10, r_{\min} = 3.33$ .

原始 BET 算法中, 脑组织在边界处会出现泄漏和过度分割, 为此在  $\boldsymbol{u}_3$  引入边缘力  $f$ :

$$f = \frac{d}{R} \exp\left(-\frac{g_i + g_\mu}{2g_m} - \frac{|y_\mu - y_i|}{y_\mu + \eta}\right). \tag{7}$$

式中:  $d$  是当前点  $O$  到脑重心的距离;  $R$  为半径估计值;  $g_i$  是当前点的梯度值,  $g_\mu$  是当前点周围 26 个邻域内所有点的平均梯度值,  $g_m$  是当前点所在的边界梯度值, 即  $g_m = z_u$  或者  $z_d$ .  $y_\mu$  为当前点周围 26 个邻域内所有点的平均灰度值,  $y_i$  为当前点的灰度值,  $\eta$  是一个极小常数, 则

$$\boldsymbol{u}_3 = \frac{2(I_{\min} - t_1)}{I_{\max} - t_2} \hat{\boldsymbol{s}}_n + f. \tag{8}$$

式中:  $I_{\min}$  表示从顶点  $O$  沿着平行于它的局部表面法向量方向, 向里前进距离  $d_1$  获得的最小灰度值;  $I_{\max}$  表示从顶点  $O$  沿着平行于它的局部表面法向量方向, 向里前进距离  $d_2$  获得的最大灰度值. 通常,  $d_1 = 20 \text{ mm}$ ,  $d_2 = d_1/2$ ;  $t_1 = (I_{\max} - t_2)b_t + t_2$ ,  $b_t$  的默认值是 0.5.

最终的形变力  $\boldsymbol{u}$  为

$$\boldsymbol{u} = a_1\boldsymbol{u}_1 + a_2\boldsymbol{u}_2 + a_3\boldsymbol{u}_3. \tag{9}$$

式中  $a_1, a_2, a_3$  为比例系数.

## 2 结果与讨论

北京宣武医院为本文的实验提供健康人活体脑部 MRI 影像数据, 这些数据符合 DICOM 3.0 标准, 脑影像的分辨率是  $512 \times 512$ , 层数为 192 层, 层厚为 1 mm, 像素间距为 0.5 mm.

采用本文提出的算法对 MRI 脑数据进行测试. 图 4 是本文算法的实验结果. 从图中可以看出, 使用本文算法提取的脑组织结构清晰完整, 表面光滑, 没有明显的脑组织泄漏和过度分割现象, 较好地完成了脑组织的提取工作.

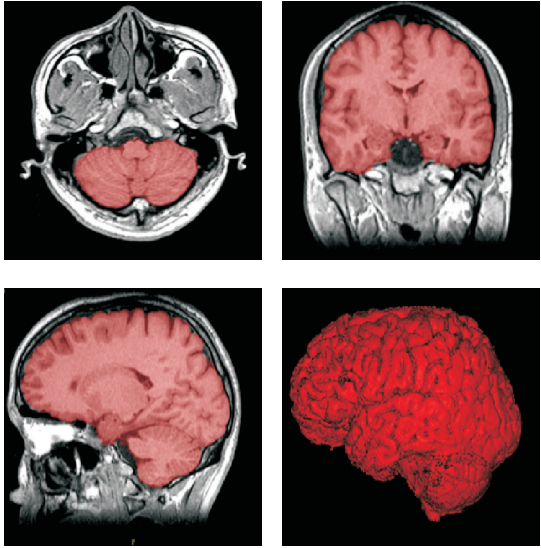


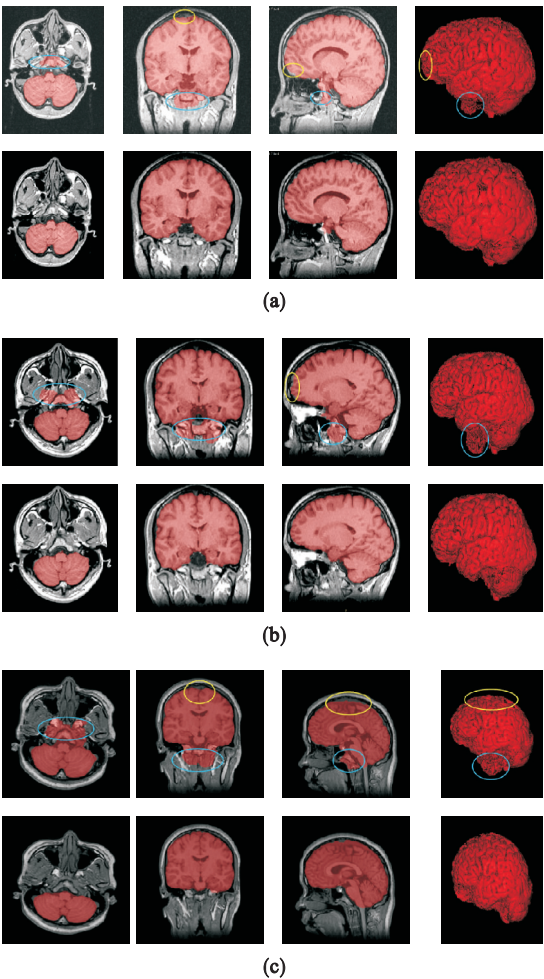
图 4 本文算法的脑组织提取结果

Fig. 4 Brain extraction result of the proposed algorithm

选取三组数据对本文算法与原始 BET 算法进行对比, 实验结果如图 5 所示: 每组图中红色部分标定为脑组织提取结果, 蓝色标记为脑组织过度分割位置, 黄色标记为脑组织泄漏位置.

从图 5 可以看出, 采用 BET 方法提取脑组织, 会出现一些脑组织泄漏和过度分割现象. 而采用本文方法能很好地解决这一问题, 从而能较好地提取脑组织.





各子图第一行和第二行分别为原始BET和本文算法结果

图 5 脑组织提取结果

Fig. 5 Results of brain extraction

(a)—第一组数据；(b)—第二组数据；(c)—第三组数据.

图 6 是 BET 算法和本文算法的局部对比,从图中可以看出,本文算法在头颈部区域、脑组织边

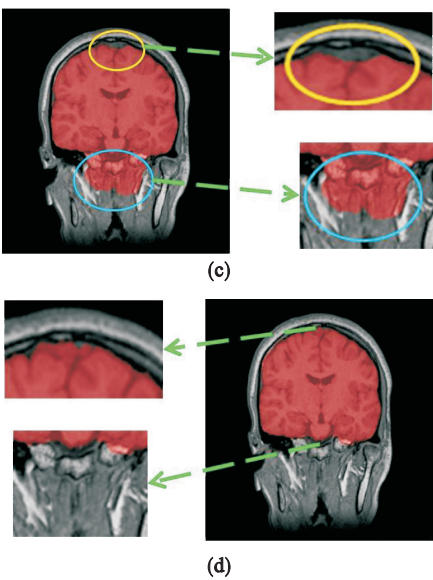
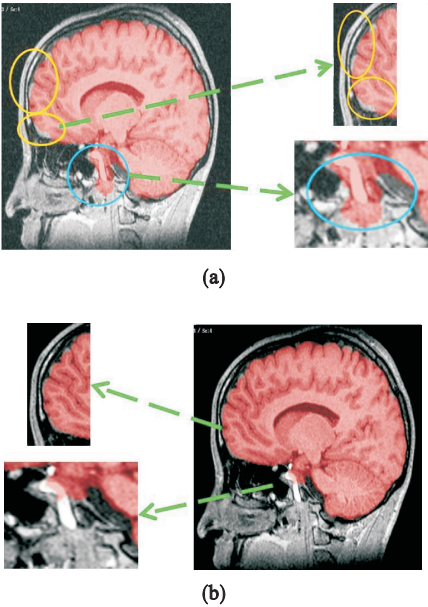


图 6 BET 与本文结果的局部对比

Fig. 6 Differences between BET and the proposed algorithm

(a),(c)—BET 实验结果；(b),(d)—本文算法结果.

缘区域的提取结果都优于原始 BET 算法.从实验结果可以看出,与 BET 方法相比,本文方法能够有效提取脑组织,并能够有效减少脑组织的泄漏和过度分割.

### 3 结 论

- 1) 本文提出的 MRI 脑组织自动提取算法能够提高初始脑重心的定位精度,也能有效解决脑组织泄漏和过度分割的问题.
- 2) 本文算法能够自动获得更加准确的脑组织提取结果,特别是与 BET 算法相比,能够获得更准确的脑组织边缘提取结果.
- 3) 实验结果表明本文算法具有有效性和准确性,优于 BET 方法.

#### 参考文献：

[ 1 ] Cheng H D, Jiang X H, Sun Y. Color image segmentation: advances and prospects [ J ]. *Pattern Recognition*, 2001, 34 ( 12 ) : 2259 – 2281.

[ 2 ] Min R, Wu G, Cheng J, et al. Multi-atlas based representations for Alzheimer’s disease diagnosis [ J ]. *Human Brain Mapping*, 2014, 35 ( 10 ) : 5052 – 5071.

[ 3 ] Tijms B M, Yeung H M, Sikkes S A. Single-subject grey matter graph properties and their relationship with cognitive impairment in early- and late-onset Alzheimer’s disease [ J ]. *Brain Connectivity*, 2014, 4 ( 5 ) : 337 – 346.

[ 4 ] Atkins M S, Mackiewicz B T. Fully automatic segmentation of the brain in MRI [ J ]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, 17 ( 1 ) : 98 – 107.