

文章编号 1004-924X(2011)07-1635-08

## T2 加权人脑 MR 体数据的脑提取

张广才\*, 付宜利, 王树国, 高文朋, 贾晓岚

(哈尔滨工业大学 机器人技术与系统国家重点实验室, 黑龙江 哈尔滨 150080)

**摘要:**为了实现人脑 T2 加权 MR 图像的脑组织和非脑组织的分割,提出了一种基于三维形变曲面模型和数学形态学算法的 MR T2 图像脑提取方法。该方法分为两级提取:第一级提取依据脑解剖学知识,影像学知识及 T2 加权 MR 脑图像的组织在灰度直方图中的分布规律,应用三维形变曲面模型和区域生长实现脑的初级提取;第二级提取则根据图像的局部信息,应用六邻域结构元素对脑初级提取结果进行数学形态学处理,使脑提取结果更精确。实验结果表明,使用该方法对人脑 T2 加权 MR 数据进行脑提取的准确率能达到 94% 以上。算法性能评估证明本算法能够较好地实现 T2 加权 MR 图像的脑提取。

**关键词:**图像分割;人脑磁共振图像;三维形变曲面模型;区域生长;数学形态学

**中图分类号:**TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20111907.1635

## Human brain extraction from T2 weighted volumetric magnetic resonance images

ZHANG Guang-cai\*, FU Yi-li, WANG Shu-guo, GAO Wen-peng, JIA Xiao-lan

(State Key Laboratory of Robotics and System, Harbin Institute of Technology, Harbin 150080, China)

\* Corresponding author, E-mail: zhgc3312@163.com

**Abstract:** For the segmentation of the non-brain tissues and brain tissues from the T2 weighted volumetric Magnetic Resonance Images (MRI), an image extraction method including two levels was proposed to extract brain tissues based on deformable surface models and mathematical morphology. The first level was finished by deformable surface models and region growing according to the brain anatomic, imaging knowledge, and the distribution of MR brain tissues in intensity histogram; the second level was completed by using mathematical morphology to erode the outcome of the first level of brain extraction to obtain more precise results. The experimental results demonstrate that the accuracy rate of the human brain extraction from T2 weighted MRI can reach more than 94%. The algorithm performance evaluation proofs that the proposed method is effective on the extraction of brain tissues from T2 weighted MRIs.

**Key words:** image segmentation; Magnetic Resonance Image (MRI) for human brain; 3D deformable surface model; region growing; mathematical morphology

收稿日期:2010-09-06;修订日期:2010-11-29.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 60575016);机器人技术与系统国家重点实验室(哈尔滨工业大学)开放课题基金资助项目(No. SKLRS200802A01)

## 1 引言

由于磁共振图像(MRI)能够提供活体组织的细节图像,而且对人体无辐射性,近年来在临床上的应用越来越广泛和深入,已成为医生和研究人员进行临床诊断、病理和解剖研究的主要手段。MRI 图像的研究中脑图像的分割是医学研究中的一个热点问题。脑组织的提取是脑的可视化、结构形态分析、脑图像配准等多种工作的基础,而对 MR 脑图像中的脑组织进行自动分割是一项非常复杂的工作,这是由于图像中的非脑组织如颅骨和肌肉等会对脑组织的分割造成一定的干扰,从而导致误分。因此在脑图像分割前首先利用图像预处理剔除非脑组织只保留大脑组织是非常必要的。但是人脑结构复杂,个体差异较大;脑成像时伴随着组织灰度不均、偏置场、噪音等因素的影响会导致成像质量下降,从而给脑提取带来了一定的困难。目前国内外提出的 MR 图像的脑提取方法已经有多种,按实现的方式可分为:手动提取法、半自动提取法和全自动提取法。手动提取方法是具有专业知识、经验丰富的医学专家进行的人工分割提取,这种方法虽然分割精度较高,但是对操作者的要求较高,且分割过程枯燥、耗时,实际操作性差。半自动提取法常用的有:应用阈值和边界跟踪的 ANALYZE4.0 半自动提取法<sup>[1]</sup>;应用阈值和区域生长进行交互分割的改进的区域增长法(mRG)<sup>[2-3]</sup>。全自动提取方法常用的有变形模型法<sup>[4]</sup>、水平集法<sup>[5-6]</sup>、分水岭算法<sup>[7-8]</sup>、边界信息法<sup>[9]</sup>、模糊类聚法<sup>[10-12]</sup>、基于解剖知识和灰度梯度结合的方法<sup>[13]</sup>等。虽然脑提取的方法已经很多,但是这些方法大部分都是针对 T1 加权 MR 图像进行处理的。鉴于这种情况,本文提出了一种针对于 T2 加权 MR 图像的自动脑提取方法。这种方法首先应用三维形变曲面模型和区域生长进行脑的初级提取,然后根据提取结果的局部信息,通过六邻域结构元素对初级提取结果进行数学形态学操作,得到更加精确的脑提取结果,从而实现 T2 加权 MR 脑图像的自动提取。

## 2 脑的初级提取

### 2.1 三维形变曲面模型

三维形变曲面模型<sup>[14-15]</sup>图像分割是基于三维模型的分割技术,其模型为目标边界的三维闭曲面。其具体分割过程如下:首先,在图像上给出对应对象边界大概位置的初始模型;然后曲面在图像信息和曲面本身信息的指引下变形;最终,曲面运动到正确的对象边界模型处收敛。从实质上讲,三维形变曲面模型是在内力和外力综合作用下运动的曲面。

设三维形变曲面模型随时间演化的参数方程为:

$$r(u, w, t) = (x(u, w, t), y(u, w, t), z(u, w, t)), \quad (1)$$

式中  $u, w$  为网格的相对坐标,  $t$  为时间。

根据第二类 Lagrange 动力学方程三维形变曲面的运动方程可写为:

$$\rho \frac{\partial^2 r}{\partial t^2} = F - \epsilon \left( \frac{\partial^2 r}{\partial u^2} + \frac{\partial^2 r}{\partial w^2} \right) - \gamma \frac{\partial r}{\partial t}, \quad (2)$$

式中:  $\rho$  为曲面的质量密度,  $F$  为模型受到的外力,  $\epsilon$  为弹性力系数,  $\gamma$  为阻尼系数。

当曲面达到平衡状态,且  $\gamma=1$  时,式(2)可以写为:

$$\frac{\partial r}{\partial t} = F - \epsilon \left( \frac{\partial^2 r}{\partial u^2} + \frac{\partial^2 r}{\partial w^2} \right). \quad (3)$$

### 2.2 有效脑数据和参数估计

依据人脑 T2 加权 MR 体数据的灰度直方图,完成脑提取的前期处理。为了增加脑图像中组织间的对比度,需要对 T2 图像的直方图进行线性拉伸。其拉伸函数为:

$$I_{\text{new}(i)} = \text{Bin} \times \frac{I_{(i)} - I_{(0)}}{I_{(255)} - I_{(0)}}. \quad (4)$$

式中 Bin 为常数。

在对灰度进行处理后,确定要处理的有效脑数据并进行参数估计:

(1)首先确定有效图像的最大和最小灰度值,完成有效数据的提取。

由于 T2 加权 MR 体数据不仅包括头部有效体数据,还包括一些外部数据(如噪声、背景、空气

等)。有效图像的最小灰度值  $t_2$  不是最小灰度值而是灰度直方图像素序列的 2% 那点的灰度值,同理最大灰度值  $t_{99}$  为灰度直方图像素序列 99% 那点的灰度值。其次确定全局阈值  $t$  为  $t_2$  和  $t_{99}$  之间 10% 那点的灰度值,将脑图像粗略地分为两大部分——背景和脑组织,灰度值大于  $t$  的像素为脑组织像素,灰度值小于  $t$  的像素为背景像素。

(2) 脑重心、脑半径和中值灰度计算

大脑的脑重心(简称 COG)、脑半径和中值灰度的计算是三维形变曲面模型的前期准备。由于被考虑的体素灰度值限制在  $t$  与  $t_{98}$  之间,所以在计算 COG 的过程中,灰度值特别高和特别低的体素对其的位置不会产生影响。COG 的计算公式为:

$$COG_{(x)} = \frac{\sum_{I=t}^{t_{98}} x_I \cdot I}{\sum_{I=t}^{t_{98}} I}, COG_{(y)} = \frac{\sum_{I=t}^{t_{98}} y_I \cdot I}{\sum_{I=t}^{t_{98}} I},$$

$$COG_{(z)} = \frac{\sum_{I=t}^{t_{98}} z_I \cdot I}{\sum_{I=t}^{t_{98}} I}. \quad (5)$$

大脑的脑半径的确定是假设脑组织区域内所有体素累叠构成一个球体,其半径即为脑半径。而中值  $t_m$  灰度为脑组织区域内以脑重心为中心,脑半径为半径的假想球内所有像素中灰度的中间值。

2.3 三维形变曲面模型的初始化和变形参数确定

三维形变曲面模型是一个三角形球状网格表面,其雏形是一个由三角形组成的正二十面体。为了满足变形需要,将每个三角形均分为 4 个三角形,如此细分 4 次,则将正二十面体分化成  $20 \times 4^4$  面体,并在分化的过程调节每个顶点与中心的距离相等,从而形成一个正三角形的球状网格表面。然后以 COG 为中心,以脑半径的 1/2 为半径,设置三角形球状网格表面于人脑加权 MR 体数据内,由此完成了三维形变曲面模型的初始化。其过程如图 1 所示。

根据式(3),在脑提取三维形变曲面模型中,其外力  $F$  表现为基于 T2 图像灰度的力  $F_m$ ,弹性

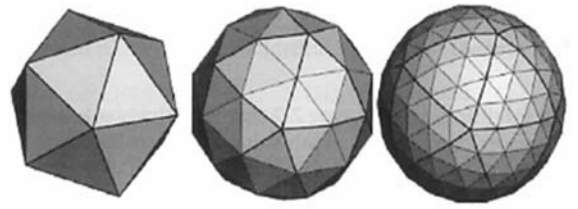


图 1 三维形变曲面模型初始化

Fig. 1 Initialization of deformable surface models

力  $-\epsilon(\frac{\partial^2 r}{\partial u^2} + \frac{\partial^2 r}{\partial w^2})$  表现为光滑力  $F_s$ 。对于三角形球状网格表面各个顶点随时间的运动,式(3)又可表达为:

$$x_k(t+1) = x_k(t) + F_s(t) + F_m(t), \quad (6)$$

式(6)中  $x_k(t)$  为  $t$  时刻  $k$  点的坐标向量。而光滑力  $F_s$  一方面确保网格内各点均匀,另一方面确保网格表面光滑。若设  $u = x_k(t+1) - x_k(t)$  为  $k$  点的运动向量,则向量  $u$  可表达为:

$$u = u_1 + u_2 + u_3, \quad (7)$$

式(7)中  $u_1$  为  $u$  的第一分量,  $u_2$  为  $u$  的第二分量,  $u_3$  为  $u$  的第三分量。运动向量  $u$  的计算如下:

(1) 局部表面单位法向量  $\hat{n}$  的确定

局部表面单位法向量  $\hat{n}$  是通过相邻的三角形面片的法向量共同确定的,如图 2 所示。首先计算其相邻的每个三角形面片的法向量,然后计算这些法向量的向量和,最后通过归一化这个向量和,就得到局部表面单位法向量  $\hat{n}$ 。

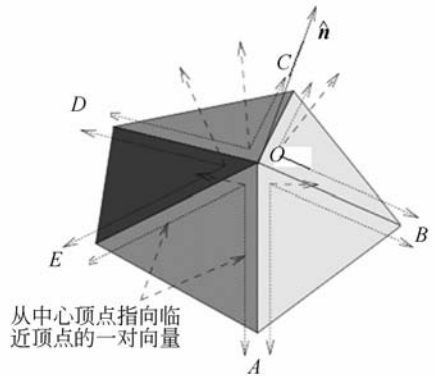


图 2 局部单位法向量  $\hat{n}$  的计算

Fig. 2 Calculation of local unit surface normal vector  $\hat{n}$

(2) 相邻点的中间位置和特征向量  $s$

当前点的特征向量  $s$  是从此点指向其所有相邻点的中间位置的向量。若所有顶点的位置选

代,特征向量  $s$  就会逐渐变小,从而使整个网格的表面变得光滑,并且所有顶点会变得均匀分布。

将特征向量  $s$  做正交分解,可分解为法向量  $s_n$  和局部表面的切向量  $s_t$  (二维情况时,如图 3 所示)。

$$s_n = (s \cdot \hat{n}) \hat{n}, \quad (8)$$

$$s_t = s - s_n. \quad (9)$$

就是这两个正交向量,组成了每个顶点的运动向量  $u$  的 3 个分量;这些分量组合就形成表面上每一个点的运动向量。

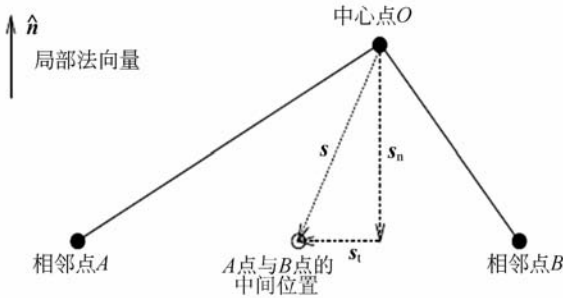


图 3  $S$  的正交分解

Fig. 3 Orthogonal decomposition of vector  $S$

### (3) 运动向量 $u$ 的确定

第一分量  $u_1$ : 其作用是确保网格表面各点在网格内移动并且均匀分布,因此它直接来源于局部表面的切向量,这里设  $u_1$  为:

$$u_1 = 0.5s_t, \quad (10)$$

第二分量  $u_2$ : 其作用是确保网格表面的光滑性,它平行于法向量  $s_n$ ,采用与  $u_1$  相同的做法,设  $u_2$  为:

$$u_2 = f_2s_n, \quad (11)$$

式(11)中  $f_2$  为非线性系数,其表达式为:

$$f_2 = (1 + \tanh(F \times (1/r + E))) / 2, \quad (12)$$

式(12)中  $r$  为局部曲率半径,  $E$  和  $F$  控制双曲正切函数的比例和偏移量。它们的表达式如下:

$$E = (1/r_{\min} + 1/r_{\max}) / 2, \quad (13)$$

$$F = 6 / (1/r_{\min} - 1/r_{\max}), \quad (14)$$

$$r = \frac{l^2}{2|s_n|}. \quad (15)$$

其中  $r_{\min}$  取 3.33 mm,  $r_{\max}$  取 10.0 mm, 而  $l$  是整个表面的当前点与其所有相邻点距离的平均值。

第三分量  $u_3$ : 是脑表面选择参数,用于确保网格表面向脑的边界运行,是受图像影响最终把

表面模型变形到实际脑表面的关键参数。这个参数是由灰度值产生的。

首先,沿着从当前点出发的指向三维曲面内部的向量,找到最大和最小灰度值:

$$I_{\min} = \max(t_2, \min(t_m, I(0), I(1), \dots, I(d_1))), \quad (16)$$

$$I_{\max} = \min(t_m, \max(t, I(0), I(1), \dots, I(d_2))). \quad (17)$$

式(16)中  $d_1$  决定图像搜索时最小灰度值的最大范围,式(17)中  $d_2$  决定图像搜索时最大灰度值的最大范围。根据经验,一般设定  $d_1 = 20$  mm 和  $d_2 = d_1/2$ 。  $t_m, t_2$  和  $t$  限制了过暗或过亮的体素对人脑提取的影响。

用  $I_{\max}$  来计算局部阈值  $t_1$ ,用以区分脑和背景 of 局部灰度值阈值:

$$t_1 = (I_{\max} - t_2) \times b + t_2. \quad (18)$$

对于 T2 加权脑图像,  $b$  设定为 0.5,得到的脑分割的效果就很好。这样分量  $u_3$  迭代系数计算如下:

$$f_3 = \frac{2(I_{\min} - t_1)}{I_{\max} - t_2}, \quad (19)$$

式(19)中系数使  $f_3$  可以在  $(-1, 1)$  区间内变化,若  $I_{\min}$  比局部阈值  $t_1$  小,那么  $f_3$  就是负值,在当前点处,表面就会向模型内部运动。若  $I_{\min}$  比局部阈值  $t_1$  大,表面就会向模型外部运动。

$u_3$  完整的迭代参数是  $0.25f_3l$ 。0.25 为加权常量,是一个经验值,它保持了光滑参数和基于灰度值参数的平衡。由于使用三维形变曲面模型的脑分割中参数是不变的,而相对于图像像素大小,图像对比度,网格密度等的变化,这个常数也总是合适的。

综上所述运动向量  $u$  的最终迭代方程为:

$$u = 0.5s_t + f_2s_n + 0.25f_3ls_n. \quad (20)$$

对于三维曲面模型变形终止的判断是通过三角形自交叉来检测的。三角形之间的相交测试的基本原理为检测两个三角形的每条边之间是否相交,若出现相交,则判定两三角形相交。

使用三维形变曲面模型进行脑提取的一个约束条件就是其三角形曲面网格的各面片不应该产生自交叉。在脑提取过程中,应该在计算迭代时直接加上约束参数来阻止三角形自交叉的产生,

可是在实际运算中,这自交叉检测是非常耗时的。而事实上,这种算法很少出现自交叉(其概率约为5%)。一个更实际的办法是先运行三维形变曲面模型提取脑的算法,然后再对三角形自交叉现象进行检验。若发现三角形面片发生自交叉,即重新运行算法。在前面75%的迭代中,采用了一个比较高的平滑参数运行算法,在以后剩下的迭代中,平滑参数减小到初值,在所进行的实验中,这种方法几乎阻止了自交叉的发生。

## 2.4 区域生长提取脑

应用三维形变曲面模型完成了 T2 加权 MR 体数据的脑边界的识别,在新建的模板中,脑边界标记为“1”,其余像素标记为“0”。然后采用区域生长算法进行脑提取。由于处理的数据是体数据所以考虑的是六邻域数据,若当前点的六邻域标记都为“0”,则当前点属于脑区域,反之不然。这样就完成了脑的初级提取。

## 3 脑的二级提取

为了提高脑提取算法的精度,在脑的初级提取完成后采用数学形态学算法<sup>[16]</sup>对初级结果进行运算。考虑到计算的可靠性以及简单实用性,选用了三维的六邻域的结构元素作为提取元素,如图4所示。

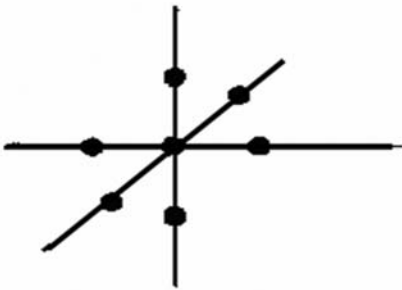


图4 六邻域结构元素

Fig. 4 Six directional structure element

对应用三维形变曲面模型提取的 T2 加权 MR 脑图像的脑初级提取结果进行了分析,在轴向图方向发现有些序列图层的脑图像分割效果很好,但是有些序列图层的脑图像分割效果就不是很好,存在过分割或者欠分割情况。针对上述特点,应用数学形态学算法进行局部膨胀或者腐蚀,

即对不同区域进行不同的形态学操作。根据医学解剖知识可知,人脑 T2 加权 MR 图像的脑组织的灰度分布由高到低分别为脑脊液、灰质、白质,而人的大脑皮层组织是由灰质组成的,脑皮层外的非脑组织的灰度范围低于灰质的灰度范围,因此大脑灰质的灰度范围可以通过图像的灰度直方图求得。于是设灰质灰度范围的下限值为灰度阈值  $T_g$ ,将脑初级提取结果的图像边界点的灰度值  $T$  与  $T_g$  进行比较:若  $T < T_g$ ,则对该点及其内侧区域用六邻域结构元素进行腐蚀运算,直至该点内侧相邻点的六邻域点都为脑组织的点;若  $T \geq T_g$ ,则对该点及其外侧区域用六邻域结构元素进行膨胀运算,直至该点的外侧相邻点的六邻域点都为脑组织的点。这样对脑的初级提取结果的边界区域遍历后,提取的结果作为脑的二级提取结果,即本文提出算法对脑的最终提取结果。

## 4 脑提取的实验及结果

### 4.1 脑提取的质量评价标准

目前,常用的磁共振图像分割质量评价方法包括像素数量误差和最终测量精度等。针对本文的提取算法,采用像素数量误差进行评价。其主要有3个评价指标:分割质量  $Q$ 、漏检率  $UR$  和误检率  $LR$ ,三者的关系为:

$$Q = 1 - UR - LR, \quad (21)$$

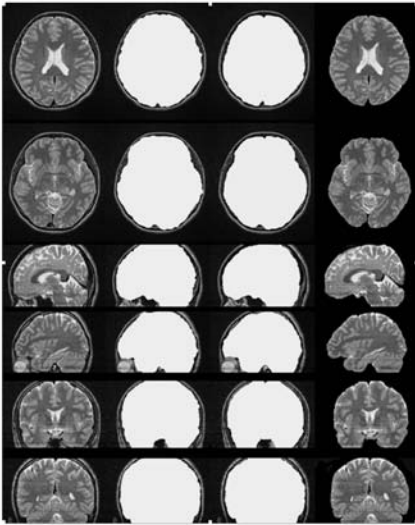
$$\text{其中, } UR = \frac{|\bar{O} \cap S|}{|O|}, LR = \frac{|O \cap \bar{S}|}{|O|}$$

式中: $O$ 为正确分割结果的集合; $S$ 为算法分割结果的集合; $|\cdot|$ 为集合中元素的个数; $\bar{\cdot}$ 为集合的补集。

### 4.2 T2 加权 MR 人脑提取实验

为了检验算法的有效性,实验中使用了来自哈尔滨医科大学第一附属医院提供的真实人脑 T2 加权 MR 轴向序列数据。数据格式为:  $320 \times 248 \times 76$ ,体素的大小为:  $0.72 \text{ mm} \times 0.72 \text{ mm} \times 1.50 \text{ mm}$ ,图像灰度范围为:  $0 \sim 255$ 。由于现在没有人脑 T2 加权 MR 图像的脑组织的标准分割结果,所以本实验中采用具有丰富经验的脑分割研究人员手动分割的结果作为正确分割结果用于判定算法的有效性。本文的算法是在 VC.net 平台下用 C++ 编程实现的。对于一套 T2 加权 MR 脑图像,采用本文提出的算法进行人脑提取实验。

如图 5 所示,第一列为原始图像,包括轴向图、矢向图和冠向图;第二列是相应图像的人脑初级提取结果;第三列是相应图像的人脑二级提取结果即本文算法的最终提取结果;第四列是相应的手动分割正确结果,作为标准。使用分割质量评价标准分别对脑的初级提取和脑的二级提取进行比较分析,结果如表 1 和表 2 所示。根据表中数据可知,脑的初级提取的分割结果可以达到 90% 以上,而脑的二级提取的分割结果可以达到 94% 以上,可见脑的二级提取是有效和必要的。



(从左至右分别为:原图像;初级提取结果;二级提取结果;手动分割的正确结果)

图 5 T2 加权 MR 图像脑提取结果

(From left to right: original image; the first level extraction; the second level extraction; hand segmentation)

Fig. 5 Results of brain extraction from T2 weighted MRI

表 1 MR-T2 脑初级提取质量评价结果

Tab. 1 Results of quality evaluation with the first level brain extraction

数据(套)	误检率/%	漏检率/%	分割质量/%
1	2.41	3.08	94.51
2	1.97	2.48	95.55
3	2.01	2.89	95.10
4	2.14	2.45	95.41
5	3.05	2.77	94.18
6	3.68	1.98	94.34
7	2.57	3.15	94.28

表 2 MR-T2 脑二级提取质量评价结果

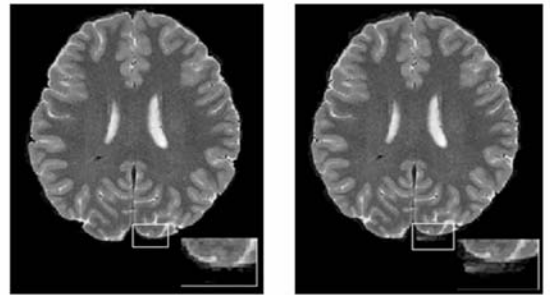
Tab. 2 Results of quality evaluation with the second level brain extraction

数据(套)	误检率/(%)	漏检率/(%)	分割质量/(%)
1	5.54	1.43	93.03
2	6.32	1.09	92.59
3	5.02	1.61	93.37
4	6.18	1.33	92.49
5	7.21	1.06	91.73
6	6.35	1.58	92.07
7	5.79	1.27	92.94

#### 4.3 算法评估分析

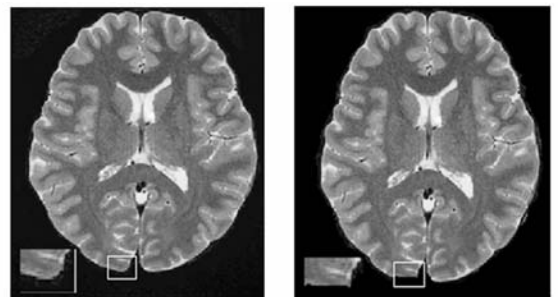
为了验证本文算法的优越性,与已经存在的 BET<sup>[4]</sup> 脑提取算法进行了实验比较。BET 是由 Smith 等人提出一种主要针对 T1 加权 MR 脑图像进行脑提取的算法,经过设定不同的参数该方法也适用于 T2 加权图像。

图 6 给出的是本文方法和 BET 方法对同一套 T2 加权 MR 脑图像数据进行脑提取实验的结



(a) 本文算法与 BET 法过分割对比图

(a) Comparison of over-segmentation between proposed algorithm and BET



(b) 本文算法与 BET 算法分别对比图

(b) Comparison of insufficient-segmentation between proposed algorithm and BET

图 6 本文算法与 BET 算法的实验对比

Fig. 6 Comparison of results by proposed algorithm and BET

果对比图。通过图 6(a)实验结果的局部细节的对比,可以看出本文的方法对应用 BET 算法提取 T2 加权 MR 脑图像时某些局部的过分割有明显的改善;通过图 6(b)实验结果的局部细节的对比,可以看出本文的方法对应用 BET 算法提取 T2 加权 MR 脑图像时某些局部的欠分割有明显的改善。其主要原因是本文对于 T2 加权 MR 脑图像进行脑提取时采用分级提取,首先用三维形变曲面模型对脑进行提取,然后在二级提取时应用数学形态学方法对于初级提取的结果进行局部形态学处理,从而使实验结果更好。

## 5 结 论

为了给人脑可视化、脑组织结构分析、脑图像

配准等研究提供基础,针对人脑 T2 加权 MR 图像的脑组织和非脑组织的分割,本文提出了一种结合应用三维形变曲面模型和数学形态学算法的脑提取方法。该方法首先应用三维形变曲面模型和区域生长实现脑的初级提取,然后根据图像的局部信息,使用六邻域结构元素对脑初级提取结果进行局部数学形态学操作,使脑提取的结果更加准确。与脑研究人员手动分割的正确分割结果进行了对比质量评估,结果表明,本算法的分割准确率可以达到 94% 以上。通过与已存在的脑提取分割算法进行比较,证明本文提出的对 T2 加权 MR 图像的脑提取方法能比较好地实现人脑的提取。

## 参考文献:

- [1] RICHARD A. *Biomedical Imaging, Visualization, and Analysis* [M]. New York: Wiley-Liss, 2000.
- [2] YOON U C, KIM J S, KIM J S, *et al.*. Adaptable fuzzy C-means for improved classification as a pre-processing procedure of brain parcellation [J]. *Digital Imaging*, 2001, 14(2):238-240.
- [3] KIM J J, LEE M C, KIM J S, *et al.*. Grey matter abnormalities in obsessive-compulsive disorder: statistical parametric mapping of segmented magnetic resonance images [J]. *British Journal of Psychiatry*, 2001, 179:330-334.
- [4] SMITH S M. Fast robust automated brain extraction [J]. *Human Brain Mapping*, 2002, 17:143-155.
- [5] ZHUANG A H, VALENTINO D J, TOGA A W. Skull-stripping magnetic resonance brain images using a model-based level set [J]. *NeuroImage*, 2006, 32:79-92.
- [6] WANG L, CHEN Y J, PAN X H, *et al.*. Level set segmentation of brain magnetic resonance images based on local Gaussian distribution fitting energy [J]. *Neuroscience Methods*, 2010, 188:316-325.
- [7] 宋立伟,宋朝昀,庄天戈. 基于分水岭算法的磁共振脑图像自动分割 [J]. *上海交通大学学报*, 2003, 37(11):1754-1756.
- [8] SONG L W, SONG CH Y, ZHUANG T G. Watershed-based brain magnetic resonance image automated segmentation [J]. *Journal of Shang Hai Jiao Tong University*, 2003, 37(11):1754-1756. (in Chinese)
- [9] KUO W F, LIN CH Y, SUN Y N. Brain MR images segmentation using statistical ratio: mapping between watershed and competitive Hopfield clustering network algorithms [J]. *Computer Methods and Programs in Biomedicine*, 2008, 91:191-198.
- [10] SHATTUCK D W, SANDOR-LEAHY S R, SCHAPER K A, *et al.*. Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model [J]. *NeuroImage*, 2001, 13:856-876.
- [11] 周显国, 陈大可, 苑森森. 基于改进模糊聚类分析的医学脑部 MRI 图像分割 [J]. *吉林大学学报(工学版)*, 2009, 39(增 2):381-385.
- [12] ZHOU X G, CHEN D K, YUAN S M. Medical brain MRI images segmentation by improved fuzzy c-means clustering analysis [J]. *Journal of JiLin University (Engineering and Technology Edition)*, 2009, 39(Supp. 2):381-385. (in Chinese)
- [13] KANNAN S R. A new segmentation system for brain MR images based on fuzzy techniques [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8:1599-1606.
- [14] SIYAL M Y, YU LIN. An intelligent modified fuzzy c-means based algorithm for bias estimation and segmentation of brain MRI [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2005, 26:2052-2062.

- [13] 罗述谦, 闫华, 王萍. 从 MRI 体数据提取大脑表面形态的新方法[J]. 北京生物医学工程, 2000, 19(4):200-205.  
LUO SH Q, YAN H, WANG P. A new method of the extraction of brain surface form from volumetric magnetic resonance images[J]. *Journal of Beijing Biomedical Engineering*, 2000, 19(4): 200-205. (in Chinese)
- [14] COHEN I, COHEN L D, AYACHE N. Using deformable surfaces to segment 3-D images and infer differential structures[J]. *Image Understanding*, 1992, 56(2):242-263.
- [15] KELEMEN A, SZ'EKELY G, GERIG G. Elastic model-based segmentation of 3-D neuroanatomical data sets[J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, 18(10):828-839.
- [16] 同武勤, 凌永顺, 黄超超, 等. 数学形态学和小波变换的红外图像处理方法[J]. 光学精密工程, 2007, 15(1):138-144.  
TONG W Q, LING Y SH, HUANG CH CH. Processing method of IR image based on mathematical morphology and wavelet transform [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2007, 15(1):138-144. (in Chinese)

## 作者简介:



张广才(1982—),男,黑龙江人,博士研究生,主要从事生物医学图像处理方面的研究。E-mail: zhgc3312@163.com



高文朋(1980—),男,黑龙江人,博士,主要从事生物医学图像处理、人脑图像处理方面的研究。E-mail: zhgc000@126.com



贾晓岚(1983—),女,内蒙古人,硕士,主要从事人脑图像处理方面的研究。Email: zhgc001@126.com

## 导师简介:



付宜利(1966—),男,河北人,博士,教授,博士生导师,哈尔滨工业大学机器人研究所副所长,生物医学工程中心副主任,主要从事机器人技术、先进制造、生物医学图像处理等方面的研究。E-mail: ylfms@hit.edu.cn



王树国(1958—),男,河北献县人,博士,教授,博士生导师,哈尔滨工业大学校长,主要从事机器人技术、生物医学仪器等方面的研究。E-mail: ylfms@hit.edu.cn