

# 基于改进水平集和区域生长的轮廓提取方法\*

付英杰<sup>1</sup>, 张剑<sup>1</sup>, 邹翎<sup>2</sup>, 王凯<sup>1</sup>, 李柏林<sup>1</sup>, 吕曦<sup>2</sup>, 宋思思<sup>2</sup>

(1. 西南交通大学机械工程学院, 成都 610031; 2. 四川大学华西医院放射科, 成都 610041)

**摘要:** 以人体大脑海马切片序列为研究对象, 提出了基于目标灰度差异的水平集方法, 该方法克服了水平集方法用于提取海马轮廓时边界易停留在背景梯度局部极值处的问题。同时为了避免传统区域生长人工定义阈值的盲目性, 将水平集分割后的图像的标准差作为阈值进行自适应区域生长, 获得了海马的轮廓。通过理论分析与实验验证, 提出的方法能够有效地滤除非目标区域对海马目标的干扰, 获得了较好的分割效果。

**关键词:** 海马; 水平集方法; 自适应区域生长; 阈值; 轮廓提取

**中图分类号:** TP391.41      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)07-2770-03

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2012.07.101

## Contour extraction method based on improved level set and self-adaptive region growing

FU Ying-jie<sup>1</sup>, ZHANG Jian<sup>1</sup>, ZOU Ling<sup>2</sup>, WANG Kai<sup>1</sup>, LI Bo-lin<sup>1</sup>, LV Xi<sup>2</sup>, SONG Si-si<sup>2</sup>

(1. School of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China; 2. Dept. of Radiology, West China Hospital of Sichuan University, Chengdu 610041, China)

**Abstract:** This paper proposed a new level set based on target gray differences to research the human brain hippocampal slice sequences. It solved the boundary staying at the background's extreme gradient in traditional methods. In order to avoid the blindness in region growing, it put forward the processed image's standard deviation as the threshold. Then it received the hippocampus's contour. By theoretical analysis and experiment verification, this method can remove non-target parts from target efficiently, and a better segmentation result is obtained.

**Key words:** hippocampus; level set; self-adaptive region growing; threshold; contour extraction

## 0 引言

大脑海马位于脑颞叶深面内, 左右各一。临床上, 海马形态和体积上的异常变化与某些神经系统疾病有着密切的关系<sup>[1]</sup>。人脑 MR 图像的海马结构体积测量等影像学评价在癫痫、老年性痴呆、认知障碍、精神分裂等神经系统疾病<sup>[2,3]</sup>的临床诊断、治疗、疗效评价及计算机辅助诊断(CAD)等方面都有重要的应用价值<sup>[4]</sup>。而海马结构的图像分割是海马结构体积测量、三维重建的关键和基础。因此, 研究适用于海马结构 MR 图像分割的方法具有重要的意义。

通过核磁共振仪扫描出海马的 MR 图像, 对海马轮廓进行精确分割成为当下研究的热点。由于在 MR 图像中, 海马结构呈现出低对比度、低信噪比、边界不连续等特征, 这些特征给海马的精确分割造成很大的困难<sup>[1]</sup>。目前用于海马结构的 MR 图像分割方法主要有手工分割、机器自动分割以及介于人工和自动之间的半自动分割。手工分割的精度在众多方法中是最高的<sup>[2,5]</sup>, 被指为金标准(gold standard), 需要专人参与, 操作者的知识和经验在图像分割过程中起着重要作用, 但可重复性

差, 而且耗时费力; 机器自动分割不需要专人干预, 由计算机控制, 人为干扰因素少, 使用方便, 但目前其最大问题是精度达不到临床使用要求; 半自动分割也可以称为计算机辅助分割, 虽然可靠性增加, 但由于机器参与决策, 又可引起新的误差(如配准误差)<sup>[6]</sup>, 所以仍然存在精度不够的问题。因此, 目前临床上使用的分割方法仍然以人工分割为主<sup>[7]</sup>。

为了降低分割海马结构的难度, 本文提出基于改进水平集和自适应区域生长的轮廓提取方法。该方法克服了 Li 等人提出的无须初始化的水平集方法对海马轮廓提取时, 易使边界停留在背景梯度局部极值处的问题, 再将水平集分割后图像的标准差作为阈值进行自适应区域生长, 得到了最终的海马轮廓。

## 1 基于目标灰度差异的水平集方法

### 1.1 水平集分割

由于海马目标在 MR 切片中所占面积较小, 故本文在 MR 断面图像中的海马位置处人工选取种子点, 以该种子点为中心设置一个矩形剪切窗口, 从 MR 切片图像上剪切出包括整个海马区域的子图像, 称为海马剪切图。后续分割均在此剪切图像

**收稿日期:** 2011-11-01; **修回日期:** 2011-12-15      **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(30800263); 四川省科技支撑科研资助项目(2010GZ0187); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(2010XS16)

**作者简介:** 付英杰(1988-), 女(彝族), 四川凉山州人, 硕士研究生, 主要研究方向为图像处理、机器视觉; 张剑(1972-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为机器人及自动化设计、虚拟制造技术、图像处理(jerrysmail@mail.china.com); 邹翎(1974-), 女, 主治医师, 博士, 主要研究方向为影像诊断; 王凯(1983-), 男, 博士研究生, 主要研究方向为图像处理、机器视觉; 李柏林(1970-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为逆向工程、图形图像技术、三维数字化设计等; 吕曦(1985-), 女, 医师, 学士, 主要研究方向为影像诊断; 宋思思(1985-), 女, 医师, 学士, 主要研究方向为影像诊断。

上进行,这样比直接在整幅 MR 图像进行轮廓提取更能提高分割精度与速度。图 1 从左至右三幅图分别为相邻三层海马切片剪切图。

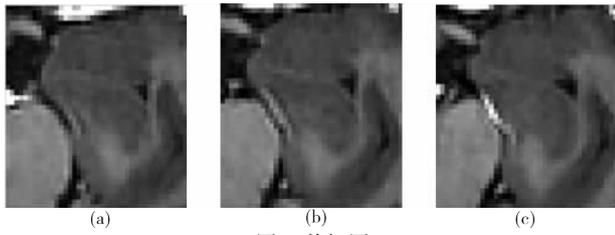


图1 剪切图

由于海马结构较为复杂,剪切图序列中各层海马的形状具有较大的差异,使得不同层间背景的复杂度各不相同。为了对整个序列海马轮廓进行较好的提取,本文首先对剪切图进行水平集分割。由图 1 可看出,剪切图中包含脑脊液,由于脑脊液和海马在灰度上存在着较大的差异,故在水平集分割之前,选取一定阈值将脑脊液剔除,避免脑脊液对后续轮廓提取的干扰。

文献[8]提出无须重新初始化的水平集演化方法,该方法定义了如下能量泛函:

$$E(\phi) = \mu P(\phi) + E_m(\phi) \quad (1)$$

其中水平集内部能量泛函为

$$P(\phi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy \quad (2)$$

它定量地表示了水平集函数偏离符号函数的程度,用来纠正水平集函数与符号距离函数的偏差, $\mu$  为权系数。水平集外部能量泛函为

$$E_m(\phi) = \lambda L_g(\phi) + \nu A_g(\phi) = \lambda \int_{\Omega} g(\nabla I) \delta(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} g(\nabla I) H(-\phi) dx dy \quad (3)$$

外部能量泛函用来驱使零水平集向目标边界运动。 $L_g(\phi)$ 、 $A_g(\phi)$  分别为零水平集的长度和零水平集包围的面积; $\lambda$ 、 $\nu$  分别为  $L_g(\phi)$  和  $A_g(\phi)$  的加权系数; $\delta(x)$  和  $H(x)$  分别是一维 Dirac 和 Heaviside 函数; $g(s)$  为停止速度函数, $g(s) = (1 + s^2)^{-1}$ ;  $I(x, y)$  为图像函数。

对于能量泛函  $E(\phi)$ ,通过最小化该泛函,得到控制水平集演化的偏微分方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[ \Delta \phi - \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \nu g(\Delta I) \delta(\phi) + \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left[ g(\nabla I) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] \quad (4)$$

由式(4)可知,该方程仅利用了图像边界梯度信息,故易使海马轮廓停留在局部梯度极值处,海马的最终轮廓远离真实轮廓。为了避免此类情况的发生,本文提出基于目标灰度差异的水平集方法。

### 1.2 基于目标灰度差异的水平集分割

Li 等人提出的传统的水平集方法仅利用了图像边界梯度信息,而忽略了背景与目标之间非同质区域灰度的差异,使得零水平集易停留在背景的局部梯度极值处。本文提出基于目标灰度差异的水平集方法,即在水平集外部能量泛函中添加一项新的能量项,称之为目标灰度差异能量项  $G_g$ ,它能够反映图像上各点与目标区域的灰度差异,也能够拖动零水平集向海马同质区域运动。此时外部能量泛函为

$$E_m(\phi) = \lambda L_g(\phi) + \nu A_g(\phi) + \eta G_g(\phi) \quad (5)$$

由于图像中海马区域与背景的对比较低,边界模糊,故本文将海马种子点所在邻域内大小为  $i \times i$  区域内的灰度均值  $\bar{X}$  作为海马目标同质区域的量度。本文  $i = 5$ 。

$$\bar{X} = \frac{1}{i \times i} \times \sum_{x=-\frac{i-1}{2}}^{\frac{i-1}{2}} \sum_{y=-\frac{i-1}{2}}^{\frac{i-1}{2}} I(x, y) \quad (6)$$

故灰度差异能量项为

$$G_g(\phi) = \int_{\Omega} |I(x, y) - \bar{X}| dx dy \quad (7)$$

此时的能量泛函为

$$E(\phi) = \frac{1}{2} \mu \int_{\Omega} (|\nabla \phi| - 1)^2 dx dy + \lambda \int_{\Omega} g(\nabla I) g(\phi) |\nabla \phi| dx dy + \nu \int_{\Omega} g(\nabla I) H(-\phi) dx dy + \eta \int_{\Omega} |I - \bar{X}| dx dy \quad (8)$$

水平集演化偏微分方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \left[ \Delta \phi - \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] + \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left[ g(\nabla I) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right] + \nu g(\nabla I) \delta(\phi) + \eta |I(x, y) - \bar{X}| \quad (9)$$

本文中  $\mu = 0.05$ ,  $\lambda = 6$ ,  $\nu = 1$ ,  $\eta = 0.0001$ 。将图 1 中的图像用 Li 等人提出的方法进行演化,轮廓提取结果如图 2 所示;用本文提出的水平集方法进行演化,轮廓提取结果如图 3 所示。

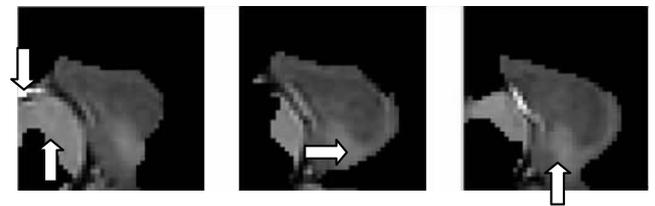


图2 Li 等人提出的水平集分割结果

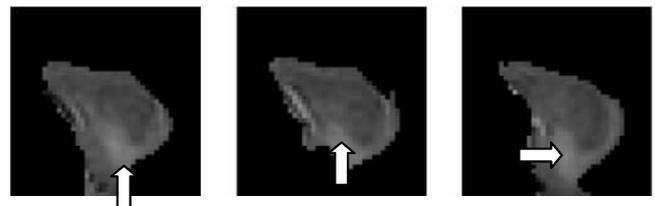


图3 本文提出的水平集分割结果

由图 2 和 3 对比可知,加入灰度差异能量项后,轮廓边界越过非目标梯度局部极值处,使此时的零水平集演化曲线能够停留在与海马灰度差异较小的区域上,滤除了图 2 箭头所指处大片的非目标区域,此时边界处的灰度与目标灰度十分接近。但由图 3 箭头处所示,此时的区域边界与真实的海马边界轮廓之间仍然存在非目标区域,故本文采用区域生长方法对水平集遗留的非目标区域进行再处理,进一步提取海马轮廓。

## 2 自适应区域生长

区域生长是一种被广泛应用的图像分割方法,其基本思想是将具有相似性质的像素集合起来构成区域。传统的区域生长算法一般只考虑到待分割目标的灰度特征,且生长准则阈值是人为给定的,这在很大程度上限制了该方法的适用性<sup>[9]</sup>。

本文最初由人工选取一种子点得到包括海马的剪切图像。该点灰度值与海马目标的灰度大致相近,能够反映海马区域的灰度特征,故本文将该点作为区域生长的种子点。为了减少人工点击时的误差与噪声的影响,本文选取该种子点  $5 \times 5$  邻域内像素灰度均值作为种子点的灰度值。

传统的区域生长相似性准则是判断种子点  $I(x, y)$  的  $t \times t$

邻域内灰度值与种子点  $I(x,y)$  灰度值的差异。传统方法的生长准则为

$$|I(x+k,y+l) - I(x,y)| < d \tag{10}$$

其中： $d$  为常数； $t$  根据需要进行设定； $k,l \in \left(-\frac{t-1}{2}, \frac{t-1}{2}\right)$ ， $k,l \in \mathbb{Z}$ 。

传统区域生长中的阈值  $d$  是人为给定的，这在很大程度上限制了区域生长方法的适用性<sup>[10]</sup>。固定阈值对同一海马不同切片或不同个体海马间区域生长效果存在较大差异。由于标准差能够反映个体偏离均值的程度，为了增强区域生长的自适应性，本文引入经水平集分割后图像的标准差作为区域生长的阈值，这样，区域生长阈值能够根据图像自身的灰度特性自适应地进行调整。

设水平集分割后得到的灰度值非零区域为  $R$ ，如图 3 所示， $I(x,y)$  为  $R$  中任意像素点的灰度值， $x,y$  分别为  $R$  中像素点的坐标， $n$  为  $R$  中像素点的个数，可获得均值  $\bar{m}$  及标准差  $\sigma$ 。

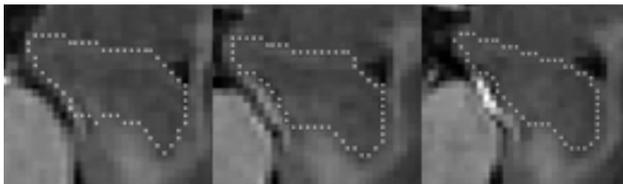
$$\bar{m} = \frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in R} I(x,y) \tag{11}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in R} |I(x,y) - \bar{m}|^2} \tag{12}$$

本文的生长准则为

$$|I(x+i,y+j) - I(x,y)| < \lambda \times \sigma \tag{13}$$

本文  $i,j \in (-1,1)$ ， $i,j \in \mathbb{Z}$ ，引入权系数  $\lambda$ ，本文  $\lambda = 0.5$  ( $\lambda$  可根据此时图像中目标与非目标比例进行调整)。将自适应区域生长后的图像进行形态学操作，去除孤立像素点，将种子点所在的连通区域提取出，即得到了海马的最终轮廓。将提取出的海马轮廓区域边界提出并显示在原图上，如图 4(a) 所示 (白色像素点表示此时分割出的海马轮廓边界位置)。



(a) 本文方法分割结果



(b) 医生手工勾画结果

图 4 最终分割结果

利用本文提出的方法对华西医科大学放射科提供的成年男性层厚为 3 mm 的头部 3DT1WI MR 图像 35 张切片进行海马轮廓提取 (通过减薄层厚已消除了部分容积效应)。海马的轮廓界定根据医生所掌握的解剖学知识及经验来进行判断。实验结果表明，本文提出的方法能较好地提取海马的轮廓。本文选取了其中具有代表性的三幅相邻切片图像分割结果进行说明。图 4(a) 为本文方法进行海马轮廓提取的结果，(b) 为与 (a) 对应的相同海马图像经过华西医院放射科有经验的医生在高分辨率薄层上对海马进行手工勾画的结果 (此结果为医生利用 MRIcro 软件在断层图像上勾画出海马 ROI 区域后，利用 MATLAB 软件将图像该区域边界提取并返回到对应原图的海马 ROI 边界显示图)。将上述分割图进行对比可知，本文算

法所得的分割结果与医生勾画的结果基本一致，验证了本文算法提取海马轮廓的准确性。

### 3 结束语

本文利用水平集和区域生长相结合的方法，对人体海马切片序列进行轮廓提取。针对传统水平集分割海马时零水平集易停留在背景局部梯度极值处的问题，本文提出基于目标灰度差异的水平集方法。该方法在水平集外部能量泛函中添加目标灰度差异能量项，使得改进后的水平集分割图像边界能够停留在灰度与海马目标接近的梯度局部极值处，滤除了大面积灰度相对均匀的非目标对后续分割的干扰。对水平集分割后的图像存在非目标的问题，本文提出了将此时图像标准差作为区域生长阈值进行自适应区域生长，避免了区域生长中人为设定阈值的盲目性，最终达到了较好的分割效果。

实验结果表明，本文提出的方法能够准确地提取出海马边界轮廓，获得较好的分割效果。相对于全自动分割方法，本文方法能够使分割结果更接近真实的海马轮廓，提高了分割精度；而相对于半自动分割方法，本文方法不需要太多繁琐的人工干预，仅需人工选取一个种子点进行海马轮廓初始定位，便可自动地进行轮廓提取，在保证分割精度的同时，自动化程度也得到了提高。本文提出的分割方法对海马轮廓的提取具有较好的适应性。

#### 参考文献：

- [1] 鲁向, 芦勤, 罗述谦. 基于能量驱动的分水岭算法在 MRI 海马图像分割中的应用 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2008, 20 (6): 748-752.
- [2] DU A T, SCHUFFN, AMEND D, et al. Magnetic resonance imaging of the entorhinal cortex and hippocampus in mild cognitive impairment and Alzheimer's disease [J]. Journal of Neurol Neurosurg Psychiatry, 2001, 71 (4): 441-447.
- [3] SIADATM R, SOLTANIAN-ZADEH H, ELISEVICH K V. Knowledge-based localization of hippocampus in human brain MRI [J]. Computers Biology Medicine, 2007, 37 (9): 1342-1360.
- [4] HOGAN R E, MARK K E, WANG L, et al. Mesial temporal sclerosis and temporal lobe epilepsy: MR imaging deformation based segmentation of the hippocampus in five patients [J]. Radiology, 2000, 216 (1): 291-297.
- [5] PRESSNER J C, COLLINS D L, PRUESSNER M, et al. Age and gender predict volume decline in the anterior and posterior hippocampus in early adulthood [J]. Journal of Neurosci, 2001, 21 (1): 194-200.
- [6] BARNES J, SCAHILLR I, BOYESR G, et al. Differentiating AD from aging using semiautomated measurement of hippocampal atrophy rates [J]. Neuro Image, 2004, 23 (2): 574-581.
- [7] MARTIN S B, JEFFC D, JOSEPH J E, et al. Human experience seeking correlates with hippocampus volume: convergent evidence from manual tracing and voxel-based morphometry [J]. Neuropsychologia, 2007, 45 (12): 2874-2881.
- [8] 何传江, 李梦, 詹毅. 用于图像分割的自适应距离保持水平集演化 [J]. 软件学报, 2008, 19 (12): 316-319.
- [9] 陆剑锋, 林海, 潘志庚. 自适应区域生长算法在医学图像分割中的应用 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2005, 17 (10): 2168-2169.
- [10] ZHAO Yu-qian, HUA Gui-wei, CHEN Zhen-cheng. Edge detection based on multi-structure elements morphology [C] // Proc of the 6th IEEE World Congression of Intelligent Control and Automation. [S. l. ]: IEEE Press, 2006: 9795-9798.