

一种边界和马尔可夫随机场相结合的脑MRI医学图像分割方法

林 江¹, 戴 齐¹, 欧阳婷雪², 鞠 斌², 邹 翎²

1. 西南交通大学信息科学与技术学院, 四川 成都 611756; 2. 四川大学华西医院, 四川 成都 610041

【摘要】目的:在现有的脑MRI医学图像分割方法基础上,以阿尔茨海默病(Alzheimer's Disease, AD)数据为例,提出了一种基于边界和马尔可夫随机场为基础,再结合李代数和流场论对图像进行分割和配准的方法。**方法:**该方法以基于边界的分割方法去除颅骨和非组织,再利用马尔可夫随机场分割脑组织,最后结合李代数和流场论对图像进行标准配准,并与当前最为常用的SPM-VBM方法进行比较。**结果:**以现有的AD病人脑MRI数据为基础进行分析对比,能够得到更加有效的脑组织分割和更精确的脑激活区定位。**结论:**该方法能够显著提高分割效果。

【关键词】MRI; 医学图像分割; 边界; 马尔可夫随机场; 阿尔茨海默病

【中图分类号】R312

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2015)05-0717-04

Brain magnetic resonance image segmentation combined boundary and Markov random field

LIN Jiang¹, DAI Qi¹, OUYANG Ting-xue², JU Bin², ZOU Ling²

1. School of Information Science and Technology, Southwest Jiaotong University, Chengdu 611756, China; 2. West China Hospital of Sichuan University, Chengdu 610041, China

Abstract: Objective Based on the existing medical image segmentation methods for brain magnetic resonance image (MRI), taking the Alzheimer's disease (AD) data as the example, a method based on boundary and Markov random field (MRF), combined with Lie algebra and flow field theory, is proposed for image segmentation and registration. **Methods** The segmentation based on boundary was firstly used to remove skull and non-organization, and then, a MRF was used to segment the brain tissue, and finally combining Lie algebras with flow field theory, the standard registration was carried out for the images. The results were compared with the results of the most common statistical parametric mapping-voxel based morphometry. **Results** The comparative analysis of the AD patients' brain MRI data was more effective in segmenting brain tissue and locating brain activation areas. **Conclusion** The proposed method can significantly improve the segmentation effect.

Key words: magnetic resonance imaging; medical image segmentation; boundary; Markov random field; Alzheimer's disease

前言

医学图像准确的分割可以辅助医生判断病情、量化分析病灶区域,为正确的疾病诊断提供可靠的依据,对现代医学发展具有重要的科学意义,尤其对阿尔茨海默病(Alzheimer's Disease, AD)等以脑结构体积减少为早期改变的疾病而言意义更为重大。为了更加清晰地了解医学图像的分割方法,可以根据不同的理论原理、不同的图像类型或不同的分割定义方式进行分类,主要分为三大类:基于形变模型

(Model-based)的分割方法、基于区域(Region-based)的分割方法和基于统计学的分割方法^[1]。核磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)是近几年在医学领域新兴的一种成像技术,它所获得的图像非常清晰精细,是目前少有的对人体没有任何伤害的安全快速、准确的临床诊断方法,可对人体各部位多角度、多平面成像,其分辨力高,能更客观、更具体地显示人体内的解剖组织及相邻关系,对病灶能更好地进行定位定性,而对于MRI图像的分割则成为一项极为困难但富有意义的任务,目前存在多种分割方法,但尚未形成一种公认的黄金分割标准。Kaze-mi等^[2]比较了目前使用最为普遍的几种分割方法,发现基于SPM-VBM(Statistical Parametric Mapping-Vo-

【收稿日期】2015-04-06

【基金项目】成都市科技支撑项目(11PPYB109SF, 2014-HM01-00314-SF)

【作者简介】林 江(1989-),男,硕士研究生,研究方向为医学图像处理。Tel: 18380414350; E-mail: lj719572728@qq.com。

xel Based Morphometry)^[3]的分割方法相比于其他分割方法具有更为准确分割效果。但是,由于MRI(部分容积、噪音、伪影等)以及大脑结构的生理特性(个体脑结构差异等)等原因,对三维大脑结构图像进行分割会难以避免地出现误差,因此找到一种能够在减小分割误差的同时对原始图像能够有着良好分割效果的分割方法是迫切所需的。现有的脑MRI分割方法大都是针对单一的问题,或是克服MRI成像的非均匀性伪影,或是对噪声的鲁棒性,或是对MRI的部分容积效应,并没有得出一个适用的MRI分割体系。而且在以往的大部分研究中,都未单独对脑结构MRI进行颅骨和非组织剥离,认为其干扰很小,只是在后续的脑组织分割中直接提取大脑的灰质和白质成分。但是,文献^[4-6]指出,颅骨和非组织对于大脑的定量和定性研究都有着绝对影响。因此,在脑结构MRI分割中,颅骨和非组织的预先剥离是不可避免的。但是,尽管颅骨和非组织有一定影响,倘若花费过多时间在颅骨和非组织剥离过程中,那分割方法的效率则会受到很大影响。因此,找到一种简单快捷且较为准确的分割是非常有必要、有意义的。

基于此,本文提出一种以基于边界和马尔可夫随机场分割方法相结合的分割方法ED-MRF(Edge Detection-Markov Random Field),再引入最新脑图像DARTEL(Diffeomorphic Anatomical Registration Through Exponentiated Lie Algebra)配准方法,针对当前最为常见的阿尔茨海默症的脑结构MRI进行分割和配准研究。首先针对原始图像[如若与MNI(Montreal Neurological Institute)模板空间差异较大,则通过SPM check调整]使用基于边界的分割方法,去除颅骨及大脑非组织结构,提取脑组织;然后,使用基于MRF的分割方法,结合组织概率映射(Tissue Probability Mapping, TPM)模板,分割出大脑白质、灰质和脑脊髓图像;再次,采用DARTEL算法,将白质、灰质、脑脊髓图像配准到MNI模板空间;最后,对得到的图像进行高斯平滑去噪后进行统计分析,并与目前在脑结构图像分割中最为常用、结果最为精准的SPM-VBM方法^[2]进行对比。

1 关键方法

1.1 颅骨和非组织剥离

查看原始脑结构MRI图像,若与MNI模板差异较大,则通过SPM check功能调整图像,然后为了排除颅骨和非组织成分对后期分割的影响,使用边界分割方法(简单、快捷、较为准确),去除大脑颅骨和非

组织成分,提取大脑组织结构。在本文中,我们采用Marr-Hildreth边缘检测方法来剥离颅骨和非组织:由于在结构磁共振MRI图像上,大脑脑脊液和颅骨呈现为深黑,因此可以明显地观察到大脑和头皮之间的边缘。但是,这些区别明显的边缘往往可能是由于与实际的大脑和身体的其余部分(例如视神经、脑干)以及一些其他的干扰造成的伪影,因此为了避免这些干扰,采用数学形态学算子(腐蚀、膨胀等)进一步提高边缘检测的结果和提供更好的分离组织。

1.2 脑组织分割

利用大脑先验概率分布和图像灰度场,结合MRF随机场分割方法,将脑组织分割为灰质、白质和脑脊髓三部分。马尔可夫随机场方法是建立在MRF模型和Bayes理论基础上的,MRF模型提供了不确定性描述与先验知识联系的纽带,并利用观测图像,根据统计决策和估计理论中的最优准则确定分割问题的目标函数,求解满足这些条件或函数的最大可能分布,从而将分割问题转化为最优化问题。具体过程是首先根据图像每个像素特征属性和区域属性分配一个标号,形成标号场;然后计算给定标号场的先验概率分布和灰度条件分布;再根据Bayes理论,计算当前的标号场后验概率;最后根据已知的大脑先验概率分布和图像灰度场,实现基于序列最大后验概率(Sequence Maximum a Posteriori, SMAP)^[8]估计准则的图像分割。

1.3 图像配准

通过前面的步骤,可以保证在图像配准中避免灰质与白质相互影响以及非组织结构的干扰,但是仍然不能完全保证在直接配准到MNI模板空间过程中出现误差,所以需要对配准方法进行改进。在本文中,我们利用李代数和流场论对图像进行非线性配准(DARTEL),其具体步骤如下:

(1)假定一个恒定的流场 u ,利用这个流场可以得到描述随时间变化的变形场微分方程:

$$\frac{d\Phi(x)}{dt} = u^{(t)}(\Phi^{(t)}(x)) \quad (1)$$

其中 x 表示初始变形场, t 表示时间, $u^{(t)}$ 表示在时间 t 的流场。

(2)利用方程得到一个变形场,可得:

$$\Phi^{(t)}(x) = \int_{\tau=0}^t u(\Phi^{(\tau)}(x)) d\tau \quad (2)$$

$$\Phi^{(0)}(x) = x \quad (3)$$

利用欧拉方程变换方程(1)可得:

$$\Phi^{(t+h)} = \Phi^{(t)} + hu(\Phi^{(t)}) \quad (4)$$

等价于:

$$\Phi^{(t+h)} = (x + hu) \circ \Phi^{(t)} \quad (5)$$

其中, h 代表时间步长, \circ 表示复合函数, 并且 $\Phi^{(-t)}(x) \circ \Phi^{(t)}(x) = \Phi^{(0)}(x) = x$ 。

(3) 设定不同的时间步长可得到不同的变形场 Φ , 而在图像配准过程中, 应用变形场的梯度场, 将各个像素点的体积变化信息存储在 Jacobi 行列式中:

$$J_{\Phi} = \left(\nabla \Phi^{(t)} \right) = \begin{pmatrix} \frac{\partial \varphi_x}{\partial \varphi_x} & \frac{\partial \varphi_x}{\partial \varphi_y} & \frac{\partial \varphi_x}{\partial \varphi_z} \\ \frac{\partial \varphi_y}{\partial \varphi_x} & \frac{\partial \varphi_y}{\partial \varphi_y} & \frac{\partial \varphi_y}{\partial \varphi_z} \\ \frac{\partial \varphi_z}{\partial \varphi_x} & \frac{\partial \varphi_z}{\partial \varphi_y} & \frac{\partial \varphi_z}{\partial \varphi_z} \end{pmatrix} \quad (6)$$

其中 (x, y, z) 和 (x', y', z') 表示配准前后图像对应的像素点。在配准过程中, 将分割后的图像的像素灰度值乘以该点的 Jacobi 行列式, 则可以恢复各个像素点的体积信息, 而利用取幂级的方式得到相应的变形场可以保证行列式始终是正值, 以保证映射是微分同胚的。

1.4 图像平滑与统计分析

使用高斯平滑核将分割配准后的图像进行平滑分析去噪, 并用统计分析方法对灰质和白质进行参数统计分析, 即可得到具有生理学意义的统计分析结果。

2 结果

2.1 分割后的图像比较

从现有的 AD 病人和健康人群脑结构 MRI 数据中, 分别随机选取 20 个作为被试组和参照组, 将所改进的 ED-MRF 分割算法与传统的脑结构分割方法进行对比, 观察所有的分割结果, 发现 SPM-VBM 分割方法分割以后的灰质图像有个别会带有颅骨, 并且在配准到标准 MNI 模板时, 会改变某些体素的体积信息, 而本文 ED-MRF 方法则没有出现此现象, 如下图 1 和图 2 所示。

此外, 统计分割配准以后的灰质、白质、全脑体积, 发现不管在被试组还是参照组, 传统分割方法得到的灰质和全脑体积同比增加, 而白质则基本没有变化, 如表 1, 这也说明未去除颅骨和非组织会对灰质的分割有一定的影响, 这与文献^[9]相符合。而且, 从表 1, 可以发现相比于健康参照组, AD 被试组大脑白质和灰质都有明显的萎缩, 这也符合 AD 病的机理^[10-11]。

2.2 统计分析结果比较

对分割后的灰质和白质图像, 采用双样本 t 检验 ($P < 0.001$, uncorrected; $P < 0.05$, corrected), 并将得到的灰质和白质的激活区最大密度图及簇叠加到 T1 模板上生成伪彩图, 对比发现本文 ED-MRF 方法可以

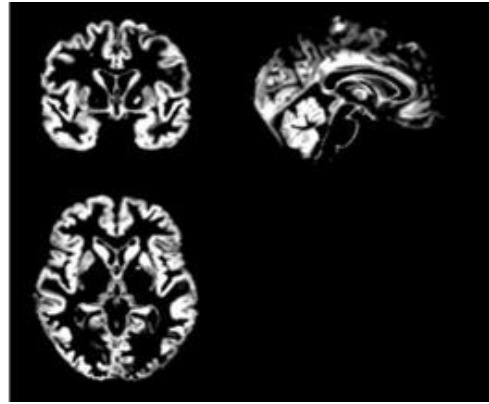


图1 本文ED-MRF方法

Fig.1 ED-MRF method

Note: ED-MRF: Edge Detection-Markov Random Field

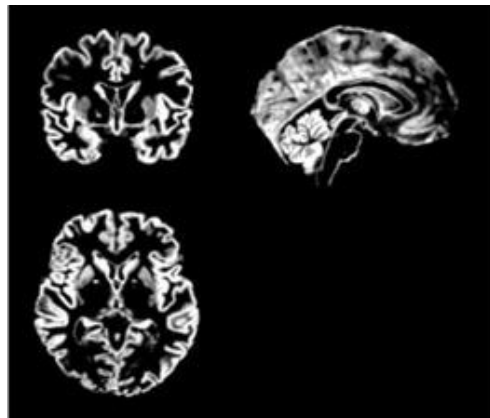


图2 SPM-VBM分割匹配方法

Fig.2 SPM-VBM method

SPM-VBM: Statistical Parametric Mapping-Voxel Based Morphometry

更加准确地定位 AD 病人灰质和白质病变区域, 见图 3 和图 4。

3 结论

本文提出了一种基于边界和马尔可夫随机场相结合的 MRI 医学图像分割方法, 并引入最新的图像匹配算法, 给出了不同分析方法下的分割结果对比。与基于 SPM-VBM 的 MRI 分割方法相比, 本文无论分割配准以后的视觉效果还是最后统计分析得到的脑激活区都更为准确, 能够得到较满意的分割结果。但本文脑组织分割方法的极大后验概率估计采用 SMAP 准则, 需要通过条件似然的最大化来估计最高尺度的分割结果, 如何获取全局最优, 是进一步研究的工作。

【参考文献】

[1] Smistad E, Falch TL. Medical image segmentation on GPUs-A com-

表 1 灰质、白质和全脑体积对比
Tab.1 Comparison of GM/WM and whole brain volume

Method		GM volume	WM volume	Whole brain volume
ED-MRF	AD group	513.20	504.75	1267.14
	NC group	570.32	520.13	1307.20
SPM-VBM	AD group	529.82	502.78	1305.65
	NC group	592.03	518.33	1345.81

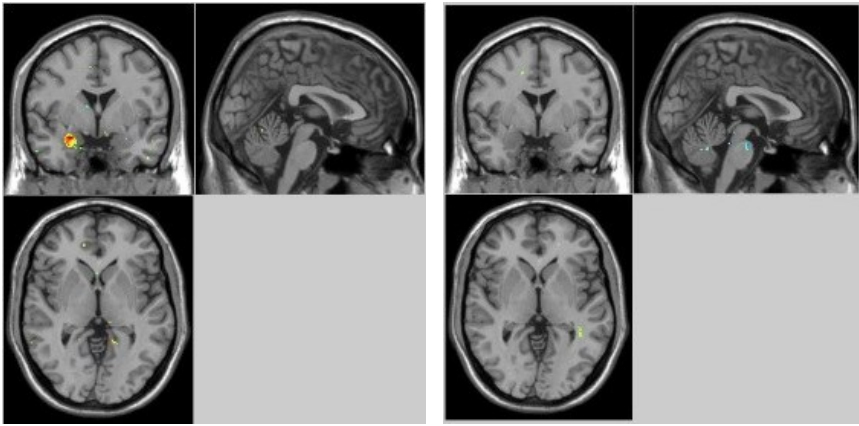


图 3 本文分割方法灰质、白质激活图
Fig.3 GM/ WM activation area of ED-MRF method

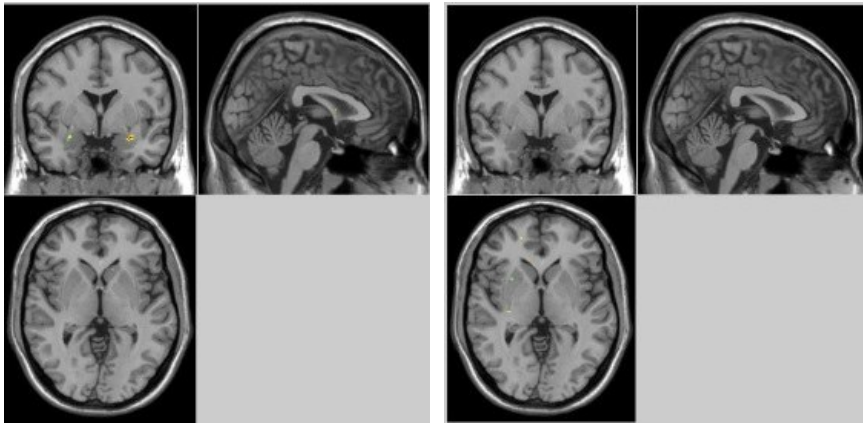


图 4 SPM-VBM方法灰质、白质激活图
Fig.4 GM/WM activation area of SPM-VBM method

prehensive review[J]. Med Image Anal, 2015, 20(1): 1-18.

[2] Kazemi K, Noorizadeh N. Quantative comparison of SPM, FSL, and Brainsuite for brain MR image segmentation[J]. J Biomed Phys Eng, 2014, 4(1): 13-26.

[3] Ashburner J. Voxel-based morphometry-the methods[J]. Neuroimage, 2000, 11(6): 805-821.

[4] De Bresser J, Portegies MP, Leemans A, et al. A comparison of MR based segmentation methods for measuring brain atrophy progression[J]. Neuroimage, 2011, (2): 760-768.

[5] Taherdangkoo M, Taherdangkoo M. An effective method for degmentation of MR brain images using the snt colony optimization algorithm[J]. J Digital Imaging, 2013, 26(6):1116-1123.

[6] Battaglini M, Battaglini M, et al. Enhanced brain extraction improves the accuracy of brain atrophy estimation[J]. Neuroimage, 2008, 40: 583-589.

[7] Bouman CA, Shapiro M. A Multiscale tandom gield model for bayesian image segmentation[J]. IEEE Trans Image Processing, 1994, 3(2): 162-178.

[8] Ashburner J. A fast diffeomorphic image registration algorithm [J]. Neuroimage, 2007, 38: 95-113.

[9] Mohammad TT. Skull removal in MR images using a modified artificial bee colony optimization algorithm[J]. Technol Health Care, 2014, 5(22): 775-784.

[10]周珂,蔡洁,熊刚强.两种VBM算法对阿尔茨海默病磁共振图像诊断价值的比较[J].广东医学院学报,2013,(5):496-500.

Zhou K, Cai J, Xiong GQ. Two VBM algorithms for image diagnosis value ofmagnetic resonance imaging in Alzheimer's disease [J]. Journal of Guangdong Medical College, 2013, (5): 496-500.

[11]李坤成,杨小平.比较神经影像学[M].2版.北京:科学技术文献出版社,2010:762.

Li KC, Yang XP. Comparison of neuroimaging[M]. 2 edition. Beijing: Science and Technology Literature Press, 2010: 762.