

基于时空连续约束的 4D 脑图像分割模型

詹天明¹, 肖 亮¹, 张 军², 韦志辉^{1,2}

(1. 南京理工大学计算机科学与工程学院, 江苏南京 210094; 2. 南京理工大学理学院, 江苏南京 210094)

摘 要: 纵向分析脑解剖结构的变化可以预测脑组织的生长或萎缩状态, 为临床治疗和科学研究提供必要的依据. 但由于成像设备或模式不同以及成像时间间隔较长, 3D 的分割方法得到的结果无法体现脑组织在时间维上缓慢变化的特征. 针对这一问题, 提出一种基于时空约束的 4D 脑图像水平集分割模型. 该模型包含了由全局以及局部信息组成的数据拟合项、空间平滑项以及时间平滑项. 其中数据拟合项体现了各个时间点的图像灰度信息, 空间和时间平滑项则能保证分割结果在时空维上体现其缓慢变化的特性. 实验结果表明本文方法既能保证准确的分割结果又能保证空间维以及时间维上的连续性.

关键词: 脑 MR 图像; 纵向分割; 时空维

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013) 08-1592-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.08.022

4D Brain Image Segmentation Model Based on Spatio-Temporal Information Continuity

ZHAN Tian-ming¹, XIAO Liang¹, ZHANG Jun², WEI Zhi-hui^{1,2}

(1. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China;

2. School of Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing, Jiangsu 210094, China)

Abstract: Longitudinal analysis of brain anatomical change can predict the growth or atrophy of human brain and provide a necessary foundation for clinical medicine application and research. However, due to different imaging machine or model and a long time interval of each image in different time point, the 3D image segmentation method can not provide adequate longitudinal stability of brain tissue variation. In this paper, we propose a 4D brain image level set segmentation model based on spatio-temporal information continuity. This model contain three terms: data term created by global and local information, spatial and temporal smooth term respectively. The data term reflects the intensity information of the image in each time point. The spatial and temporal term can keep the segmentation results smooth variation in these two dimensions. The experiments demonstrate that the proposed method can obtain a temporally consistent and spatially adaptive longitudinal brain image segmentation results.

Key words: brain MR image; longitudinal segmentation; spatio-temporal dimension

1 引言

脑核磁共振图像分割是脑图像分析和识别的核心处理步骤, 其分割结果可以应用于脑组织的定量分析、标记、体积测量以及图像配准和计算机辅助手术干预等方面. 对同一对象在不同时间点所成的序列 3D 图像 (4D 图像) 的分割在神经成像研究领域承担着非常重要的作用^[1~4]. 对 4D 图像的分割结果进行分析可以研究解剖结构的变化, 仿真脑组织生长或者衰退的过程, 了解脑部疾病在治疗后的恢复情况等等. 然而, 由于不同时间点的成像参数不同以及脑组织的变化引起组织灰度对比度的变化使得现有 3D 分割方法无法体现脑组

织在时间维上缓慢变化的特征^[1,2]. 因此, 为了克服 3D 分割方法的缺陷, 需要提出 4D 分割方法以保证分割得到的脑组织在时间维上保持稳定变化的特征.

在 3D 的分割方法中, 水平集方法^[5,6]因能够达到亚像素的分割精度而被广泛的应用于脑图像分割. 然而, 因脑核磁共振图像在成像过程中受到偏移场的影响, 其灰度在整个图像域的分布不均匀, 从而导致部分区域的不同组织的灰度发生重叠甚至倒置现象^[7~9]. 因此基于图像是分段常数假设的水平集方法 (例如多相位 CV 模型^[10]) 无法得到正确的分割结果. 针对这一问题, Wang 等人提出多相位局部能量拟合水平集模型^[11]. 该方法假设图像是分段光滑的, 因此图像的小邻域可认为

是分段常数,再利用高斯核函数将邻域范围扩展到整个图像域.该方法能很好的分割灰度不均匀的图像,但该方法比较依赖初始曲线的选择,当初始曲线离目标边界较远时,很难得到全局最优解.Li 等人提出灰度不均匀的核磁共振图像水平集分割方法^[12].该方法将图像建模为一个偏移场与分段常数的乘积.为保证偏移场的光滑特性,该方法在能量泛函中引入高斯核函数.因此偏移场的光滑程度受核的大小控制,需要针对不同数据选择不同大小的高斯核.在此基础上 Li 又提出参数化的核磁共振图像分割方法^[13].该方法将偏移场建模为多组光滑基函数的线性组合,再结合聚类方法提出脑图像分割的模型.但该模型没有考虑像素的空间信息,对噪声非常敏感.此外,上述方法都是 3D 的脑核磁共振图像分割方法,都无法保证脑组织在时间维上缓慢变化的特点.Xue 等人改进了 FCM 模型提出了 4D 图像的纵向配准和分割方法(简称 CLASSIC 方法)^[4],该方法将配准和分割放入同一框架内,利用交替迭代更新配准和分割结果.但这种交替迭代的方法使得这两步的结果相互依赖,且整个算法的效率不高,且其数据拟合项由局部信息构造而成,易陷入局部最优解,这会导致配准和分割都得不到正确结果.

因此,本文提出一种基于时空约束的 4D 脑图像水平集分割模型.该模型包含了由全局以及局部信息组成的数据项、空间能量项以及时间能量项.其中数据项由方法^[11]的全局能量项和方法^[13]的局部能量项线性组合而成.全局能量项加速曲线向目标边界演化且能得到光滑的偏移场.而局部能量则让曲线在目标边界附近的演化更加精确.空间平滑项由图像的梯度构成可以很好的去除噪声对分割结果的影响.时间能量项则由当前时间点的曲线与邻近时间点的曲线的差构成.当该能量达到最小时,各个时间点的曲线间的差别达到最小,充分保证了分割结果在时间维上缓慢变化的特点.三者的组合则让分割结果既能体现各个时间点的脑组织特性又能使得同一对象在不同时间点脑组织的相似性与连续性.实验结果表明本文方法即能保证准确的分割结果又能保证空间维以及时间维上的连续性.

2 本文方法

设 4D 脑图像为 $I = \{I_1, I_2, \dots, I_t, \dots, I_T\}$, 其中 I_t 为第 t 个时间点获得的图像.因在这些不同时间点采集图像时的设备、参数、位置不同,所得到的序列图像并不在同一坐标系下.因此在分割之前,需要对 4D 图像进行预处理.本文利用 HAMMAR 方法^[14]将各个时间点的图像都配准到第一个时间点的图像域 Ω 中,再用 BET 方法^[15]去除图像的脑壳等非组织部分.

2.1 模型的建立

为了克服偏移场对分割结果的影响以及保证分割结果在时空维上保持平滑的特性,本文模型主要包括数据拟合项、空间平滑项和空间平滑项:

$$E = E_{\text{data}} + \lambda \cdot E_{s\text{-smooth}} + \mu \cdot E_{t\text{-smooth}} \quad (1)$$

其中, E_{data} 是数据拟合项,主要体现图像灰度对分割结果的影响, $E_{s\text{-smooth}}$ 和 $E_{t\text{-smooth}}$ 是时间和空间平滑项, λ 和 μ 是常数.

因采集的图像都会受到偏移场的干扰,各个组织间的灰度分布不均匀.因此基于图像是分段常数假设的模型无法得到正确的分割结果.本文将文献^[13]中的数据拟合项与文献^[11]中的局部能量拟合项相结合得到如下的数据项:

$$E_{\text{data}} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^4 \left(\int_{\Omega'_i} (F(x) - b^t(x) c'_i)^2 dx + \iint_{\Omega'_i} K(x-y) (F(x) - f'_i(y))^2 dx dy \right) \quad (2)$$

其中, Ω'_i 表示 Ω^t 中的第 i 个区域(配准后 $\Omega^t = \Omega$). $b^t = \omega^t g$ 是第 t 个时间点的偏移场信息, ω^t 是第 t 个时间点的偏移场参数, g 是由光滑函数构造的基^[13]. c'_i 是第 t 个时间点的中区域 Ω'_i 的全局均值信息. K 是高斯核函数, f'_i 是第 t 个时间点的中区域 Ω'_i 的局部拟合信息^[11]. 因包含全局能量拟合项和局部能量拟合项,式(2)不但能保证分割结果不会陷入局部最优而且在组织边界处的分割更加精确.

为了隐式表达 Ω'_i , 本文利用两个水平集函数 ϕ_1 和 ϕ_2 将图像 Ω^t 分为 4 个不相交的区域: $\{\phi_1 > 0, \phi_2 > 0\}$, $\{\phi_1 > 0, \phi_2 < 0\}$, $\{\phi_1 < 0, \phi_2 > 0\}$, $\{\phi_1 < 0, \phi_2 < 0\}$. 则式(2)可改写为:

$$E_{\text{data}} = \sum_{t=1}^T \sum_{i=1}^4 \left(\int (F(x) - b^t(x) c'_i)^2 M_i(\Phi^t(x)) dx + \iint K(x-y) (F(x) - f'_i(y))^2 M_i(\Phi^t(x)) dx dy \right) \quad (3)$$

其中, $M_1(\Phi^t) = H(\phi_1) \cdot H(\phi_2)$, $M_2(\Phi^t) = H(\phi_1) \cdot (1 - H(\phi_2))$, $M_3(\Phi^t) = (1 - H(\phi_1)) \cdot H(\phi_2)$, $M_4(\Phi^t) = (1 - H(\phi_1)) \cdot (1 - H(\phi_2))$, H 是 Heaviside 函数.

为了克服噪声对分割结果的影响体现脑组织在空间上平滑的特性,本文利用各个时间点的零水平集的长度构成空间平滑项^[10~12]:

$$E_{s\text{-smooth}} = \sum_{t=1}^T \left(\int |\nabla H(\phi_1^t(x))| dx + \int |\nabla H(\phi_2^t(x))| dx \right) \quad (4)$$

因脑组织在时间维上是缓慢变化的,因此组成脑组织的区域 $H(\phi_1)$, $H(\phi_2)$ 在相邻时间点上的变化也是

很缓慢的. 由上述分析, 可认为 $H(\phi_1)$, $H(\phi_2)$ 与 $H(\phi_1^{-1})$, $H(\phi_1^{+1})$ 以及 $H(\phi_2^{-1})$, $H(\phi_2^{+1})$ 的差很小. 基于这一事实, 本文提出如下时间平滑项:

$$\sum_{t=1}^T \left(\int (H(\phi_1^t(x)) - H^m(\phi_1^t(x)))^2 dx + \int (H(\phi_2^t(x)) - H^m(\phi_2^t(x)))^2 dx \right) \quad (5)$$

其中, $H^m(\phi_i^t)_{i=1,2}$ 是由 t 前后两个时间点得到的 $H^m(\phi_i^{t-1})$, $H^m(\phi_i^{t+1})$ 加权平均组合而成:

$$H^m(\phi_i^t) = \alpha \cdot H(\phi_i^{t-1}) + (1 - \alpha) \cdot H(\phi_i^{t+1}) \quad (6)$$

为提高曲线演化速度, 本文在式(1)中增加水平集演化正则项^[16]:

$$E_p = \sum_{t=1}^T \frac{1}{2} \left(\int (|\nabla \phi_1^t(x)| - 1)^2 dx + \int (|\nabla \phi_2^t(x)| - 1)^2 dx \right) \quad (7)$$

综上, 本文总能量泛函如下:

$$E = E_{\text{data}} + \lambda \cdot E_{s\text{-smooth}} + \mu \cdot E_{t\text{-smooth}} + \nu \cdot E_p \quad (8)$$

E_{data} 、 $E_{s\text{-smooth}}$ 、 $E_{t\text{-smooth}}$ 以及 E_p 分别由式(3)、(4)、(5)、(7)表达.

2.2 模型求解

对每个时间点 t , 本文利用梯度下降法求解 ω^t , c_i^t 以及 f_i^t , 表达式如下:

$$c_i^t = \frac{\int I^t(x) M_i^t(\Phi(x)) dx}{\int M_i^t(\Phi(x)) dx} \quad (9)$$

$$f_i^t(x) = \frac{K(x) \otimes (I^t(x) \cdot M_i^t(\Phi(x)))}{K(x) \otimes (M_i^t(\Phi(x)))} \quad (10)$$

$$\omega^t = (A^t)^{-1} V^t \quad (11)$$

其中, $A^t = \sum_{i=1}^4 \int g(x) g^T(x) (c_i^t)^2 M_i^t(\Phi(x)) dx$,

$V^t = \int I^t(x) g(x) c_i^t M_i^t(\Phi(x)) dx$, \otimes 表示卷积.

同理, 求的水平集的演化方程:

$$\frac{\partial \phi_1^t}{\partial \tau} = -\delta(\phi_1^t) \cdot (H(\phi_2^t) \cdot (e_1^t - e_3^t) + (1 - H(\phi_2^t)) \cdot (e_2^t - e_4^t)) - \mu \cdot \delta(\phi_1^t) (H(\phi_1^t) - H^m(\phi_1^t)) + \lambda \cdot \delta(\phi_1^t) \operatorname{div} \left(\frac{\phi_1^t}{|\phi_1^t|} \right) + \nu \cdot \left(\Delta \phi_1^t - \operatorname{div} \left(\frac{\phi_1^t}{|\phi_1^t|} \right) \right) \quad (12)$$

$$\frac{\partial \phi_2^t}{\partial \tau} = -\delta(\phi_2^t) \cdot (H(\phi_1^t) \cdot (e_1^t - e_2^t) + (1 - H(\phi_1^t)) \cdot (e_3^t - e_4^t)) - \mu \cdot \delta(\phi_2^t) (H(\phi_2^t) - H^m(\phi_2^t)) + \lambda \cdot \delta(\phi_2^t) \operatorname{div} \left(\frac{\phi_2^t}{|\phi_2^t|} \right) + \nu \cdot \left(\Delta \phi_2^t - \operatorname{div} \left(\frac{\phi_2^t}{|\phi_2^t|} \right) \right) \quad (13)$$

其中, $e_i^t(x) = (I^t(x) - b^t(x) c_i^t)^2 + \int K(x - y) (I^t(x) - f_i^t(y))^2 dy$.

上述两个方程中, 时间平滑力 $-\delta(\phi_1^t)(H(\phi_1^t) - H^m(\phi_1^t))$ 和 $-\delta(\phi_2^t)(H(\phi_2^t) - H^m(\phi_2^t))$ 能够保证零水平集向上下两个时刻点加权平均的边界演化, 体现了水平集在时间维上的平滑特性.

2.3 算法步骤

不失一般性, 本文所有试验中迭代步长 $\partial \tau = 0.1$, $\lambda = 0.001 \times 255 \times 255$, $\mu = 10$, $\nu = 1$, $\alpha = 0.5$. 算法步骤如下:

Initialization: 图像配准和去壳, 设置初始曲线 ϕ_1 和 ϕ_2 ;

while $\|\phi^{\text{iter}} - \phi^{\text{iter-1}}\| \geq \delta$ do

for $t = 1 : T$

根据式(9), (10)和(11)依次更新全局和局部均值以及偏移场参数;

根据式(12), (13)更新水平集;

end

if $\|\phi^{\text{iter}} - \phi^{\text{iter-1}}\| < \delta$ then

算法收敛

end if

end while

其中, $\delta = 0.1 \times 10^3$, 初始曲线 ϕ_1 和 ϕ_2 的选取参照文献[11]的方法.

3 实验结果与分析

图1显示的是对一副仿真图像分割的比较结果. 图1(a)是原始图像, 该图像含有较强的偏移场. 图1(b)是多相位局部能量拟合水平集模型的分割结果. 该方法是以局部区域的灰度拟合信息驱动水平集的演化, 因此当偏移场较强时, 其分割结果已陷入局部最优. 图1(c)是Li方法得到的分割结果. 该方法可以克服曲线陷入局部最优的缺点, 但对细节部分的分割结果不好. 图1(d)是用本文方法的数据拟合项的分割结果. 从分割结果可以看出, 将局部能力与全局能量相结合, 本文方法可以有效的克服上述两个方法的缺点, 得到较好的分割结果.

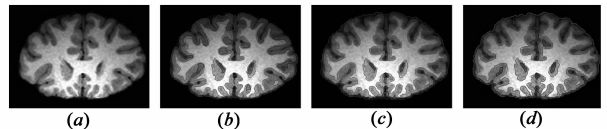


图1 仿真图像分割结果比较

图2是临床数据的分割结果比较结果. 该数据是由OASIS提供, 每个成像对象为年龄在60至90岁的老年人在4个时间点通过3T核磁共振成像设备所得, 每个时间点的间隔至少为1年, 数据大小为 $256 \times 256 \times 128$. 第一行是同一对象在不同时间点的临床数据. 由于成像时间不同, 每个时间点的图像的偏移场以及灰度对

比度都存在差异.第二行显示的是 3D 的分割方法得到的白质与灰质结果.虽然 3D 分割方法能分割出各个时间点的脑组织,但缺少时间维的约束,其分割结果在时间维上并不平滑,这会影响对组织变化的分析.第三行显示的是本文 4D 分割方法的白质与灰质分割结果.因增加了时间平滑项,分割结果在时间维上的差异性较小.为了详细比较 3D 与 4D 的分割结果,图 3 显示的是图 2 中的脑组织分割结果在时间维上的变化情况.从对比图中可以清楚的看出,4D 分割方法得到的白质和灰质在时间维上的变化比 3D 分割方法得到的结果更平滑,符合脑组织缓慢变化的特性.

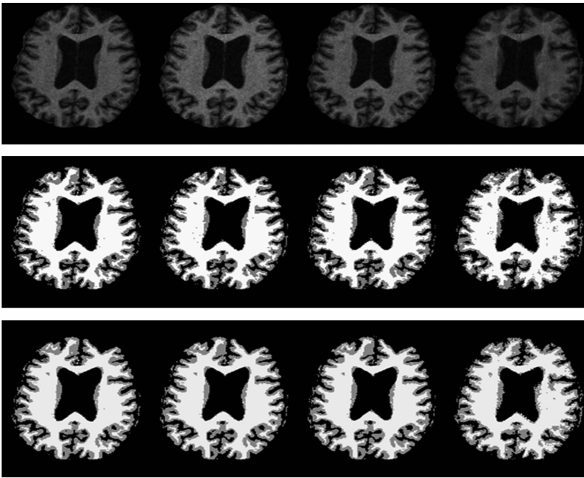
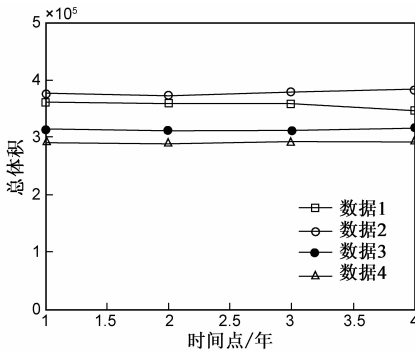
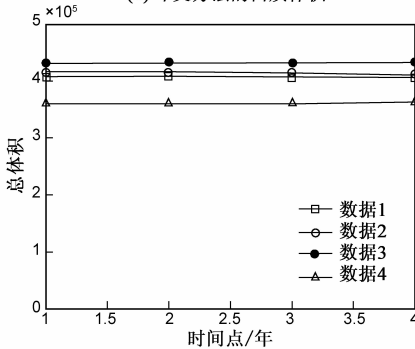


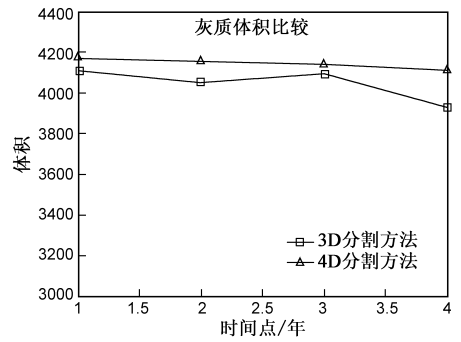
图2 临床数据分割结果比较



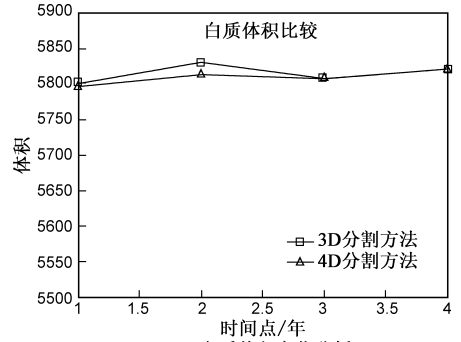
(a) 本文方法的白质体积



(c) 本文方法的灰质体积



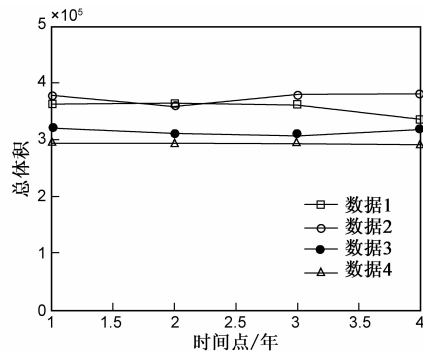
(a) 灰质体积变化分析



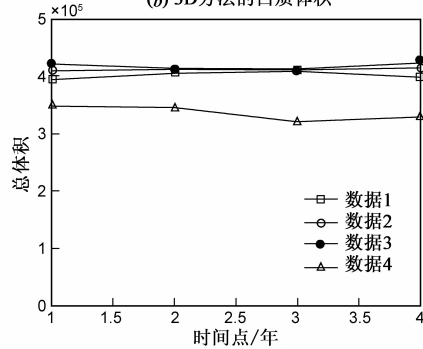
(b) 白质体积变化分析

图3 脑组织的体积在时间维上的变化比较

为了定量的分析 4D 脑组织在时间维上的变化,本文利用 3D 以及 4D 的分割方法对 4 组 4D 核磁共振图像进行分割.这 4 组的成像对象均为健康的老人,每组 4D 图像有 4 个时间点,每个时间点的时间间隔为一年.图 4 显示的 4D 和 3D 分割方法得到的白质和灰质在 9



(b) 3D方法的白质体积



(d) 3D方法的灰质体积

图4 4D和3D临床数据的灰质与白质体积变化分析

个时间点上的体积变化情况. 其中体积为分割得到的组织的像素点总数. 从图中可以尽管在时间维上增加了平滑的约束, 4D 分割方法得到结果也能体现出脑组织在时间维上的变化, 且与 3D 分割方法相比, 4D 分割方法的分割结果能体现出脑组织在时间维上缓慢、平滑、稳定变化的特点, 图 5 显示了三组数据中其中一帧的 4D 分割结果.

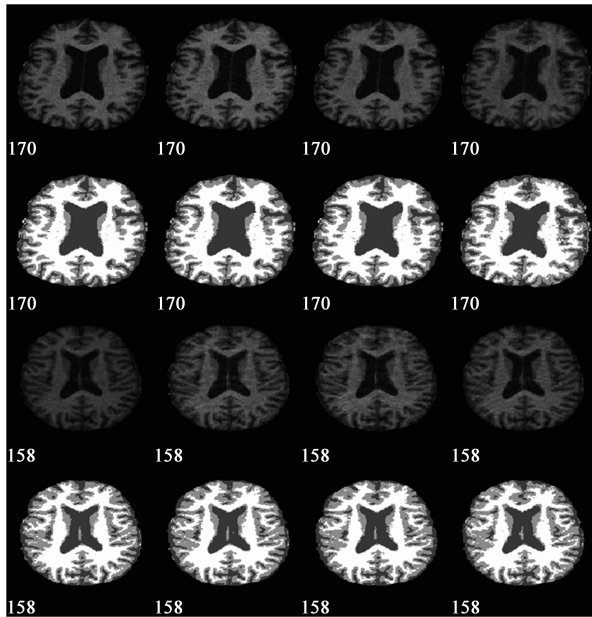


图5 两组不同数据的4D脑组织分割结果

表 1 显示了四组实验对象的脑白质和脑灰质的变化的标准差, 标准差越小说明脑组织的变化越规律. 从表中也可以看出本章提出的 4D 脑组织分割方法得到的脑白质体积和灰质体积的标准差更小, 而且在每个数据上的差异很小, 而 3D 脑组织分割结果得到的白质和灰质体积的标准差较大, 且无规律可循. 与文献[4]中给出的整体的灰质变化的标准差 4.935 相比, 本文方法得到的标准差的平均值为 1.325. 本文方法的结果更好, 这说明本文提出的方法是一个有效且稳定的 4D 脑组织分割技术, 其分割结果可以为后续研究脑萎缩等脑部疾病提供有效、可靠的依据.

表 1 脑白质和灰质变化的标准差对比 ($\times 10^3$)

脑组织	方法	Data1	Data2	Data3	Data4
白质	3D 方法	14.84	19.22	10.66	2.898
	4D 方法	5.603	5.482	4.332	1.642
灰质	3D 方法	12.36	2.743	8.823	17.32
	4D 方法	0.644	1.752	0.271	2.364

4 总结与展望

本文提出了一种基于时空连续约束的 4D 脑图像

分割方法. 该模型利用图像的全局以及局部信息组成数据项克服了灰度不均匀性对分割结果的影响, 并且针对 4D 脑图像缓慢变化的特点构造了时间平滑项. 与 3D 的分割方法相比, 本文提出的 4D 脑图像分割方法能保证分割得到的脑组织在时间维上缓慢、平滑、稳定变化的特点. 对临床数据的实验结果表明本文方法能够有效分割 4D 脑核磁共振图像, 为后继的脑组织变化分析提供了有效的依据.

参考文献

- [1] Resnick S M, Goldszal A F, Davatzikos C, Golski S, Kraut M A, Metter E J, Bryan R N, Zonderman A B. One-year age changes in MRI brain volumes in older adults [J]. *Cerebral Cortex*, 2000, 10(5): 464 – 472.
- [2] Tang Y, Whitman G T, Lopez I, Baloh RW. Brain volume changes on longitudinal magnetic resonance imaging in normal older people [J]. *Journal of Neuroimaging*, 2001, 11(4): 393 – 400.
- [3] Freeborough P A, Fox NC. The boundary shift integral: an accurate and robust measure of cerebral volume changes from registered repeat MRI [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, 16(5): 623 – 629.
- [4] Xue Z, Shen D, Davatzikos C. CLASSIC: Consistent longitudinal alignment and segmentation for serial image computing [J]. *Neuroimage*, 2006, 30(2): 388 – 399.
- [5] Osher S, Fedkiw RP. Level set methods and dynamic implicit surfaces [A]. *Applied Mathematical Science* [C]. New York: Springer, 2003. 253 – 255.
- [6] Tony F Chan, Luminita A Vese. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266 – 277.
- [7] Sled J G, Zijdenbos A P, Evans AC. A nonparametric method for automatic correction of intensity nonuniformity in MRI data [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1998, 17(1): 87 – 97.
- [8] M Styner, C Brechböhler, G Székely, G Gerig. Parametric estimate of intensity inhomogeneities applied to MRI data [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 2000, 19(3): 1530 – 165.
- [9] W Wells, E Grimson, R Kikinis, F Jolesz. Adaptive segmentation of MRI data [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(4): 429 – 442.
- [10] L Vese, T Chan. A multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(3): 271 – 293.
- [11] 王利, 陈允杰, 韦志辉, 夏德深, 王平安. 克服灰度不均匀性的脑 MR 图像分割模型 [J]. *计算机辅助设计与图形学报*, 2009, 21(11): 1624 – 1631.

- [12] C Li, R Huang, Z Ding, C Gatenby, D Metaxas, J Gore. A variational level set approach to segmentation and bias correction of medical images with intensity inhomogeneity [A]. Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention- MICCAI 2008 [C]. Beijing: Springer, 2008. 1083 - 1091.
- [13] C Li, C Gatenby, L Wang, J C Gore. A robust parametric method for bias field estimation and segmentation of MR images [A]. In: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2009 [C]. Miami: IEEE, 2009. 218 - 223.
- [14] Smith S M. Fast robust automated brain extraction [J]. Human brain mapping, 2002, 7(3): 143 - 155.
- [15] Shen D, Davatzikos C. HAMMER: Hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(11): 1421 - 1439.
- [16] Li C, Xu C, Gui C, Fox M D. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation [J]. Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, 1: 430 - 436.

作者简介



詹天明 男, 1984 年 10 月生于江苏省高邮市, 现为南京理工大学计算机科学与工程学院博士研究生, 专业为模式识别与智能系统主要研究方向为医学图像处理与分析.

E-mail: zhantianming1984@yahoo.cn



韦志辉 男, 1963 年 11 月出生, 南京理工大学计算机科学与工程学院教授, 博士生导师. 主要研究方向为图像处理、基于视觉感知的稀疏编码理论及应用等.

E-mail: gswei@mail.njupt.edu.cn