

基于 MultiLayer 水平集的脑 MRI 图像分割框架

朱晓舒^{1,2} 孙权森¹ 夏德深¹ 孙怀江¹

(南京理工大学计算机科学与技术学院 南京 210094)¹ (南京师范大学分析测试中心 南京 210046)²

摘要 提出了一种新的自动初始化水平集的方法和基于 MultiLayer 水平集的活动轮廓模型。该模型同时进行偏移场去除和图像分割,因此可以有效地克服灰度不均匀性的影响。最后利用了大脑皮层的距离信息,在框架中增加了厚度约束项。实验结果显示,相比著名的 LBF 模型,该框架不但可以获得更高的分割精度,而且分割时间也大大减少。

关键词 图像分割框架, LBF 模型, MultiLayer 水平集, 变分法

中图分类号 TP391.41 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2014.09.057

Framework of Brain MRI Images Segmentation Based on MultiLayer Level Set

ZHU Xiao-shu^{1,2} SUN Quan-sen¹ XIA De-shen¹ SUN Huai-jiang¹

(School of Computer Science & Technology, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)¹

(Center for Analysis and Testing, Nanjing Normal University, Nanjing 210046, China)²

Abstract This paper proposed a new automated method to initialize level set function and a region-based active contour model based on MultiLayer level set formulation. Because of jointing segmentation and bias correction of images, the proposed model can overcome intensity inhomogeneity. Finally, considering the distance information of cerebral cortex, a thickness constraint item was added to segmentation framework. Experimental results show that our framework can segment images more precisely and much faster than the well-known LBF model.

Keywords Image segmentation framework, LBF model, MultiLayer level set method, Variational method

1 引言

脑疾病是当前威胁人类身体健康的主要疾病之一。利用脑影像检查技术,定性和定量地分析脑功能,对有效地诊断脑疾病有重要帮助。脑核磁共振成像具有分辨率高、成像参数多、对人体无电离辐射损伤等优点,已经成为人们进行脑功能、病理和解剖研究的主要手段。然而由于人体脑解剖结构的复杂性,并且成像质量受到多种因素的影响,使得脑 MR 图像的分割成为一个难点。近年来,国内外学者提出了大量核磁共振图像的分割算法和模型。其中,较为流行的方法是基于同时分割和去偏移场的方法。例如 Wells 等^[1]提出了基于 Expectation-Maximization(EM)算法的偏移场校正自适应方法,同时自动分割各个组织。在 Wells 等提出的模型基础上,Leemput 等人^[2]采用一个显式的参数模型来拟合偏移场,Ahmed 等人^[3]提出了基于 FCM 算法的同时分割和去偏移场模型。但是,这些方法大都是基于像素的,没有对各个组织的光滑性做限制,因此对噪声较为敏感。

许多学者还提出了基于活动轮廓模型^[4-7]的脑 MRI 图像分割方法。例如 Li 等人^[6]提出了局部二值拟合(Local Binary Fitting, LBF)模型。该模型在变分方程中引入了一个核函

数来定义局部拟合能量,可以很好地克服灰度不均性现象,并得到较精确的分割结果。但是,该模型只能将图像分成 2 类,不能将其直接应用到脑图像的分割中。王利等人^[7]将 LBF 模型扩展到多相位,可以同时分割出白质、灰质和脑脊液。

在上述的活动轮廓模型中,一般采用多相位水平集方法^[8]分割出多目标区域。例如,对于脑 MRI 图像,为了分割出白质、灰质、脑脊液和背景 4 个目标区域,就需要使用 2 个水平集函数。这种多相位水平集的方法虽然也能得到比较好的分割结果,但其缺点也是显而易见的。首先,多相位水平集方法要同时演化多个水平集函数,计算量较大。其次,多相位水平集方法对初始化要求较高,不但各个水平集函数的初始化曲线不能重合,而且初始化曲线所围面积也不能太小,否则算法就会陷于局部最优,分割失败。在文献^[9,10]中,一种新的 MultiLayer 水平集方法被提出,并应用于图像分割。该方法的核心思想是用一个水平集函数中不同的水平线来描述多个目标区域,从而大大降低了计算的复杂度,提高了运算的效率。MultiLayer 水平集方法^[10]在分割过程中并未考虑到灰度不均匀的情况,所以不能直接应用于脑 MRI 图像的分割。

本文提出了一种新颖的基于 MultiLayer 水平集方法的脑 MR 图像分割框架。首先,针对脑 MR 图像的特点,提出

到稿日期:2014-02-07 返修日期:2014-04-14 本文受国家自然科学基金(60773172)资助。

朱晓舒(1978—),男,博士生,讲师,主要研究领域为图像处理和计算机视觉;孙权森(1963—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为模式识别、图像处理、医学影像分析、遥感信息系统等;夏德深(1941—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理、卫星遥感、模式识别;孙怀江(1968—),男,博士,教授,博士生导师,主要研究领域为证据理论、信任管理、模式识别。

了一种简单而有效的初始化方法,其可以自动初始化水平集,无需人工干预。其次,提出了一种基于 MultiLayer 水平集的活动轮廓模型,该模型同时进行偏移场去除和图像分割,因此可以有效克服灰度不均匀性的影响。模型采用了 MultiLayer 水平集方法,只需演化一个水平集函数,就可以同时分割出白质、灰质和脑脊液,大大减少了运算工作量,提高了计算的效率。最后,利用了大脑皮层的距离信息,在模型中增加了厚度约束项,从而提高了分割的精度。

2 LBF 模型与 MultiLayer 水平集方法

2.1 LBF 模型

Li 等人在文献[8]中提出了 LBF 模型,该模型利用了图像的局部信息,可以很好地克服灰度不均匀性,其能量的定义如下:

$$E^{LBF}(f_1, f_2, C) = \lambda_1 \iint_{\Omega} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy dx + \lambda_2 \iint_{\Omega} K_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy dx \quad (1)$$

采用水平集函数 ϕ , 最小化能量函数(1), 可以得到如下的梯度下降流:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) [-\lambda_1 e_1 + \lambda_2 e_2 + \nu \operatorname{div}(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|})] \quad (2)$$

其中,

$$\begin{cases} e_1 = \int_{\Omega} K_\sigma(x-y) |I(x) - f_1(y)|^2 dy \\ e_2 = \int_{\Omega} K_\sigma(x-y) |I(x) - f_2(y)|^2 dy \end{cases} \quad (3)$$

$$\begin{cases} f_1(x) = \frac{K_\sigma * [I(x)H(\phi)]}{K_\sigma * H(\phi)} \\ f_2(x) = \frac{K_\sigma * [I(x)(1-H(\phi))]}{K_\sigma * (1-H(\phi))} \end{cases} \quad (4)$$

2.2 MultiLayer 水平集方法

文献[10]提出了一种新的 MultiLayer 水平集方法应用于变分模型。该方法的核心思想是使用一个水平集函数 $\phi(x)$ 中的多层水平线来区分不同区域。如图 1 所示, 使用水平集函数 ϕ 中 3 条水平线 $l_1=0, l_2=10$ 和 $l_3=20$ 可以划分出 4 个不同区域: $\{\phi < 0\}, \{0 < \phi < 10\}, \{10 < \phi < 20\}$ 和 $\{\phi > 20\}$ 。

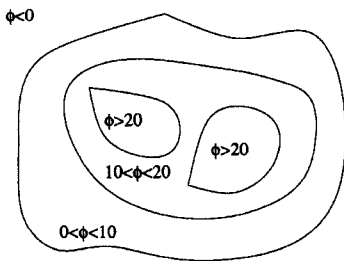


图 1 MultiLayer 水平集

相比传统的多相水平集方法,由于仅仅对一个水平集函数 $\phi(x)$ 进行演化,因此 MultiLayer 水平集方法的计算量大大减小,运算效率显著提高。而且,MultiLayer 水平集采用了嵌套式水平线结构(如图 1 所示),水平线的排列为 $\{l_1 < l_2 < l_3\}$,所以在某些应用场合更加有效。

3 脑 MR 图像分割框架

对于一幅脑 MRI 图像,本文提出的分割框架由以下 3 个步骤组成:(1)自动初始化;(2)基于多层水平集的脑 MR 图像分割;(3)厚度约束。

3.1 自动初始化

本文采用了一种有效的初始化方法,可以更快、更准确地得到分割结果。在脑 MRI 图像中,背景区域、脑脊液区、灰质和白质区域的灰度值 I 由小到大排列,其关系为: $\{I_x \in \text{背景} < I_x \in \text{脑脊液} < I_x \in \text{灰质} < I_x \in \text{白质}\}$ 。因此,我们先采用一个阈值 T 将图像区域简单分为两类:一类是背景区域和脑脊液区域,记作 R_{BG+CSF} ;另一类是白质区域和灰质区域,记作 R_{WM+GM} 。然后,对背景区域和脑脊液区域 R_{BG+CSF} 做膨胀操作得到扩展后的区域 $R_{dilation}$,于是,背景区域就为 $R_{dilation}$,脑脊液区域为 $R_{BG+CSF} - R_{dilation}$;同样,对白质和灰质区域 R_{WM+GM} 做腐蚀操作得到收缩后的区域 $R_{erosion}$,该区域 $R_{erosion}$ 为白质区域,而 $R_{WM+GM} - R_{erosion}$ 为灰质区域。综上所述,水平集函数 ϕ 可以被初始化为:

$$\phi = \begin{cases} l_3 + c_0, & \text{if } x \in R_{erosion} \\ l_2 + c_0, & \text{if } x \in R_{WM+GM} \text{ and } x \notin R_{erosion} \\ l_1 + c_0, & \text{if } x \in R_{BG+CSF} \text{ and } x \notin R_{dilation} \\ l_1 - c_0, & \text{if } x \in R_{dilation} \end{cases} \quad (5)$$

式中, c_0 为正整数, l_1, l_2, l_3 为水平线。实验中,对于 256 级的灰度图像,我们设置阈值 T 为 125, c_0 取 5。

3.2 基于多层水平集的脑 MR 图像分割模型

一般来说,灰度不均匀的图像 $I(x)$ 是由真实的图像 $I_0(x)$ 乘以偏移场 b 得到的,其公式如下:

$$I(x) = bI_0(x) + n(x) \quad (6)$$

其中, $n(x)$ 是加性噪声,偏移场 b 是一个光滑的、空间上缓慢变化的函数。设图像由若干区域 $\{\Omega_i\}_{i=1}^N$ 组成,满足 $\Omega = \bigcup_{i=1}^N \Omega_i, \Omega_i \cap \Omega_j = \Phi (\forall i \neq j)$ 其中 N 为图像类别数。区域 $\{\Omega_i\}_{i=1}^N$ 的灰度均值为 c_i 。定义如下能量函数:

$$E_N(b, c_1, \dots, c_N) = \lambda \sum_{i=1}^N \int_{\Omega_i} (I(x) - bc_i)^2 dx + \nu \sum_{i=1}^N \int_{\Gamma_i} ds \quad (7)$$

其中, Γ_i 为区域 $\{\Omega_i\}_{i=1}^N$ 的边界, λ 和 ν 为非负常数。考虑到 MultiLayer 水平集的嵌套式水平线结构正好和脑组织的分层结构相匹配,我们使用 MultiLayer 水平集方法来表征图像的不同区域 $\{\Omega_i\}_{i=1}^N$ 。对于脑 MR 图像,一般需要划分出 4 个区域:白质区域、灰质区域、脑脊液区域和背景。所以,用一个水平集函数 ϕ 和 3 条水平线 l_1, l_2, l_3 就可以将图像分成 4 个互不相交的区域: $R_{bg} = \{0 < \phi < l_1\}, R_{csf} = \{l_1 < \phi < l_2\}, R_{wm} = \{l_2 < \phi < l_3\}, R_{wm} = \{\phi > l_3\}$ 。因此,使用 MultiLayer 水平集,能量函数可以表示为:

$$E_N(b, c_1, c_2, c_3, c_4) = \lambda \left[\int (I(x) - bc_1)^2 H(l_1 - \phi) dx + \int (I(x) - bc_2)^2 H(\phi - l_1) H(l_2 - \phi) dx + \int (I(x) - bc_3)^2 H(\phi - l_2) H(l_3 - \phi) dx + \int (I(x) - bc_4)^2 H(\phi - l_3) dx \right] + \nu \sum_{i=1}^3 \int |\nabla H(\phi - l_i)| dx \quad (8)$$

为了提高曲线演化速度,我们在式(8)中加入水平集演化正则项:

$$\rho(\phi) = \int \frac{1}{2} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx \quad (9)$$

得到总能量方程:

$$\begin{aligned} E_N(b, c_1, c_2, \dots, c_N) \\ = \lambda \int (I(x) - bc_1)^2 H(l_1 - \phi) dx + \lambda \int (I(x) - bc_2)^2 H \\ (\phi - l_1) H(l_2 - \phi) dx + \lambda \int (I(x) - bc_3)^2 H(\phi - l_2) H \\ (l_3 - \phi) dx + \lambda \int (I(x) - bc_4)^2 H(\phi - l_3) dx + \nu \sum_{i=1}^3 \\ \int |\nabla H(\phi - l_i)| dx + \omega \int \frac{1}{2} (|\nabla\Phi| - 1)^2 dx \quad (10) \end{aligned}$$

式中, λ, ν 和 ω 为非负整数, 分别为能量项系数、长度项系数和正则化系数。

根据变分法原理, 最小化总能量方程, 我们可以得到区域均值 c_i 和偏移场 b 的最优表达式:

$$c_i = \frac{\int I(x)b(x)M_i(\phi) dx}{\int b^2(x)M_i(\phi) dx} \quad (11)$$

$$b = \frac{\sum_{i=1}^4 I(x)c_i M_i(\phi)}{\sum_{i=1}^4 c_i^2 M_i(\phi)} \quad (12)$$

其中, $M_i(\phi)$ 的定义为:

$$\begin{cases} M_1(\phi) = H(l_1 - \phi) \\ M_2(\phi) = H(\phi - l_1)H(l_2 - \phi) \\ M_3(\phi) = H(\phi - l_2)H(l_3 - \phi) \\ M_4(\phi) = H(\phi - l_3) \end{cases} \quad (13)$$

由于偏移场 b 是一个光滑的、空间上缓慢变化的函数, 我们对偏移场 b 做约束, 得到一个正则化的 b' :

$$b' = \frac{(\sum_{i=1}^4 I(x)c_i M_i(\phi)) * g_k}{(\sum_{i=1}^4 c_i^2 M_i(\phi)) * g_k} \quad (14)$$

其中, $*$ 表示卷积操作, g_k 是一个低通滤波器。采用梯度下降法, 我们可以得到水平集函数 ϕ 的演化方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial\phi}{\partial t} = \lambda F + \nu \sum_{i=1}^3 [\delta(\phi - l_i) \operatorname{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|})] + \omega (\Delta\Phi - \\ \operatorname{div}(\frac{\nabla\Phi}{|\nabla\Phi|})) \end{aligned} \quad (15)$$

式中, H 为 Heaviside 函数, δ 为 Heaviside 函数的导数, F 的定义如下:

$$\begin{aligned} F = \delta(l_1 - \phi)(I - bc_1)^2 + [\delta(l_2 - \phi)H(\phi - l_1) - \delta(\phi - l_1) \\ H(l_2 - \phi)](I - bc_2)^2 + [\delta(l_3 - \phi)H(\phi - l_2) - \delta(\phi - \\ l_2)H(l_3 - \phi)](I - bc_3)^2 - \delta(\phi - l_3)(I - bc_4)^2 \quad (16) \end{aligned}$$

3.3 厚度约束

人类的大脑皮层的厚度大约在 1 毫米到 5 毫米之间, 利用这一先验信息, 我们使用了约束函数 $\kappa(x)$ 来限制大脑皮层的厚度在合理的范围 $[D_{\min}, D_{\max}]$ 内。约束函数 $\kappa(x)$ 的定义为:

$$\kappa(x) = \begin{cases} 1, & D_{\min} < d_1 < D_{\max} \\ 1, & D_{\min} < d_2 < D_{\max} \\ 1, & D_{\min} < d_3 < D_{\max} \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (17)$$

其中, $d_1 = |x - l_1|$, $d_2 = |x - l_2|$, $d_3 = |x - l_3|$ 。当距离水平线的距离在合理范围时, 约束函数 $\kappa(x)$ 为 1, 否则为 0。这样, 我们提出如下耦合函数:

$$\begin{aligned} \frac{\partial\phi}{\partial t} = \lambda\kappa(\phi)F + \nu \sum_{i=1}^3 [\delta(\phi - l_i) \operatorname{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|})] + \omega (\Delta\phi - \\ \operatorname{div}(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|})) \end{aligned} \quad (18)$$

当距离在合理范围时, 图像驱动力 F 才驱动水平集运动, 而当超过此合理范围, 图像驱动力则不起作用。

3.4 算法的实现

本文分割框架的算法步骤如下:

- 步骤 1 令 ϵ 为一个很小的数, 按照式(5)初始化水平集 ϕ 。
- 步骤 2 若有 $\|E_{Total}^{k+1} - E_{Total}^k\| > \epsilon$, 则重复步骤 2—步骤 6。
- 步骤 3 按照式(11)计算出 c_i 。
- 步骤 4 按照式(14)更新正则化偏移场 b' 。
- 步骤 5 按照式(18)更新水平集 ϕ 。
- 步骤 6 由式(10)计算出第 $k+1$ 次后的总能量 E_{Total}^k 。

4 实验与分析

本文所有实验均采用如下固定参数: 时间步长 $\Delta t = 0.01$, 长度项系数 $\nu = 0.001$, 能量项系数 $\lambda = 1$, 正则项系数 $\omega = 0.5$, 水平线取 $l_1 = 0, l_2 = 30, l_3 = 60$ 。

图 2(a)所示为一幅 3T 脑 MRI 图像, 该图像含有少量噪声并存在较强的灰度不均匀现象, 图中上部较暗而下中部区域较亮。采用本文所提出的初始化方法, 初始化曲线如图 2(b)所示。图 2(c)和图 2(d)分别为分割结果和该图像的偏移场。从分割结果来看, 本文方法可以同时完成偏移场去除和图像分割, 并且分割结果较好。

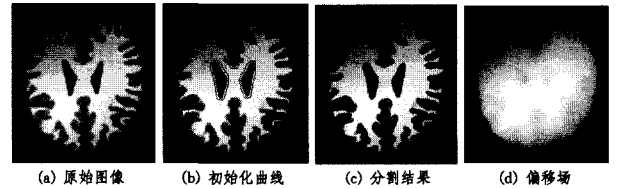


图 2 3T 脑 MR 图像分割结果

为了与其他模型的分割效果进行比较, 我们选用了 5 幅噪声水平 3%、灰度不均匀性 40% 的 MRI 脑图像。这些图像取自 McGill 大学 Montreal 神经学研究所大脑成像中心的 Brain Web 仿真脑部 MR 图像数据库^[12], 该数据库同时提供真实的分割结果。图 3 的第一列分别显示了 5 幅不同轴向的脑图像, 第二列显示了 Leemput 模型的分割结果, 第三列显示了 LBF 模型的分割结果, 第四列显示了本文方法的分割结果, 最后一列显示了真实分割结果。为了更准确地表示各个模型的分割结果, 本文采用了 DSC 指标^[13]来衡量分割精度, DSC 指标的定义如下:

$$DSC = \frac{2N(S_1 \cap S_2)}{N(S_1) + N(S_2)} \quad (19)$$

其中, S_1 和 S_2 分别代表分割结果和真实结果, $N(\cdot)$ 为像素的个数。DSC 指标值越趋近于 1, 表明分割精度越高。图 4 显示了图 3 中 5 幅图像经过 Leemput 方法、LBF 模型和本文方法分割后的 DSC 指标值。可以看出, 相比 Leemput 方法和 LBF 模型, 本文方法的分割精度提升了 1% 到 4%。



图3 本文方法和 Leemput 等人方法和 LBF 模型比较

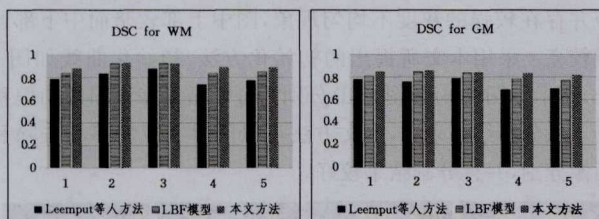


图4 Leemput 等人方法、LBF 模型和本文方法的 DSC 指标

由于本文采用 MultiLayer 水平集方法,只需要演化一个水平集函数,而 LBF 模型存在大量的卷积运算,并需要演化两个水平集函数,因此,本文方法的处理时间要大大减少。在表 1 中,我们对图 3 中 5 幅图像采用本文方法和 LBF 模型的分割时间,程序代码采用 Windows XP 系统下的 Matlab 7.0 来编写,运行环境是联想的 T400 笔记本电脑(Intel Core (TM)2 Duo processor, 2.53 GHz, 2GB RAM)。从表 1 可以看出,相比 LBF 模型,本文方法的分割时间缩短了 20% 到 40%。

表 1 LBF 模型和本文模型的处理时间

图像	LBF 模型 分割时间(秒)	本文模型 分割时间(秒)
图 3 第一行图像	68.80	55.57
图 3 第二行图像	97.37	61.39
图 3 第三行图像	62.38	43.79
图 3 第四行图像	87.28	60.89
图 3 第五行图像	152.38	105.00

结束语 本文提出了一种新的基于 MultiLayer 水平集的脑 MR 图像分割框架。该分割框架由自动初始化方法、脑 MR 图像分割模型和厚度约束 3 个部分组成,可以同时进行偏移场去除和图像分割,并且不需要人工干预,可以用于自动分割。本文分割框架中使用的 MultiLayer 水平集具有嵌套式水平线的结构,与脑组织的层次结构相匹配,因而本文方法特别适用于脑 MRI 图像的分割。实验结果表明,与 Leemput 等人方法和 LBF 模型相比,本文方法的分割精度更高,并且分割速度更快。

参考文献

- [1] Wells W, Grimson E, Kikinis R, et al. Adaptive segmentation of MRI data[J]. *IEEE Trans. Med Imag*, 1996, 15(4): 429-442
- [2] Leemput V, Maes K, Vandermeulen D, et al. Automated Model-Based Bias Field Correction of MR Images of the Brain [J]. *IEEE Trans. Med Imag*, 1999, 18(10): 885-896
- [3] Ahmed M, Yamany S, Mohamed N, et al. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data [J]. *IEEE Trans. Med Imag*, 2002, 21(3): 193-199
- [4] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions and level set methods for supervised texture segmentation [J]. *Int'l J. Comp. Vis*, 2002, 46: 223-247
- [5] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Trans. Imag. Proc*, 2001, 10: 266-277
- [6] Li C, Kao C K, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]// *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Washington D C, 2007: 1-7
- [7] 王利, 陈允杰, 韦志辉, 等. 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学报*, 2009, 21(11): 1624-1631
- [8] Chan T, Vese L. 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
- [9] Chung G, Vese L. Energy minimization based segmentation and denoising using a multilayer level set approach [C]// *EM-MCVPR 2005*. 2005, 3757: 439-455
- [10] Chung G, Vese L. Image segmentation using a multilayer level-set approach [J]. *Computing and Visualization in Science*, 2009, 12(6): 267-285
- [11] Li C, Li F, Kao C Y, et al. Image Segmentation with Simultaneous Illumination and Reflectance Estimation: An Energy Minimization Approach [C]// *Proceedings of the Eighth International Conference on Computer Vision (ICCV)*. 2009
- [12] <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>
- [13] 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