

基于边缘竞争模糊水平集的脑部磁共振图像自动分割

赵雯典^{1,2}, 邓振生^{2*}

(1. 有色金属成矿预测教育部重点实验室(中南大学), 长沙 410083; 2. 中南大学 地球科学与信息物理学院, 长沙 410083)

(* 通信作者电子邮箱 bmedzs@csu.edu.cn)

摘要:针对脑部磁共振(MR)图像分割时容易出现的受噪声影响大和边缘定位模糊问题,提出一种以基于核函数的增强模糊C均值(RFCMK)算法结果为先验知识的边缘竞争水平集自动分割方法。首先采用RFCMK算法对图像进行预分割;然后对预分割后的各子类图像进行阈值化处理,并将其边缘作为水平集演化的初始轮廓;最后采用引入竞争机制的边缘指示器对各部分边缘进行演化。该方法对模拟图像不同层切面的分割实验表明,基于面积和基于边缘的评估统计值范围分别为[0.91, 0.95]和[0.05, 0.22]。对噪声图像的实验结果表明该方法能够有效地抑制噪声对分割结果的影响。

关键词:水平集演化;模糊聚类;边缘竞争;自动分割;脑部磁共振图像

中图分类号: TP391.413 **文献标志码:** A

Improved fuzzy level set method for automatic MR image segmentation based on edge competition

ZHAO Wendian^{1,2}, DENG Zhensheng^{2*}

(1. Key Laboratory of Metallogenic Prediction of Nonferrous Metals (Central South University), Changsha Hunan 410083, China;

2. School of Geosciences and Info-Physics, Central South University, Changsha Hunan 410083, China)

Abstract: A level set segmentation method based on edge competition for automatic segmentation of brain Magnetic Resonance (MR) images was proposed, which employed the Robust Fuzzy C-Means Based Kernel Function (RFCMK) result as priori knowledge to solve the problems of noise and edge leakage. Firstly, the image was pre-segmented with the RFCMK algorithm. Then, the sub-class images derived from pre-segmentation were processed by threshold operation to get the edge, which was used as the initial contour for the level set evolution. Finally, a competition mechanism combining the gradient information of sub-class image and original image was introduced to the edge indicator. An image set from a simulated brain database and a real brain MR image were tested to validate the accuracy of the proposed method. The range of area-based and edge-based statistical value is [0.91, 0.95] and [0.05, 0.22], respectively. The experimental results show that the proposed method can detect the edge accurately, and reduce the effect of noise.

Key words: level set evolution; fuzzy clustering; edge competition; automatic segmentation; brain Magnetic Resonance (MR) image

0 引言

磁共振成像(Magnetic Resonance Imaging, MRI)因其高软组织分辨率、无电离辐射等优势已经成为人们进行脑功能、解剖研究的重要手段^[1]。脑实质主要可被划分为脑白质(White Matter, WM)、脑灰质(Grey Matter, GM)、脑脊液(Cerebrospinal Fluid, CSF),而这些组织的边界定义了大部分的脑解剖结构。因此,对脑组织的MR图像进行精确分割是脑部诊断、治疗和研究的先决条件。现存的MR图像分割方法主要是半自动分割法,其与人工分割类似,虽然精度较高,但是速度较慢且重复性差,且分割结果很大程度上依赖于操作者的经验^[2]。因此,脑部MR图像的自动分割一直是研究热点。Clark等^[3]提出了基于人工智能的自动分割方法,Gering等^[4]提出了一种使用多层马尔可夫随机场方法的脑部分割方法,这些算法及其改进算法虽然在一定程度上获得了良好的效果,但是仍然存在计算量大、速度慢等缺点。模糊C均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法是目前比较流行的自动分割算法^[5-7]。该方法虽

然速度较快,但其对边缘定位的能力较低。Li等^[8]提出了一种模糊水平集自动分割方法(Fuzzy Level Set Method, FLSM),其使用模糊聚类来自动地配置参数和初始化水平集分割。虽然该方法有效地减轻了计算量,但是在应用于脑部MR图像时效果并不理想。这是由于:1)MR图像一般存在较大的噪声;2)脑部MR图像中各组织形状不规则、边界不清晰;3)基于边缘的水平集方法容易出现边缘泄露问题。

针对这些问题,本文提出了一种以基于核函数的增强模糊C均值(Robust Fuzzy C-Means Based Kernel Function, RFCMK)的聚类结果作为先验知识的边缘竞争水平集分割方法。该方法使用RFCMK算法代替传统FCM算法来自动初始化水平集演化和配置参数,在实现了自动分割的基础上减轻了噪声对分割结果的影响;同时,在水平集演化的过程中引入了边缘竞争机制,从而提高了边缘定位的准确度。

1 RFCMK算法预分割图像

本文采用Kannan等^[9]提出的RFCMK算法聚类后的结

收稿日期:2013-02-04;修回日期:2013-03-14。 基金项目:国家自然科学基金资助项目(61172184)。

作者简介:赵雯典(1988-),女,辽宁葫芦岛人,硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理;邓振生(1956-),男,湖北监利人,教授,博士,主要研究方向:医学图像处理。

果来初始化水平集函数。传统的 FCM 算法对噪声的敏感度较大,在噪声较大时可能会得到错误的预分割结果,而 RFCMK 算法使用一个核函数代替欧氏距离作为目标函数的相似度准则,以减轻噪声对图像分割结果的影响。其目标函数定义为:

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^C \mu_{nm}^l \times 2(\beta - K(i_n, \nu_m)) \quad (1)$$

其中: $l (> 1)$ 是控制分割模糊度的权值指数; i_n 是第 n 个聚类目标; ν_m 表示第 m 类的聚类中心; $K(i_n, \nu_m)$ 是代替了聚类目标 i_n 与聚类中心 ν_m 之间欧氏距离作为相似度准则的核函数。

$$K(i_n, \nu_m) = -\frac{\|i_n - \nu_m\|^2}{\alpha} + \beta; \beta > 0 \quad (2)$$

其中 α 和 β 是由操作者调整的参数。而聚类中心和隶属度函数的计算公式为:

$$\mu_{nm} = \frac{\left(\frac{1}{\beta - K(i_n, \nu_m)}\right)^{\frac{1}{l-1}}}{\sum_{k=1}^C \left(\frac{1}{\beta - K(i_n, \nu_k)}\right)^{\frac{1}{l-1}}} \quad (3)$$

$$\nu_m = \frac{\sum_{n=1}^N \mu_{nm}^l i_n}{\sum_{n=1}^N \mu_{nm}^l} \quad (4)$$

通过迭代更新 ν_m 和 μ_{nm} , 在目标函数 J 达到最优时完成了模糊聚类。本文拟将脑部 MR 图像分割为 WM、GM、CSF 和背景 (Background) 四个部分。因此,使用 RFCMK 算法将原图像预分割为 4 个子类图像,每幅图像的感兴趣区域为 R_m : $\{r_m = \mu_{nm}\}$ 。

2 边缘竞争的水平集函数推演

水平集方法采用一个偏微分方程函数 $\varphi(t, x, y)$ 代替活动轮廓的参数特征描述,通过追踪零水平集 $\Gamma(t)$ 来近似活动轮廓的演化^[10],近年来由于其高效的数值方案已经得到广泛的应用。但是传统的水平集方法存在迭代次数多、收敛速度慢、需要周期性重初始化等缺陷。为了克服这些缺陷,本文采用 Li 等^[11]提出的快速水平集公式对预分割后的边缘进行演化:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \left(\Delta \varphi - \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right) + \lambda \delta(\varphi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) + \nu g \delta(\varphi) \quad (5)$$

其中: $\text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right)$ 近似于平均曲率 κ ; $\delta(\varphi)$ 表示狄拉克函数;系数 μ 、 λ 分别控制每项在水平集公式中的权重;系数 ν 是控制边缘演化速度的气球力 (Balloon Force); g 是一个边缘指示器。最后,根据水平集函数的演化公式,选择一个步长 τ 迭代地对动态轮廓进行演化:

$$\varphi^{k+1}(x, y) = \varphi^k(x, y) + \tau \cdot \frac{\partial \varphi^k}{\partial t} \quad (6)$$

根据式(6)可知,初始轮廓的选定直接影响水平集演化的速度和时间,而边缘指示器确定水平集演化的停止条件。因此,初始轮廓和边缘指示器选定的合理与否对快速水平集演化的结果十分重要。

2.1 初始轮廓选定

根据文献[11]可知,水平集函数的初值应满足以下条件:

$$\varphi_0(x, y) = \begin{cases} -\rho, & (x, y) \in \Omega_0 - \partial\Omega_0 \\ 0, & (x, y) \in \partial\Omega_0 \\ \rho, & (x, y) \in \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (7)$$

其中: Ω 为图像集; Ω_0 为 Ω 的任意一个子集; $\partial\Omega_0$ 为 Ω_0 的边界; ε 是一个调整狄拉克函数 $\delta(\varphi)$ 的常量,且 ρ 值的选取以大于 2ε 为优。因此,本文选用下式来初始化水平集函数:

$$\varphi_0(x, y) = -6\varepsilon(0.5 - B_m) \quad (8)$$

其中: B_m 是一个接近于感兴趣区域的二值图像,通过 $B_m = R_m \geq b_0$ 得到; R_m 是各子类图像的感兴趣区域; b_0 是一个属于 $(0, 1)$ 的阈值。然后,将 B_m 的边缘作为水平集演化的初始轮廓。

2.2 边缘指示函数的改进

边缘指示器用于在水平集函数达到最优时停止演化,其值在图像边界上接近于零,而在其他区域为正值。传统水平集函数的边缘指示器只包含了原图像的梯度信息,而原图像中待分割的各部分之间像素差值较小,导致原图像的梯度较小,因此容易产生边缘泄露问题。

本文考虑到聚类后的子类图像中感兴趣区域 R_m 与背景之间的像素差值较大,若将子类图像的梯度信息包含到边缘指示器中,则可以对水平集的边缘演化起到一定的限制作用。为此,本文提出了一个新的竞争性的边缘指示器:

$$g^{\text{new}} = \min\{\gamma g_i, (1 - \gamma) g_p\} \quad (9)$$

其中: γ 是一个原图像和子类图像的边缘信息竞争的权重参数; g_i 和 g_p 以相同方法由原图像和子类图像中得到,求解公式如下(其中用 g 代替 g_i 和 g_p):

$$g = \frac{g(\omega) - \min(g(\omega))}{\max(g(\omega))} \quad (10)$$

$$g(\omega) = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma * \omega)|^2} \quad (11)$$

式(11)是传统水平集函数的边缘指示器, $G_\sigma * \omega$ 代表待分割图像 ω 和一个平滑高斯核 G_σ 的卷积, $\nabla(\cdot)$ 表示一个图像梯度算子。将原图像和子类图像的边缘指示器平均在 $[0, 1]$, 使得两种图像的梯度值在同一灰度范围内竞争,以增强边缘指示器指示真正边缘的概率,因此能够更准确地定位图像边缘。

2.3 设置参数并进行边缘演化

根据水平集演化公式,还需计算曲率 κ , 气球力 ν , 以及设置各系数。曲率 κ 可以通过原图像中的灰度信息得到,而气球力 ν 可以由子类图像的感兴趣得到: $\nu = 1 - 2R_m$, 因此可以使水平集演化速度在平滑区域时加快,而在靠近真实边界时减慢。最后,设置系数 μ 、 λ , 并使用式(6)对各子类图像进行水平集演化,直到得到满意的结果。

3 实验与分析

3.1 本文方法的分割效果

本文分别选择 1 幅真实头部磁共振 (Magnetic Resonance, MR) 图像和 BrainWeb 网站^[12] 提供的 8 幅模拟头部 MR 图像作为实验样本以验证本文方法的有效性。首先,采用 BET (Brain Extraction Tool)^[13] 去除脑周围的颅骨和脂肪组织,留下图像中的脑实质部分;然后,选取每幅图像颅顶区域、中层区域、颅底区域的典型代表 2D 切面各 3 帧,并将其作为实验样本进行比较、统计分析。

图 1 显示了本文方法中使用 RFCMK 算法的预分割结果和经过竞争性边缘水平集演化后的结果,以真实图像的第 28 层切面图像为例。为了更加清晰地对比边缘,本文使用

Canny 算子提取出预分割结果的边缘。由图可以看出,预分割的结果已经比较理想,但若对比图1的GM预分割与演化后边缘可以看出,在CSF和WM之间的位置容易被错分为GM部分,而经过水平集演化后,被错误分割的部分基本被消除,能够得到更加准确的结果。

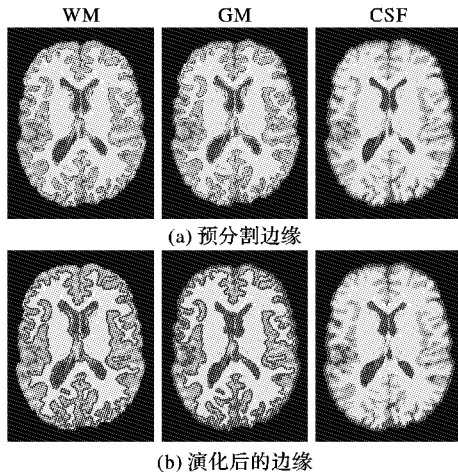


图1 应用本文方法分割真实图像的中层区域

3.2 分割效果的统计比较

图2以模拟头部MR图像为例,对比了小波包区域增长(Wavelet Packets and Region Growing, WPRG)方法^[14]、FLSM方法^[8]和本文方法应用于颅顶区域(第125层切面)、中层区域(第92层切面)、颅底区域(第55层切面)三个2D切面的对于GM部分的分割结果。

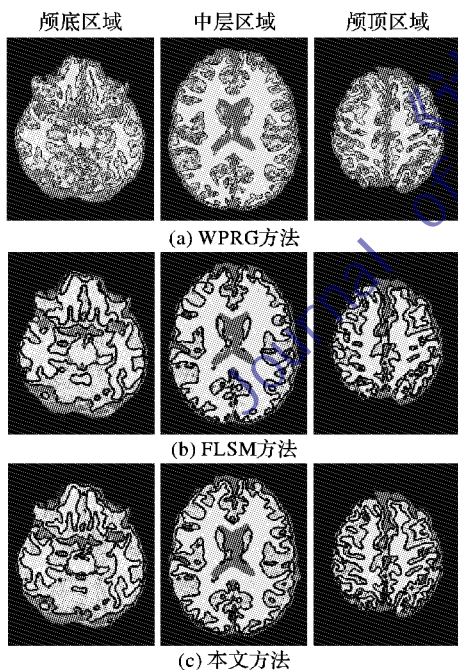


图2 WPRG方法、FLSM方法以及本文方法对GM的分割结果

图2(a)为使用WPRG方法分割后提取边缘的结果。图中组织的轮廓基本准确,但是图中存在大量难以去除的噪声,影响了最后的分割结果。图2(b)是使用FLSM方法分割后的结果,可以看出应用该方法后,边缘容易出现过度演化,特别是在包含脑干部分的颅底区域,脑干的GM没有被检测出来。而应用本文方法的颅底区域分割结果中检测到了中大部分的脑干GM,本文方法对边缘的检测能力较高。

为了更加客观地比较三种方法的分割效果,表1选用两种评估方法统计以上三种方法对颅顶区域、中层区域、颅底区

域2D脑切面的分割效果。若参考图像为 R ,二值图像为 S 。那么,本文所使用的第一种方法为基于面积的Dice相似性系数方法,其定义如下:

$$Dice(R, S) = \frac{2|R \cap S|}{|R| + |S|} \quad (12)$$

而另一种方法是基于边缘的归一化距离和(Normalized Sum of Distances, NSD)方法^[15]。设 $D(i)$ 是像素 i 到参考图像轮廓的最小欧氏距离,则NSD系数定义为:

$$NSD(R, S) = \frac{\sum_{i \in R \cup S \cap S} D(i)}{\sum_{i \in R \cup S} D(i)} \quad (13)$$

选择8幅模拟头部MR图像的各层代表帧作为实验样本,各层有24幅2D切面图像,共72幅。表1显示出本文方法无论在分割面积上还是边缘准确度上都略优于WPRG方法和FLSM方法。但是,相对于WM和GM部分,本文方法对CSF的分割效果稍差,特别是在CSF部分更加细微的颅顶区域。而且,比较不同层面的分割结果可发现,中层区域的分割效果好于颅顶和颅底区域。

表1 三种方法分割效果统计

方法	切面位置	WM		GM		CSF	
		Dice	NSD	Dice	NSD	Dice	NSD
小波包区域增长法	颅顶	0.91	0.12	0.90	0.15	0.91	0.21
	中层	0.92	0.09	0.92	0.11	0.92	0.21
	颅底	0.92	0.15	0.89	0.22	0.92	0.35
模糊水平集方法	颅顶	0.90	0.15	0.91	0.17	0.86	0.27
	中层	0.92	0.08	0.92	0.09	0.84	0.39
	颅底	0.90	0.15	0.87	0.21	0.88	0.13
本文方法	颅顶	0.93	0.06	0.93	0.14	0.91	0.22
	中层	0.95	0.06	0.95	0.08	0.94	0.05
	颅底	0.93	0.13	0.92	0.09	0.92	0.09

3.3 噪声条件下的分割效果验证

本文分别选用叠加了1%、5%和9%高斯白噪声的T1加权图像作为实验样本以验证本文方法在噪声条件下的分割效果。以GM的分割结果为例,三种不同噪声图像分割后的结果如图3所示。由图3可以看出,尽管图像中叠加的噪声有所增加,但是本文方法仍然能够保持较好检测结果。

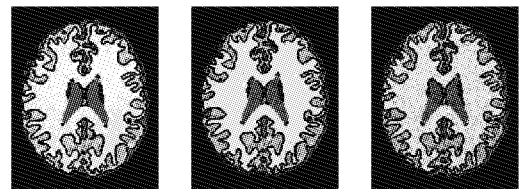


图3 不同噪声条件下本文方法对GM的分割结果

4 结语

本文分析了传统模糊水平集方法的局限性,提出了一种新的适用于脑部MR图像的模糊水平集方法。该方法使用RFCMK算法的聚类结果作为先验信息以自动地为水平集函数配置参数和初始化,在减少计算量的同时实现了图像自动分割。针对水平集方法存在的边缘定位不准确问题,提出了一种结合了待分割图像和聚类后子类图像梯度信息的竞争性边缘指示器,以增强边缘的检测能力。本文分别使用真实和模拟的MR图像的不同层切面作为实验样本,并使用两种评

(下转第2697页)

率,这说明算法对噪声不敏感,具有良好的鲁棒性。

表1 细胞定位正确率统计

组别	共有个数	找对个数	找错个数	遗漏率/%	正确率/%
1	14	10	2	14.3	83.3
2	12	11	1	8.3	81.8
3	9	7	1	22.2	87.5
4	19	14	3	26.3	82.3
5	40	31	6	22.5	83.7

5 结语

本文提出了一种基于中心定位算法的细胞双光子显微图像分割方法。算法大致流程为:对细胞显微图像进行直方图均衡化和高斯滤波等预处理后,用 C -均值聚类算法对图像进行了分类,然后对聚类结果用Canny算子进行边缘检测,接着用算法确定Canny边缘图中各个细胞核的大致中心位置,最后用改进的水平集方法对细胞图像进行分割。定位和分割的结果表明了该算法对噪声不敏感,能定位多个细胞核的中心,具有较好的分割效果和较高的准确率。最终得到的细胞核边缘较为准确,可以很好地用于提取细胞特征,为后续的细胞图像自动分析知识库的建立奠定了良好的基础。

由于细胞图像较为复杂,使得边缘检测以及模板大小的尺度选择非常关键。本文方法在模板大小及圆形度筛选的阈值选择上采用人工方式,如何自适应地选择阈值是下一步研究的方向。另外,如何能进一步提高正确率,也需要进行研究。

参考文献:

- [1] 郑飞虎. 肿瘤显微细胞图像分割技术研究[D]. 南昌:华东交通

大学, 2009.

- [2] 王云. 血细胞图像的自动分割与识别方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2009.
- [3] 张建伟, 詹天明, 陈允杰, 等. 改进的多目标图像的水平集分割模型[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(4): 617-623.
- [4] 印勇, 李阿琼. 一种粘连血细胞图像分割新方法[J]. 计算机工程与应用, 2009, 45(35): 173-175.
- [5] 章普生. 胃腺癌细胞显微图像分割算法研究[D]. 长沙:国防科学技术大学, 2007.
- [6] 万卫兵, 施鹏飞. 基于综合技术的组织细胞图像分割[J]. 计算机应用, 2006, 26(2): 400-402.
- [7] 李光, 王朝英, 侯志强. 基于 K 均值聚类与区域合并的彩色图像分割算法[J]. 计算机应用, 2010, 17(4): 447-456.
- [8] GARRIDO A, de la BLANCA N P, *et al.* Applying deformable templates for cell image segmentation[J]. Pattern Recognition, 2000, 33(5): 821-832.
- [9] JIANG T Z, YANG F G, FAN Y, *et al.* A parallel genetic algorithm for cell image segmentation[J]. Electronic Notes in Theoretical Computer Science, 2001(46): 214-224.
- [10] YANG F G, JIANG T Z. Cell image segmentation with kernel-based dynamic clustering and an ellipsoidal cell shape model[J]. Journal of Biomedical Informatics, 2001, 34(2): 67-73.
- [11] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [12] LI C M, HUANG R, DING Z H, *et al.* A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [13] 周奇年, 王廷波, 李文书. 区域信息和水平集方法的图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(11): 2002-2007.

(上接第2685页)

估方法对WPRG方法^[14]、FLSM方法^[8]以及本文方法的实验结果进行统计。实验结果表明,相对于WPRG方法和FLSM方法,本文方法能够更准确、有效地实现脑部MR图像的自动分割。

参考文献:

- [1] 傅杰青. 核磁共振——获得诺贝尔奖次数最多的一个科学专题[J]. 自然杂志, 2003(6): 357-361.
- [2] 汪红志, 聂生东, 王保华. MR脑图像组织分割的方法[J]. 国外医学: 生物医学工程分册, 2005, 28(5): 302-306.
- [3] CLARK M C, HALL L O, GOLDOF D B, *et al.* Automatic tumor segmentation using knowledge-based techniques[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 1998, 17(2): 187-201.
- [4] GERING D, GRIMSON W, KIKINIS R. Recognizing deviations from normalcy for brain tumor segmentation[C]// MICCAI 2002: Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention, LNCS 2488. Berlin: Springer, 2002: 388-395.
- [5] WANG P, WANG H L. A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation[C]// FBIE 2008: International Seminar on Future BioMedical Information Engineering, Piscataway, NJ: IEEE Press, 2008: 26-29.
- [6] WANG J, KONG J, LU Y, *et al.* A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation using both local and non-local spatial constraints[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2008, 32(8): 685-698.
- [7] 张健, 宋刚. 基于分裂式 K 均值聚类的图像分割方法[J]. 计算机应用, 2011, 31(2): 372-374.
- [8] LI B N, CHUI C K, CHANG S, *et al.* Integrating spatial fuzzy

clustering with level set methods for automated medical image segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2011, 41(1): 1-10.

- [9] KANNAN S R, RAMATHILAGAM S, DEVI R, *et al.* Strong fuzzy c-means in medical image data analysis[J]. Journal of Systems and Software, 2012, 85(11): 2425-2438.
- [10] PENG D, MERRIMAN B, OSHER S, *et al.* A PDE-based fast local level set method[J]. Journal of Computational Physics, 1999, 155(2): 410-438.
- [11] LI C, XU C, GUI C, *et al.* Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]// CVPR 2005: IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington, DC: IEEE Computer Society, 2005, 1: 430-436.
- [12] COCOSCO C A, KOLLOKIAN V, KWAN R K S, *et al.* BrainWeb: online interface to a 3D MRI simulated brain database[DB/OL]. [2012-11-06]. <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb/>.
- [13] SMITH S M. Fast robust automated brain extraction[J]. Human Brain Mapping, 2002, 17(3): 143-155.
- [14] 柴华, 杨明强. 基于小波包和区域生长的脑组织图像分割[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(7): 215-217.
- [15] COELHO L P, SHARIFF A, MURPHY R F. Nuclear segmentation in microscope cell images: a hand-segmented dataset and comparison of algorithms[C]// ISBI 2009: IEEE International Symposium on Biomedical Imaging: From Nano to Macro 2009. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2009: 518-521.