

一种改进的梯度矢量流 Snake 侧脑室分割算法

张静林, 高 红, 马宝英

昌吉学院计算机工程系, 新疆 昌吉 831100

【摘 要】为提高侧脑室分割的准确性和鲁棒性,提出了一种改进的梯度矢量流(Gradient Vector Flow, GVF)Snake 算法用于侧脑室的分割。该算法首先运用先验信息自动化初始化轮廓线;其次通过边界检测算子对脑影像处理生成边缘图;最后在边缘图的基础上计算 GVF 场,并进行轮廓线演化得到侧脑室分割结果。选取不同特征的侧脑室图像对该算法进行实验验证,该算法能准确提取侧脑室尖锐角点处轮廓,克服了 GVF Snake 过收敛的问题,同时该算法对于左右侧脑室连接处较细的情况,分割效果良好。

【关键词】GVF Snake; Canny 算子; 侧脑室分割; 边界检测

【中图分类号】R312

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2015)05-0711-06

Improved gradient vector flow snake algorithm for lateral ventricle segmentation

ZHANG Jing-lin, GAO Hong, MA Bao-ying

Department of Computer Engineering, Changji University, Changji 831100, China

Abstract: To improve the accuracy and robustness of the lateral ventricle segmentation by improving gradient vector flow snake (GVF Snake) algorithm. The prior information was firstly applied by the algorithm to initialize and automate contours. And then, the brain images were processed by edge detection operator to get the edge maps. Finally, GVF fields were calculated based on the edge maps, and the lateral ventricle segmentation results were obtained by contour evolution. Different lateral ventricle images were selected to experimentally verify the algorithm. The improved algorithm can accurately extract the contour of lateral ventricle sharp angular points, overcoming the over-convergence of GVF Snake. And the improved algorithm can achieve better segmentation results when the junction between left and right lateral ventricle is small.

Key words: gradient vector flow snake; Canny operator; lateral ventricle segmentation; edge detection

前 言

脑部解剖影像是临床诊断及功能成像的重要参考,脑影像分割在医学临床和手术环境中有许多应用,如进行病理或正常组织的量化研究,以及与其他可视化技术结合,制定手术前和手术中交互的手术计划等。侧脑室分割是脑室体积测量与脑室三维可视化的关键和基础。由于人们的个体差异、组织形状特征以及成像过程中受成像设备影响等,增加了准确分割侧脑室的难度。

周昌雄等^[1]结合格式塔心理学提出了改进的几何活动轮廓模型用于侧脑室分割,该模型可以将左、

右侧脑室同时分割开来。石澄贤等^[2]提出的主动轮廓模型内引入先验统计区域信息,对侧脑室的分割实验表明,该模型可以准确定位到目标区域弱边缘处和深度凹陷的区域,同时具有较好的抗噪声的能力,但对侧脑室尖锐角点的分割效果欠佳。贾迪等^[3]用带标记的区域增长方法提取侧脑室轮廓,该算法能较准确深入侧脑室尖锐角点,但是对于左、右侧脑室连接处较细的情况,轮廓线会在左右侧脑室连接处汇成一起。

GVF (Gradient Vector Flow) Snake 算法较传统 Snake 算法在目标的凹陷部分有较好的分割效果,但其对噪声敏感,且对于复杂的灰度图像分割效果不稳定,例如脑室尖锐角点的轮廓提取。近年来,活动轮廓模型及其改进算法在医学图像分割中的应用^[4-9]成为学者们的关注热点。本文提出一种改进的 GVF Snake 侧脑室分割算法,首先根据经验值自动初始化

【收稿日期】2015-05-15

【基金项目】昌吉学院研究启动基金(2014SSQD001);新疆高校科研计划项目(XJEDU14S065)

【作者简介】张静林(1985-),女,硕士,助教,主要研究方向:医学影像计算、图像处理。E-mail: zhang_jinglin@sina.cn。

轮廓线,然后用 Canny 算子对脑影像进行边界检测得到边缘图(Edge Map),最后将边缘图作为 GVF 场的边缘图进行 GVF 场的计算及轮廓线演化、提取。此方法可以准确地提取侧脑室尖锐角点处的轮廓线,并且当左、右侧脑室连接处较细时,左右侧脑室的分割效果较好。

1 GVF Snake 算法原理

20 世纪 80 年代末, Kass 等^[10]人提出了活动轮廓模型(Active Contour Models),也称为 Snake 模型。这种模型可以有效地跟踪目标的形变,但其对初始轮廓敏感,且易陷入局部极值,无法很好地收敛到目标深度凹陷部分。1997 年, Xu 等^[11-13]提出一种新的静态外力,即梯度矢量流(GVF)。将 GVF 矢量场作为传统 Snake 模型的外力场,形成一种改进的 Snake 模型,即 GVF Snake 模型。GVF Snake 模型较传统 Snake 模型对的主要优点在于对凹陷区域轮廓线的提取效果较好。GVF Snake 模型将轮廓线的演化过程看作是力的一个平衡过程,通过将图像的梯度向量向外扩散,从而扩大 Snake 模型的外力捕获范围,较好地收敛到图像的深度凹陷区域。

GVF 场是个矢量场,通过极小化 $V(x, y)$ 的能量函数得到。GVF 场的定义如下:

$$V(x, y) = (u(x, y), v(x, y)) \quad (1)$$

其中, $V(x, y)$ 是一个向量场,此向量场的最小化能量方程为:

$$\varepsilon = \iint \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 |G - \nabla f|^2 dx dy \quad (2)$$

其中, $f(x, y)$ 是从图像导出的边缘图,越接近图像边缘,边缘图的值越大。边缘图可以通过以下 4 种方法得到:

$$E_{ext}^1(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2 \quad (3)$$

$$E_{ext}^2(x, y) = -|\nabla(G_\sigma(x, y) * I(x, y))|^2 \quad (4)$$

$$E_{ext}^3(x, y) = I(x, y) \quad (5)$$

$$E_{ext}^4(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y) \quad (6)$$

前两种 $f(x, y)$ 的求解方法适合于灰度图像,后两种 $f(x, y)$ 的求解方法适合于二值图像。 μ 是调节因子,当图像质量较差的时候取较大的值。式(2)的解满足如下方程:

$$\mu \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (7)$$

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (8)$$

其中, ∇^2 是 Laplacian 算子。把 u 和 v 看成是关于时

间 t 的函数,通过以下式子迭代求解 GVF 场:

$$u_i(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - (u(x, y, t) - f_x(x, y)) \cdot (f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2) \quad (9)$$

$$v_i(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - (v(x, y, t) - f_y(x, y)) \cdot (f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2) \quad (10)$$

2 改进的 GVF Snake 算法

GVF Snake 算法对边界清晰的“U 型”及有尖锐的凹陷区域的目标轮廓提取结果较好,侧脑室符合这样的形状特点,但是 MR 脑影像数据灰度分布不均匀,存在噪声等都影响了分割的结果。因此,先通过边界检测算法获取脑影像的粗略边界图,作为 GVF 场的边缘图,再计算梯度向量场 GVF,最后进行轮廓线演化得到侧脑室的分割结果。

2.1 获取脑影像边界图

考虑 MR 脑影像的灰度不连续性和相似性的特点,脑影像边界图的获取方法选择以灰度突变为基础,结合了阈值处理的边界检测方法 Sobel、Log 或 Canny^[14-16]。

Sobel 边缘检测用 3×3 领域的行和列之间的离散差计算梯度,其中,每一行和每一列的中心像素用 2 来加权以提供平滑:

$$\nabla f = [g_x^2 + g_y^2]^{1/2} = \left\{ [(z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)]^2 + [(z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)]^2 \right\}^{1/2} \quad (11)$$

其中, z 是亮度,如果在位置 (x, y) 处, $\nabla f \geq T$, 那么在该位置的像素是边缘像素,其中的 T 是指定的阈值。

Log(高斯拉普拉斯)边界检测的表达式:

$$\nabla^2 G(x, y) = \frac{\partial^2 G(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 G(x, y)}{\partial y^2} = \left[\frac{x^2 + y^2 - 2\sigma^2}{\sigma^4} \right] e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}} \quad (12)$$

用 $\nabla^2 G(x, y)$ 卷积脑影像,有两个好处:一是可以平滑图像,二是由于二阶导数中等效的引起零交叉,因此可以在计算拉普拉斯产生的双边缘之间定位零交叉组成的边缘。

Canny 边界检测算法的基本步骤如下:

(1) 高斯滤波器平滑图像

Canny 在进行边界检测之前,运用二维高斯函数对图像进行平滑:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (13)$$

其中, σ 为高斯滤波器标准差,用以控制平滑的程

度,减少噪声,若 σ 值太大,虽信噪比高,但会降低定位精度,默认选择经验值 1。

(2) 计算梯度幅值图像和角度图像

利用下列两式计算梯度幅值和方向:

$$M(x, y) = \sqrt{g_x^2 + g_y^2} \quad (14)$$

$$\alpha(x, y) = \arctan \left[\frac{g_y}{g_x} \right] \quad (15)$$

其中, g_x 和 g_y 为利用一阶偏导算子(如 Sobel、Prewitt、Roberts 等)计算的图像灰度沿水平方向和沿垂直方向的偏导数,这里利用图 1 中的 Sobel 模板对得到 g_x 和 g_y 。

z_1	z_2	z_3
z_4	z_5	z_6
z_7	z_8	z_9

a: Image neighborhood

-1	-2	-1
0	0	0
1	2	1

b: Sobel

$$g_x = (z_7 + 2z_8 + z_9) - (z_1 + 2z_2 + z_3)$$

-1	0	1
-2	0	2
-1	0	1

c: Sobel

$$g_y = (z_3 + 2z_6 + z_9) - (z_1 + 2z_4 + z_7)$$

图 1 Sobel 边缘检测算子模板

Fig.1 Model of Sobel edge detection operator

(3) 对梯度幅值图像应用非最大抑制

为进一步细化边缘,可以使用非最大抑制方法,这个方法的本质是指定边缘法线的许多离散方向(梯度向量)。Canny 算法在 (x, y) 为中心的 3×3 区域内沿梯度方向 $\alpha(x, y)$ 进行插值,若点 (x, y) 处的梯度幅值 $M(x, y)$ 大于 $\alpha(x, y)$ 方向上与其相邻的两个插值,认为此点为可能的边缘点,则 $g_N(x, y) = M(x, y)$, 否则 $g_N(x, y) = 0$ (抑制),这样就得到非最大抑制后的图像 $g_N(x, y)$ 。

(4) 双阈值处理和连接分析检测并连接边缘

Canny 选择两个阈值:一个低阈值 T_L 和一个高阈值 T_H ,从非最大抑制图像 $g_N(x, y)$ 中检测和连接出最终的边缘。首先创建高阈值图像 $g_{NH}(x, y)$ 和低

值图像 $g_{NL}(x, y)$:

$$g_{NH}(x, y) = g_N(x, y) \geq T_H, g_{NL}(x, y) = g_N(x, y) \geq T_L \quad (16)$$

在高阈值处理过的图像中把图像可能的边缘连成轮廓,当遇到轮廓的断点时,在低阈值图像对应位置的 8 邻域内寻找边缘点,并将找到的点集成到高阈值图像的边缘上。如此重复,直到得到较为连续的边缘。

2.2 改进的 GVF Snake 分割侧脑室算法实现

改进的 GVF Snake 算法分割脑室的详细步骤如下:

(1) 确定初始轮廓

在脑横断面影像中的左右侧脑室上各绘制一椭圆作为初始轮廓,轮廓点的坐标 (x, y) 计算如下:

$$x = O_x + a \cos(t), y = O_y + b \sin(t) \quad (17)$$

其中, (O_x, O_y) 为椭圆中心点坐标,这个坐标可以手动输入确定,也可以通过经验值确定,即对于 512×512 的脑影像, O_y 取其横断面脑影像中心点的纵坐标, O_x 为横断面脑影像中心点的横坐标的值加减 30 到 60 来确定, a 为椭圆横轴半径,取值为范围为 $[5, 12]$, b 为椭圆纵轴半径,取值范围为 $[20, 40]$, t 从 0 到 6.28 , 每间隔 0.5 取一个值。

(2) 计算边缘图,获取脑影像的边界图

可以运用 2.1 中提到的 Sobel、Log 或 Canny 算法分别提取脑影像的粗糙边界,这些粗糙边界构成新的图像 $f(x, y)$, 作为后面 GVF 场计算的初始图像。

(3) GVF 场的计算

方程(9)、(10)是非偶的,因此可以作为离散的偏微分方程即广义扩散方程来求解。为了方便将上述方程重写成以下方程:

$$u_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) u_{i,j}^n + r(u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{i,j}^n) + c_{i,j}^1 \Delta t \quad (18)$$

$$v_{i,j}^{n+1} = (1 - b_{i,j} \Delta t) v_{i,j}^n + r(v_{i+1,j}^n + v_{i,j+1}^n + v_{i-1,j}^n + v_{i,j-1}^n - 4v_{i,j}^n) + c_{i,j}^2 \Delta t \quad (19)$$

其中,

$$b(x, y) = f_x(x, y)^2 + f_y(x, y)^2$$

$$c^1(x, y) = b(x, y) f_x(x, y), c^2(x, y) = b(x, y) f_y(x, y)$$

$$r = \frac{\mu \Delta t}{\Delta x \Delta y}$$

当 $r \leq \frac{1}{4}$ 时, b 、 c^1 和 c^2 有界,因此得到,为了使 GVF 收敛, Δt 必须满足不等式:

$$\Delta t \leq \frac{\Delta x \Delta y}{4\mu}$$

(4) 目标轮廓演化

轮廓线演化的过程如方程如下:

$$E(v_1, v_2, \dots, v_n) = E_1(v_1, v_2) + E_2(v_2, v_3) + \dots + E_{n-1}(v_{n-1}, v_n)$$

(5) 目标轮廓插值

轮廓线插值的方法描述如下:

- ① 轮廓线上相邻两点 X_i 和 X_{i+1} , 计算两点之间的距离 d_i ;
 - ② 设 $d_{\max}$ 是轮廓线上两点之间的最大距离, 当 $d_i > d_{\max}$ 时, 就在 X_i 和 X_{i+1} 之间进行线性插值;
 - ③ 循环执行②, 直到轮廓线上所有点都满足 $d_i \leq d_{\max}$ 结束。
- (6) 输出侧脑室分割结果

3 算法实验及结果分析

3.1 实验数据选择及分析

实验选择具有代表性的3幅脑影像, 脑影像数据中的侧脑室总体都呈蝴蝶状, 如图2所示; 侧脑室的前角和后角细长, 凹陷较深, 在图2中a、b、c三幅脑影

像原图侧脑室前、后角的凹陷程度依次增大, 同时左右侧脑室之间的间距自左向右依次减小。3幅脑影像中侧脑室的特征不同, 决定了其侧脑室的分割难度各不相同。图2中c图侧脑影像中侧脑室的分割难度最大, 主要表现在算法是否能准确收敛到前、后角凹陷深处边界, 左右侧脑室之间几乎连在一起, 连接部分的像素灰度接近脑室像素灰度。

3.2 实验参数设置及结果分析

图2中d、e、f图为GVF Snake进行侧脑室分割结果。从图中分割结果可以看出, GVF Snake算法对弱边界的检测存在过收敛的现象, 分割鲁棒性较差。

图3、图4和图5是对图2中具有代表性的3幅原图分别采用Sobel、Log和Canny算子进行边界检测改进GVF Snake算法的侧脑室分割结果。实验中GVF的迭代次数为80次, sigma值为0.2, 轮廓演化迭代次数为50次。从图中可以看出, 图3应用Canny算子改进的GVF Snake侧脑室分割结果最好。

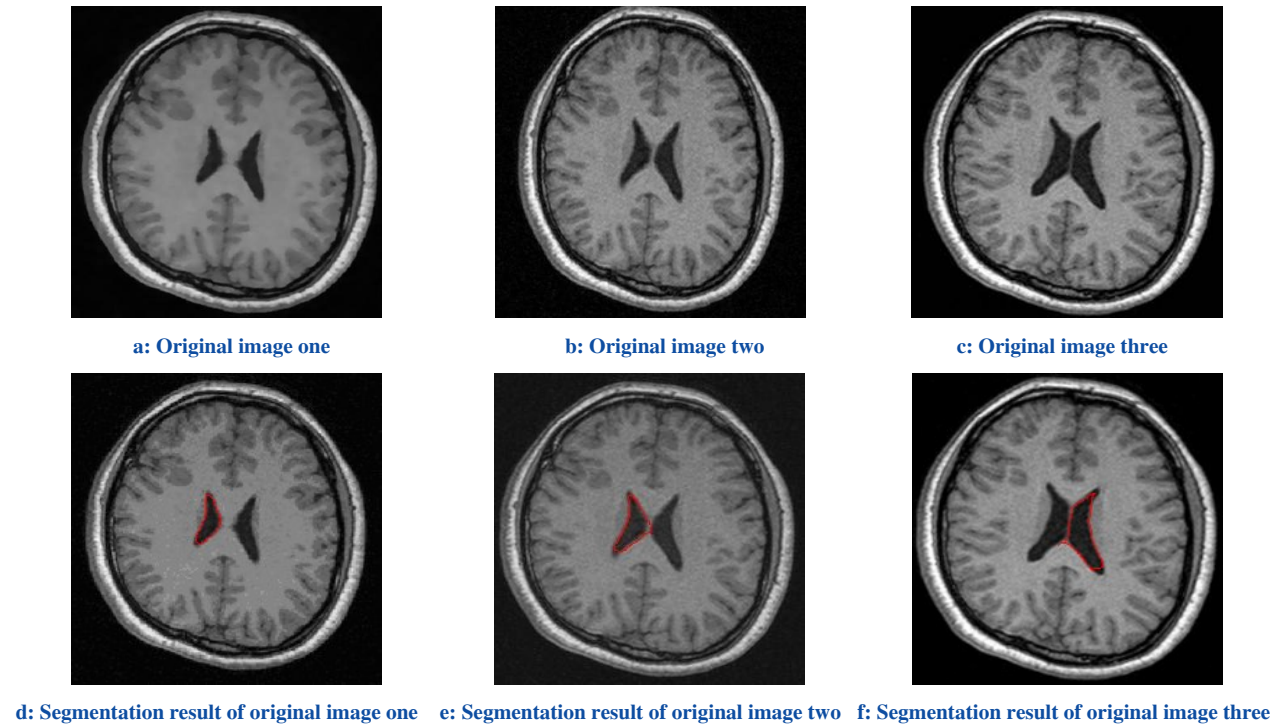


图2 GVF Snake算法侧脑室分割结果

Fig.2 Segmentation results of GVF Snake algorithm for lateral ventricle

Note: GVF: Gradient vector flow; Alpha: 0.25, Beta: 0, Gamma: 1, Kappa: 0.6

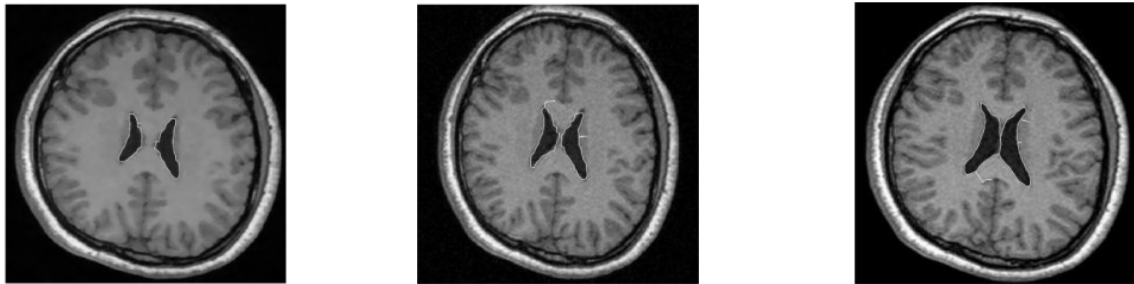
虽然图3、图4中a图的侧脑室分割结果较好, 但是b图的分割结果存在无法准确收敛到前角凹陷深处边界的问题, 图3欠收敛, 而图4则过收敛。图4中c图的脑影像左侧脑室前角的分割欠收敛。无论是

图3的Sobel算子还是图4的Log算子来改进的GVF Snake, 分割侧脑室的结果都存在含有虚假轮廓线的问题, 并且实验所用参数的鲁棒性较差, a图和b图的侧脑室分割可以用同样的参数, 但对于分割难度大

的右边的脑影像图则要重新选择参数方可得到较好的结果。

然而,图5应用Canny算子改进的GVF Snake较图3、图4能得到侧脑室更好的分割结果,并且参数统

一,算法鲁棒性较好。此算法有效克服了由于GVF场的抗噪声能力不强而无法准确收敛到深度凹陷边界的问题,而且对虚假边缘的抗干扰性较好。

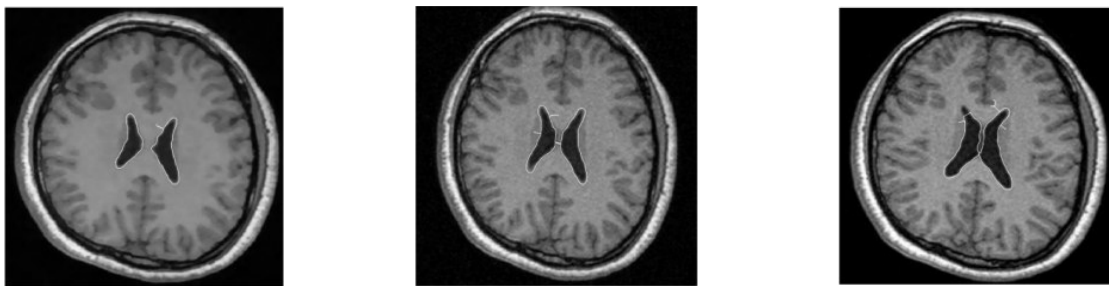


a: Segmentation result of original image one b: Segmentation result of original image two c: Segmentation result of original image three

图3 应用Sobel算子改进的GVF Snake侧脑室分割结果

Fig.3 Segmentation results of GVF Snake algorithm improved by Sobel operator for lateral ventricle

Note: The threshold value (T) of Sobel operator in figure a and b was 10, and the Alpha, Beta, Gamma and Kappa were respectively 0.05, 0, 1, 1.5. While the T of Sobel operator in figure c was 13, and the Alpha, Beta, Gamma and Kappa were respectively 0.05, 0, 1, 0.6.

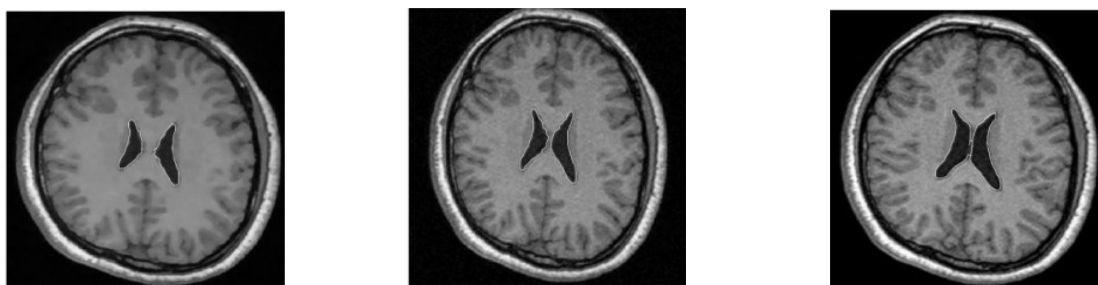


a: Segmentation result of original image one b: Segmentation result of original image two c: Segmentation result of original image three

图4 应用Log算子改进的GVF Snake侧脑室分割实验结果

Fig.4 Segmentation results of GVF Snake algorithm improved by Log operator for lateral ventricle

Note: The T of Log operator in figure a and b was 0.03, and the standard deviation of smoothing filter, Sigma, was 4, and the Alpha, Beta, Gamma and Kappa were respectively 0.05, 0, 1, 1.5. While the T of Log operator in figure c was 0.3, and the standard deviation of smoothing filter, Sigma, was 4, and the Alpha, Beta, Gamma and Kappa were respectively 0.05, 0, 1, 0.6.



a: Segmentation result of original image one b: Segmentation result of original image two c: Segmentation result of original image three

图5 应用Canny算子改进的GVF Snake侧脑室分割实验结果

Fig.5 Segmentation results of GVF Snake algorithm improved by Canny operator for lateral ventricle

Note: The T of Canny operator was [0.1 0.25], and the standard deviation of smoothing filter, Sigma, was 1, and the Alpha, Beta, Gamma and Kappa were respectively 0.05, 0, 1, 1.5.

4 结 语

虽然 GVF Snake 模型对“U”型区域的分割结果较好,但是对于复杂灰度图像的分割会存在过收敛的现象,不能准确地分割侧脑室。本文提出的改进的 GVF Snake 模型,不仅很好提取侧脑室尖锐角点处轮廓,而且对于左、右侧脑室连接处较细的情况分割结果较好。同时,对横断面脑影像中 3 种典型的侧脑室进行分割时,算法涉及参数不用修改,算法鲁棒性很好。

【参考文献】

- [1] 周昌雄, 曹丰文, 崔 鸣, 等. 基于格式塔心理学原理的几何活动轮廓模型[J]. 中国图象图形学报, 2008, 13(5): 924-929.
Zhou CX, Cao FW, Cui M, et al. A geometric active contour model based on the laws of Gestalt psychology[J]. Journal of Image and Graphics, 2008, 13(5): 924-929.
- [2] 石澄贤, 曹德欣. 自适应气球力主动轮廓的图像分割[J]. 中国矿业大学学报, 2007, 36(1): 69-74.
Shi CX, Cao DX. Images segmentation using an adaptive balloon force active contour[J]. Journal of China University of Mining & Technology, 2007, 36(1): 69-74.
- [3] 贾 迪, 杨金柱, 张一飞, 等. 自适应脑组织影像分割[J]. 吉林大学学报(工学版), 2012, 42(1): 161-165.
Jia D, Yang JZ, Zhang YF, et al. Self-adapting segmentation for brain tissue[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Editong), 2012, 42(1): 161-165.
- [4] 罗海峰, 翟荣存. 基于小波变换与 Snake 模型的肺野图像分割方法[J]. 计算机应用与软件, 2013, 30(11): 176-179.
Luo HF, Zhai RC. A lung field image segmentation method based on wavelet analysis and snake model[J]. Computer Application and Software, 2013, 30(11): 176-179.
- [5] 胡学刚, 汤宏静. 一种改进的 NGVF Snake 模型[J]. 西南大学学报(自然科学版), 2014, 36(4): 1-7.
Hu XG, Tang HJ. An improved NGVF snake model[J]. Journal of Southwest University (Natural Science Edition), 2014, 36(4): 1-7.
- [6] 赵焕辉. 基于 GVF Snake 模型的医学图像分割技术研究[D]. 济南: 山东大学, 2013.
Zhao HH. Research on technology of medical image segmentation based on GVF snake model[D]. Jinan: Shanfong University, 2013.
- [7] 文丽丽, 罗洪艳, 张绍祥, 等. 数字人脑切片图像中小脑组织的连续自动分割[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(1): 133-139.
Wen LL, Luo HY, Zhang SX, et al. Continuous and automatic segmentation of cerebellum in slice images of digital human brain[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(1): 133-139.
- [8] 燕 杨, 李岩波, 王云吉, 等. 一种基于改进 Snake 模型的边界检测方法[J]. 吉林大学学报(理学版), 2013, 51(5): 904-907.
Yang Y, Li YB, Wang YJ et al. Improved snake model in the depression boundary detection[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2013, 51(5): 904-907.
- [9] 石 锐, 黄向娟. 基于改进 Snake 模型的肺部图像分割[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(15): 164-167.
Shi R, Huang XJ. Lung segmentation based on improved snake model[J]. Computer Engineering and Applications, 2014, 50(15): 164-167.
- [10] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321-331.
- [11] Xu C Prince JL. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.
- [12] Xu C, Prince JL. Gradient Vector Flow: A new external force for snakes[C]. IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE Computer Society, 1997.
- [13] 毕晓君, 肖 婧. 差分进化算法 GVF Snake 模型在 PET 图像分割中的应用[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(3): 382-388.
Bi XJ, Xiao J. Application of de algorithm and improved GVF snake model in segmentation of PET image[J]. Journal of Image and Graphics, 2011, 16(3): 382-388.
- [14] 冈萨雷斯, 伍 兹. 数字图像处理[M]. 3 版. 北京: 电子工业出版社, 2011: 443-492.
Gonzalez RC, Woods RE. Digital image processing[M]. 3ed. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2011: 443-492.
- [15] 徐 欢, 李振璧, 姜媛媛, 等. 基于 OpenCV 和改进 Canny 算子的路面裂缝检测[J]. 计算机工程与设计, 2014, 35(12): 4254-4257.
Xu H, Li ZB, Jiang YY et al. Pavement crack detection based on OpenCV and improved Canny operator[J]. Computer Engineering and Design, 2014, 35(12): 4254-4257.
- [16] 段 罕, 高 翔. 基于统计滤波的自适应双阈值改进 Canny 算子边缘检测算法[J]. 激光杂志, 2015, 36(1): 10-12.
Duan J, Gao X. Adaptive statistical filtering double thresholds based on improved Canny operator edge detection algorithm[J]. Laser Journal, 2015, 36(1): 10-12.