

一种基于Snake模型的脑部CT图像分割新算法

徐艳^{1,2}, 胡顺波¹, 王基烽¹, 杜玉越²

1. 临沂大学信息科学与工程学院, 山东 临沂 276000; 2. 山东科技大学计算机科学与工程学院, 山东 青岛 266590

【摘要】针对目前传统的Snake模型图像分割算法的力场捕捉范围小、对初始轮廓的选取敏感以及对轮廓曲线难以收敛到细小深凹边界的缺陷,提出一种基于Snake模型的脑部CT图像分割新算法。算法首先运用Canny边缘算子对图像进行边缘检测,将边缘检测图像叠加到原始图像上,然后再运用Snake模型和梯度向量流(GVF)Snake模型分别对叠加图像进行分割。实验结果表明,该算法克服了传统Snake模型和GVF Snake模型因边缘轮廓不清晰造成的漏分割情况,防止了GVF Snake模型由于GVF力场的相互作用所造成的过分割现象,同时,还能促使轮廓线收敛到细小深凹边界,提高定位精度,具有更好的分割效果。

【关键词】CT图像; 图像分割; 边缘检测; Snake模型

【中图分类号】R318; TP391.4

【文献标志码】A

【文章编号】1005-202X(2020)05-0568-06

A novel Snake model-based segmentation algorithm for brain CT image

XU Yan^{1,2}, HU Shunbo¹, WANG Jifeng¹, DU Yuyue²

1. College of Information Science and Engineering, Linyi University, Linyi 276000, China; 2. College of Computer Science and Engineering, Shandong University of Science and Technology, Qingdao 266590, China

Abstract: Aiming at the disadvantages of traditional Snake model-based image segmentation algorithm, such as small force field capture range, sensitivity to initial contour selection and the difficulty of converging contour curves to small deep concave boundaries, a novel Snake model-based segmentation algorithm for brain CT image is proposed. Firstly, Canny edge detection operator is used to detect the edge of the image, and the obtained edge detection image is superimposed onto the original image. Subsequently, Snake model and gradient vector flow (GVF) Snake model are applied to segment the superimposed image. The experimental results show that the proposed algorithm overcomes the missed segmentation by traditional Snake model and GVF Snake model due to unclear edge contours, and prevents the over-segmentation by GVF Snake model due to GVF force field interaction. Meanwhile, the proposed algorithm can also converge the contour line to a small deep concave boundary, improve the positioning accuracy and has a better segmentation result.

Keywords: CT image; image segmentation; edge detection; Snake model

前言

CT图像在疾病监测方面具有很大的优势,快速精准地分割出CT图像中的目标区域是目前医学图像处理的研究热点^[1-3]。Kass等^[4]提出的Snake模型

(动态轮廓模型)已在数字图像分析和计算机视觉领域被广泛应用^[5]。传统的Snake模型可以从复杂的背景中分割出目标,有效地跟踪目标的变形和非刚体的复杂运动,但收敛性不足,易受局部极值和边缘轮廓模糊程度的影响。它主要存在初始轮廓线一定要靠近真实边界和某些边界难以收敛到凹部两大难点^[6-7]。为此,Xu等^[6-7]针对这些问题提出梯度向量流(Gradient Vector Flow, GVF)Snake模型,采用扩散的方式,用一个GVF场代替经典的外力场。这不仅提高了模型捕获的范围,而且使主动轮廓进入凹陷区域,但GVF Snake模型易受各组织之间力场的相互影响而造成错误分割,也不能收敛到细小凹部边界。

如何在保留现有模型优势的同时,改善模型缺点,提高分割精度,是目前很多医学图像学者正在研

【收稿日期】2019-12-11

【基金项目】国家自然科学基金(61771230);山东省自然科学基金(ZR2016FM40, ZR2019PF005)

【作者简介】徐艳,在读博士,研究方向:医学图像处理、模式识别, E-mail: 61078961@163.com; 王基烽,研究方向:图像处理、机器学习, E-mail: 1099961142@qq.com

【通信作者】胡顺波,博士,教授,硕士生导师,研究方向:医学图像配准、机器学习, E-mail: hushunbo@lyu.edu.cn; 杜玉越,博士,教授,博士生导师,研究方向:Web服务、Petri网理论与应用、模式识别, E-mail: yydu001@163.com

究的事情。本研究提出的一种基于Snake模型的脑部CT图像分割新算法,不仅改善了传统Snake模型和GVF Snake模型的过分割、漏分割情况,而且还能促使轮廓线收敛到细小深凹边界,提高脑部CT图像的分割精度。

1 Snake模型

1.1 传统的Snake模型

Snake模型又称活动轮廓模型,是Kass等^[4]在1987年提出的,该模型的基本内容是基于图像展开的曲线,以确定目标对象的边界。这种方式将分割提取转化为函数的最优解问题,并利用闭曲线(或曲线)变形的具体规律来定义度量闭曲线(曲面)变形的能量函数。通过将能量函数最小化来达到函数的曲线逐步接近目标区域轮廓边缘的目的。如果初始化适当,模型就能够自主地收敛到能量极小值状态^[8-9]。Snake模型可以有效地用于边缘检测和轮廓提取^[10-11]。

模型中的能量函数的构造法则是:良好的性能可以导致能量的减少^[12]。优良的性能包括曲线(曲面)的连续性、平滑性、梯度值较高。当轮廓曲线在数值范围内变化时,在能量函数的约束下,可以收敛至目标区域的边界轮廓,同时保持曲线(面)的连续光滑。曲线内的力和曲线外面的力的作用是不同的,曲线内部的力起着平滑的约束作用,而曲线外面的力则引导能量曲线向图像的特征方向变化靠近。

在Snake模型中,需要将能量曲线定义在目标轮廓附近,该曲线通过内部能量和外部能量的相互作用而发生形变,当能量最小化时得到目标轮廓边界。内力通过计算Snake的形状得到,外力来源于图像或是从更高级的图像理解处理中得到。该活动轮廓在二维空间中定义为一条有能量的样条曲线: $v(s) = (x(s), y(s))$,这里 $x(s)$ 和 $y(s)$ 是轮廓点的 x 和 y 的坐标值,其中 $s \in [0, 1]$ 。曲线的能量函数 E_{Snake} 定义如下^[12]:

$$E_{\text{Snake}} = \int_0^1 \left\{ \frac{1}{2} \left[\alpha |v'(s)|^2 + \beta |v''(s)|^2 \right] + E_{\text{ext}}(v(s)) \right\} ds \quad (1)$$

其中,变形曲线的伸缩由一阶导数 $v'(s)$ 控制;曲线的弯曲度由二阶导数 $v''(s)$ 控制。 $v'(s)$ 和 $v''(s)$ 构成曲线的内部能量项 E_{int} ,决定着曲线在变形过程中的连续性和平滑性。 α 越大,曲线收缩越快, β 值与能量曲线的平滑度相关, β 值越大,曲线的平滑度就越好。当 $\alpha = 0$ 时,允许Snake轮廓曲线出现间断点,即不连续的轮廓曲线。 α 和 β 的相对分布决定了能量曲线的

收敛效果^[12]。图像能量和约束能量构成 E_{ext} —外部能量项。图像能量来自图像数据(如灰度、梯度等),在图像目标区域的特征处取最小值:

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

$$E_{\text{ext}}^{(2)} = -k(s) \left| \nabla [G_{\sigma}(x, y) * I(x, y)] \right|^2 \quad (2)$$

其中, $k(s)$ 为权重系数, ∇ 为梯度算子, $G_{\sigma}(x, y)$ 为具有标准差 σ 的二维高斯函数。增大 σ ,在扩大轮廓线捕捉范围的同时会模糊图像边缘。用户和模型的互动一般由约束能量负责,这样可以使模型更好地获取图像的特征^[13]。

当 E_{Snake} 达到最小值时,曲线 $v(s)$ 应满足下述欧拉(Euler)方程^[13-14]:

$$\alpha v''(s) - \beta v'''(s) - \nabla E_{\text{ext}} = 0 \quad (3)$$

能量最小值方程还可看作是内外两个作用力相平衡方程:

$$F_{\text{int}} + F_{\text{ext}}^{(p)} = 0 \quad (4)$$

其中,内力 $F_{\text{int}} = \alpha v''(s) - \beta v'''(s)$,控制曲线的拉伸和弯曲;外力 $F_{\text{ext}}^{(p)} = -\nabla E_{\text{ext}}$,引导曲线向边界处运动。

由于能量函数具有非凸性,通过能量最小化来逼近目标区域轮廓可能会陷入局部极小值,这就要求在目标的轮廓边界的附近选取模型的初始位置^[8];同时,因内力的抵抗作用,模型不易收敛于图像边缘中的深度凹陷区域。

1.2 GVF Snake模型

由于Snake模型不能收敛到目标轮廓深凹处,Xu等^[6-7]提出一种改进的Snake模型,即GVF Snake模型。传统的Snake能量曲线,外力 $-\nabla E_{\text{ext}}$ 以图像的梯度表示。图像梯度场捕获的范围很小,初始曲线位置必须非常接近目标区域,否则得到的目标轮廓不准确。为此,Xu等^[6-7]利用平衡方程公式(4)定义了一种新的静态外部力场 $F_{\text{ext}}^{(s)} = V(x, y)$,即GVF场,所以式(3)变为:

$$\alpha v''(s) - \beta v'''(s) + V = 0 \quad (5)$$

这就是GVF Snake模型的动态方程,利用传统Snake模型的数值解法,通过离散化和迭代来获得此方程的解^[8,15-16]。

为了定义GVF场,先定义图像 $I(x, y)$ 的边缘映射 $f(x, y)$,文献[13]做了如下定义:

$$f(x, y) = -E_{\text{ext}}^{(i)}(x, y), i = 1, 2, 3, 4 \quad (6)$$

矢量场能量函数为:

$$\varepsilon = \iint \{ \mu (u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + |\nabla f|^2 / V(x, y) - \nabla f^2 \} dx dy \quad (7)$$

式中, $V(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$ 为指向轮廓边缘的矢量, f 为边缘映射。 u_x 、 u_y 、 v_x 、 v_y 是 u 、 v 对 x 、 y 的偏导数, 参数 μ 是修正化参数, 图像噪声越大, 则 μ 越大, 式中第一项可使矢量场缓慢变化; 式中的第二项为矢量场的数据项, ∇f 是 f 的梯度场, 在 ∇f 越小, 就表明动态曲线离真实轮廓越远。 式中第一项(向量场的偏微分平方和)产生一个缓慢变化场, 控制曲线能量; 式中第二项控制被积函数, 当 ∇f 较大时, 表明在轮廓及其附近的地方, 当其值为零时, 就保证收敛到了图像的边缘处。

根据变分原理^[17-18], 通过解下列欧拉方程得到 GVF 场:

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

$$\mu \nabla^2 v - (v - f_y)(f_x^2 + f_y^2) = 0 \quad (9)$$

式中, ∇^2 表示拉普拉斯算子。

应用有限差分法, 式(8)和(9)可以看作时间的函数, 则可表示为:

$$u_i(x, y, t) = \mu \nabla^2 u(x, y, t) - b(x, y)u(x, y, t) + c^1(x, y) \quad (10)$$

$$v_i(x, y, t) = \mu \nabla^2 v(x, y, t) - b(x, y)v(x, y, t) + c^2(x, y) \quad (11)$$

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

式(10)和式(11)的稳定解即是式(5)的理想解。

因为 b 、 c^1 、 c^2 中不含时间 t , 所以是固定不变的。 设 i, j, n 相对应于 x, y, t , 空间步长为 Δx 、 Δy , 时间步长为 Δt , x 方向采样点为 M , y 方向采样点为 N , $i=1, 2, \dots, M$; $j=1, 2, \dots, N$, 各偏导数为:

$$u_i = \frac{1}{\Delta t}(u_{ij}^{n+1} - u_{ij}^n), v_i = \frac{1}{\Delta t}(v_{ij}^{n+1} - v_{ij}^n),$$

$$\nabla^2 u = \frac{1}{\Delta x \Delta y}(u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{ij}^n),$$

$$\nabla^2 v = \frac{1}{\Delta x \Delta y}(v_{i+1,j}^n + v_{i,j+1}^n + v_{i-1,j}^n + v_{i,j-1}^n - 4v_{ij}^n) \quad (12)$$

其中, $r = \frac{\mu \Delta t}{\Delta x \Delta y}$, 将以上各式代入式(10)和式(11)中,

得到 GVF 的迭代解:

$$u_{ij}^{n+1} = (1 - b_{ij} \Delta t) u_{ij}^n +$$

$$r(u_{i+1,j}^n + u_{i,j+1}^n + u_{i-1,j}^n + u_{i,j-1}^n - 4u_{ij}^n) + c_{ij}^1 \Delta t \quad (13)$$

$$v_{ij}^{n+1} = (1 - b_{ij} \Delta t) v_{ij}^n +$$

$$r(v_{i+1,j}^n + v_{i,j+1}^n + v_{i-1,j}^n + v_{i,j-1}^n - 4v_{ij}^n) + c_{ij}^2 \Delta t \quad (14)$$

若想保证式(13)和式(14)是稳定的, 则需限制

$r \leq 1/4$, 根据 r 的定义, Δt 必须满足 $\Delta t \leq \frac{\Delta x \Delta y}{4\mu}$ 才能保

证 GVF 收敛。

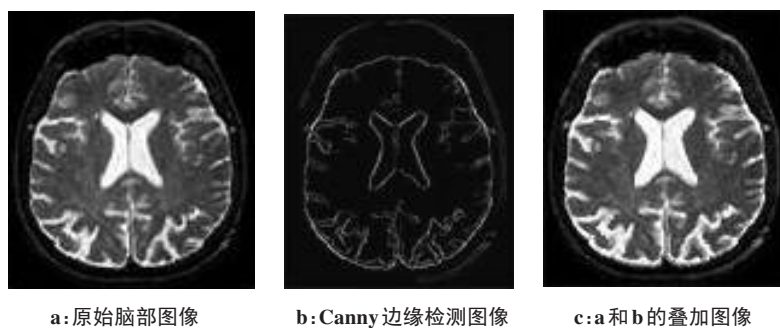
当面对尺寸较大, 分辨率较高的图像时, GVF Snake 模型运算消耗的时间较长, 效率较低^[16, 19]。 而且, 想要得到正确的曲线收敛效果, 模型的初始曲线必须包含目标区域边缘的临界点, 不能随便选取。 这些都是 GVF Snake 模型需要改进的地方。

2 Canny 边缘检测

在常用的边缘检测算子中, Robert 算子提取的边缘比较粗, 定位准确性不高, 受噪声影响大; Sobel 算子和 Prewitt 算子虽具有很好的平滑作用, 但在去掉一些伪边缘的同时, 也平滑掉了某些真边缘; Canny 算子和 Log 算子都能较好地保持图像边缘, 但 Log 算子容易受到噪声干扰, 会检测出一些由于噪声引起的假边缘, Canny 算子提取的边缘轮廓清晰、封闭性好, 不易受误差影响^[20-21], 因此本研究选择 Canny 算子作为边缘检测算子。 通过图 1, 可以看出叠加边缘检测图像后, 图像的轮廓更加清晰可见, 图像内部变得平滑一些, 这些改变都有利于减弱 Snake 模型的过分割或漏分割以及陷入局部极值的情况。

3 实验结果及分析

对大脑 CT 图像的轮廓、脑心室分别用传统的 Snake 模型和 GVF Snake 模型对原始图像和叠加图像进行分割。 实验平台配置是 Intel(R) Core(TM)i5-2400 CPU @ 3.10 GHz, 4 G 内存, 操作系统为 Windows 7。



a: 原始脑部图像

b: Canny 边缘检测图像

c: a 和 b 的叠加图像

图1 原始脑部 CT 图像叠加边缘图像示意图

Fig.1 Schematic diagrams of the edge image superimposed on original brain CT image

3.1 大脑 CT 图像的脑轮廓分割

由图 2 可以看出,图 2d 大脑轮廓下方曲线未能与脑部轮廓完全贴合,造成一个漏分割现象,这也体现了传统的 Snake 模型收敛性不足的问题;图 2g 大脑轮廓下方曲线有效地收敛于凹陷区域,未发现有漏分割和过分割现象;在图 2e 中,左上右下的脑白质区域,因出现 Snake 曲线振荡现象,未能有效收敛于脑

部轮廓区域,在中下方由于局部极值的影响出现漏分割,分割效果不好;在图 2h 中,大脑中下部能收敛于更深度凹陷的区域,分割效果基本与图 2b 一致,是所有分割图中效果最好的。通过对大脑轮廓的分割效果来看,不管是原始图像的分割还是叠加图像的分割,GVF Snake 模型的分割效果都好于传统的 Snake 模型的分割效果。

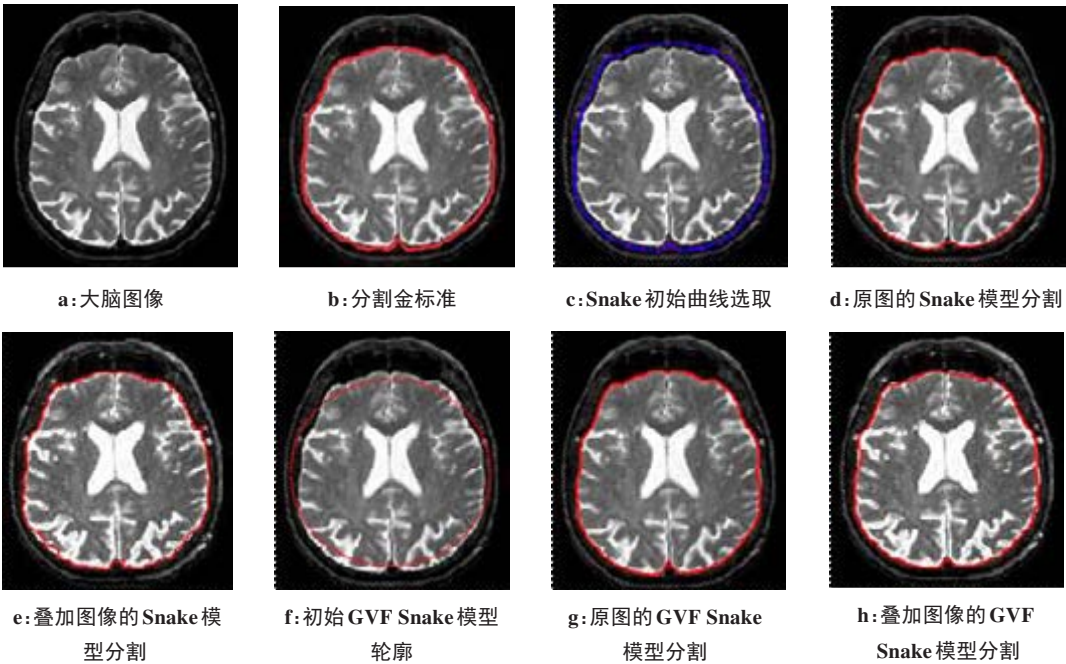


图 2 Snake 模型和 GVF Snake 模型对大脑轮廓分割效果对比图
Fig.2 Comparison of brain contour segmentations by Snake model and GVF Snake model

3.2 大脑 CT 图像的脑室区域分割

通过实验可知,在图 3d 中,由于脑室轮廓模糊不清,在脑室轮廓左上、右上、左下方均出现了漏分割现象,传统 Snake 模型分割,曲线陷入了脑室下方的局部极值点,造成漏分割现象;而在图 3e 中,左上、中下方出现了过分割和漏分割现象,主要原因是 Snake 曲线轮廓边缘出现了振荡现象,使曲线在边缘处不停抖动,造成左上方出现过分割现象,而中下方则陷入局部极值;在图 3g 中,在脑室右边和左边均出现了漏分割现象,初始轮廓的选取是在脑室内部,脑室右边的轮廓边界不明显,受到其他区域 GVF 力场的相互作用造成漏分割现象;图 3h 均未出现过分割、漏分割现象,是这几个实验效果中分割效果最佳的。通过对脑心室的分割效果来看,叠加图像的 GVF Snake 模型的分割效果是最好的。

设 X 、 Y 是 $M \times N$ 维的两幅图像,那么其在图像空间中可以表示为:

$$X = (x^1, x^2, \dots, x^{kN+l}, \dots, x^{MN}), k = [1, 2, \dots, M]$$

$Y = (y^1, y^2, \dots, y^{kN+l}, \dots, y^{MN}), k = [1, 2, \dots, M]$ (15)
其中, x^{kN+l} , y^{kN+l} 分别代表图像 X 、 Y 的第 (k, l) 个像素点,则图像的欧式距离定义为^[22]:

$$d_E(X, Y) = \left[\sum_{k=1}^{MN} (x^k - y^k)^2 \right]^{1/2} \quad (16)$$

将图 2 和图 3 中各自的分割效果图 c、d、e、h,分别与各自的分割金标准图 b 计算欧式距离(表 1),根据欧式距离来判断分割效果,欧式距离越小,表明分割效果越好。

通过表 1 可以看出,不管是对脑轮廓还是对脑室进行分割,叠加图像的 GVF Snake 分割模型都是最好的,与上述实验的视觉比较结果一致。

4 结 论

如何快速获取目标图像中感兴趣的区域是医学图像处理中尤为重要的方面。Snake 模型是目前一个应用比较多的目标轮廓检测方法,本研究在对 Snake 及 GVF Snake 模型的原理进行详细介绍的基

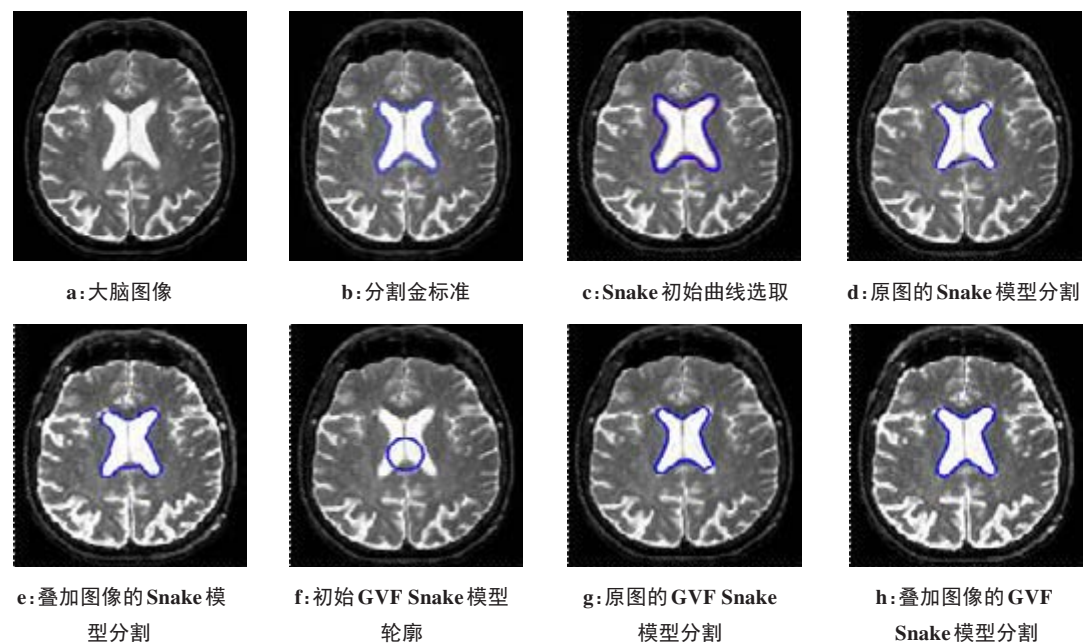


图3 Snake模型和GVF Snake模型对脑室分割效果对比图

Fig.3 Comparison of brain ventricle segmentations by Snake model and GVF Snake model

表1 实验分割图与金标准图之间的欧式距离对比

Tab.1 Comparison of Euclidean distance between experimental segmentation images and gold standard image

分割标准	原图的Snake模型分割	叠加图像的Snake模型分割	原图的GVF Snake模型分割	叠加图像的GVF Snake模型分割
脑轮廓的分割金标准	4.683 9	6.021 8	4.112 6	3.912 7
脑室的分割金标准	6.204 7	6.326 1	6.147 3	3.804 5

础上,针对Snake模型的缺点,提出一种基于Snake模型的脑部CT图像分割新算法。算法首先运用Canny边缘算子对图像进行边缘检测,将边缘检测图像叠加到原始图像上,然后再运用Snake模型和GVF Snake模型分别对叠加图像进行分割。对叠加后的大脑CT图像的轮廓以及脑心室的分割结果表明,传统的Snake模型虽然更能贴合目标区域,但是收敛性仍有不足,而且振荡现象明显;GVF Snake模型效果最好,有效防止弱边缘泄露且可以收敛到细小凹部边界,具有较好的实用性并且准确性较高。

【参考文献】

[1] 孙涛,李传富,刘伟,等. 基于特征向量的颅脑CT图像分割方法[J]. 数据采集与处理, 2010, 9(5): 605-610.
SUN T, LI C F, LIU W, et al. Segmentation of brain CT image based on eigenvectors[J]. Journal of Data Acquisition & Processing, 2010, 9(5): 605-610.

[2] 王苏恺,潘晋孝,陈平. 基于结构连续先验的CT图像序列自适应分割算法[J]. 激光与光电子学进展, 2016, 53(11): 131-136.
WANG S K, PAN J X, CHEN P. Adaptive segmentation algorithm for CT image sequence based on structure continuity as prior information [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2016, 53(11): 131-136.

[3] PALCI A, LEE M S Y, HUTCHINSON M N. Patterns of postnatal

ontogeny of the skull and lower jaw of snakes as revealed by micro-CT scan data and three-dimensional geometric morphometrics[J]. J Anat, 2016, 229(6): 723-754.

[4] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. Int J Comput Vision, 1988, 1(4): 321-331.

[5] 段丁娜,张欢,邱陈辉,等. 基于活动轮廓模型的图像分割算法综述[J]. 中国生物医学工程学报, 2015, 34(4): 445-454.
DUAN D N, ZHANG H, QIU C H, et al. A review of active contour model based image segmentation algorithms[J]. Chinese Journal of Biomedical Engineering, 2015, 34(4): 445-454.

[6] XU C, PRINEC J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow[J]. IEEE Trans Image Process, 1998, 7(3): 359-369.

[7] XU C Y, PRINCE J L. Gradient vector flow: a new external force for snakes[M]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 1997: 66-71.

[8] QIN L M, ZHU C, ZHAO Y, et al. Generalized gradient vector flow for snakes: new observations, analysis, and improvement[J]. IEEE Trans Circ Syst Vid, 2013, 23(5): 883-897.

[9] 刘述民,黄影平,张仁杰. 基于立体视觉及蛇模型的行人轮廓提取及其识别[J]. 光学学报, 2014, 34(5): 305-314.
LIU S M, HUANG Y P, ZHANG R J. Pedestrian contour extraction and its recognition using stereovision and Snake models[J]. Acta Optica Sinica, 2014, 34(5): 305-314.

[10] 石云峰. 基于Snake模型的图像分割方法研究及应用[D]. 西安: 西安电子科技大学, 2009.
SHI Y F. Research and application of image segmentation based on Snake model[D]. Xi'an: Xidian University, 2009.

- [11] COHEN L D. On active contour models and balloons[J]. Comput Vis Image Underst, 1991, 53(2): 211-218.
- [12] 王蕊. 基于VTK的交互式医学图像三维重建系统的研究与实现[D]. 上海: 上海大学, 2011.
- WANG R. Research and implementation of interactive medical image 3D reconstruction system based on VTK[D]. Shanghai: Shanghai University, 2011.
- [13] 倪雅樱. 基于Snake模型的医学图像分割技术[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2008.
- NI Y Y. Medical image segmentation technology based on Snake model [D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2008.
- [14] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. Int J Comput Vis, 1987, 1(4): 321-331.
- [15] 薛冰, 高春庚, 宋书中, 等. 基于改进Snake模型的医学图像分割[J]. 河南科技大学学报(自然科学版), 2010, 31(2): 54-57.
- XUE B, GAO C G, SONG S Z, et al. Medical image segmentation based on improved Snake model[J]. Journal of Henan University of Science and Technology (Natural Science), 2010, 31(2): 54-57.
- [16] 蒋小波, 梁久祯, 周世兵. 基于GVF Snake和边界跟踪的主动轮廓图像分割[J]. 济南大学学报(自然科学版), 2015, 29(4): 269-274.
- JIANG X B, LIANG J Z, ZHANG S B. Image segmentation based on GVF and boundary tracking [J]. Journal of University of Ji'nan (Science and Technology), 2015, 29(4): 269-274.
- [17] NING J F, WU C K, LIU S G, et al. NGVF: an improved external force field for active contour model[J]. Pattern Recogn Lett, 2007, 28(1): 58-63.
- [18] YU Z, WANG Q, XIONG W, et al. Segmentation of cardiac tagged MR images using a Snake model based on hybrid gradient vector flow[J]. Multimed Tools Appl, 2017, 77(17): 21879-21904.
- [19] 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 X J, 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.
- [20] 侯守明, 王阳, 唐琪博, 等. 一种基于偏微分方程和Canny算子的图像分割方法[J]. 山西大学学报, 2017, 40(4): 676-682.
- HOU S M, WANG Y, TAO Q B, et al. Crimp terminals sectional contour extraction based on partial differential equation and Canny operator[J]. Journal of Shanxi University, 2017, 40(4): 676-682.
- [21] 唐敏, 李永树, 王生明. 基于无人机影像的畸变校正研究[J]. 激光与光电子学进展, 2013, 50(6): 87-92.
- TANG M, LI Y S, WANG S M. Research of distortion correction based on UAV images[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2013, 50(6): 87-92.
- [22] 陈惠明. 图像欧式距离在人脸识别中的应用研究[J]. 计算机工程与设计, 2008, 29(14): 3735-3737.
- CHEN H M. Application study of image euclidean distance in face recognition [J]. Computer Engineering and Design, 2008, 29(14): 3735-3737.

(编辑:陈丽霞)