## 基于动态方向梯度矢量流模型的脑肿瘤图像分割

俞海平 邬立保 陈昌沉 窦洪桥 朱 艳 (南京大学医学院附属鼓楼医院放射科 江苏南京 210008)

摘要 目的 :针对 GVF Snake 模型算法收敛容易陷入局部极小值及对初始轮廓位置敏感等缺点 ,提出一种动态方向梯度矢量流模型(DDGVF) ,使其更适合医学图像的分割。方法 :利用主动轮廓模型的提取和跟踪特定区域内目标轮廓的方法 ,将其应用于医学 图像如 CT、MRI 和超声图像的处理 ,以获取特定器官及组织的轮廓。结果 动态方向梯度矢量流场(DDGVF)能够较好地提取出 脑肿瘤图像。结论 :利用该方法能够较好地分割提取出脑肿瘤图像的肿瘤病变区域 ,为进一步对其纹理和形状等特征进行描述和 分析提供了可靠的依据。

关键词 脑肿瘤 图像分割 动态方向梯度矢量流模

中图分类号 :R739.41 ,R814.42 文献标识码 :A 文章编号 :1673-6273(2012)06-1093-05

# The Direction of Gradient Vector Flow Based on the Dynamic Model of Brain Tumor Segmentation

YU Hai-ping, WU Li-bao, CHEN Chang-chen, DOU Hong-qiao, ZHU Yan

(Radiology of Gulou hospital - Affiliated Hospital of Nanjing University, nanjing 210008, China)

ABSTRACT Objective: Convergence of GVF Snake model for the algorithm is easy to fall into local minimum and the initial outline of a position-sensitive and other shortcomings, propose a dynamic model of the direction of gradient vector flow (DDGVF), make it more suitable for medical image segmentation. Method : Extraction using active contour model and track the target within a specific region contour method, can be applied to medical imaging such as CT, MRI and ultrasound image processing, access to specific organs and tissues of the contour. Result : This method can extract the images of brain tumors. Conclusion: It provides a reliable basis for further study on their characteristics such as texture and shape description and analysis.

Key words: Brain tumor; Image segmentation; Dynamic Directional; Gradient Vector Flow Models Chinese Library Classification(CLC): R739.41, R814.42 Document code: A Article ID:1673-6273(2012)06-1093-05

### 1 前言

随着各种新的医学成像方法的临床应用,医学诊断和治疗 技术取得了很大的进展,同时将各种成像技术得到的信息进行 互补,也为临床诊断及生物医学研究提供了有力的科学依据。 医学影像已成为医学技术中发展最快的领域之一,因而医学图 像处理技术一直受到国内外有关专家的高度重视。医学图像分 割技术是医学图像处理和分析中的关键技术,是一个根据区域 内的相似性以及区域间的不同把图像分割成若干区域的过程。

由于人体解剖结构复杂、组织器官形状不规则及不同个体 间存在差异,再加上医学图像在形成时受到诸如噪音、场偏移 效应、局部体效应和组织运动等的影响,这些因素造成了医学 图像的复杂性和多样性,从而大大增加了图像分割的难度,所以 至今没有一个通用的医学图像的分割方法。

活动轮廓模型,又称 Snake 模型,自 Kass 等人<sup>[1]</sup>于 1987 年 提出以来,已广泛应用于数字图像分析和计算机视觉等领域。 活动轮廓模型由于固定参数与内部能量约束限制了它的几何 灵活性,不能随便改变拓扑形状,并且对初始形状敏感。为解决 以上问题,研究人员提出了多种方法进行了改进,近年来的大

作者简介: (渝海平(1963-), 男 本科 副主任技师。主要研究方向: 从事磁共振技术研究。E-mail: 1963hp@sohu.com (收稿日期: 2011-07-13; 接受日期: 2011-08-08) 量研究也表明,主动轮廓模型具有良好的提取和跟踪特定区域 内目标轮廓的能力,因此非常适用于医学图像如 CT、MRI 和超 声图像的处理,以获取特定器官及组织的轮廓。因此笔者针对 GVF Snake 模型算法收敛容易陷入局部极小值及对初始轮廓 位置敏感等缺点,提出一种动态方向梯度矢量流模型 (DDGVF),使其更适合医学图像的分割,现汇报如下。

2 图像分割方法

2.1 传统的 snake 模型

活动轮廓模型是一条可变形的参数曲线及其相应的能量 函数,以最小化能量函数为目标,控制参数曲线变形,具有最小 能量的曲线就是目标轮廓<sup>(4)</sup>。在 snake 模型中,snake 的轮廓同 时收到三个力(或称能量)的驱使<sup>[5]</sup>。这三个力分别是:

a. 内部的轮廓能量 ,用于保持 snake 在各阶导数上的连续 性;

b. 图像力,使得轮廓依附到所需要的特征上;

c. 外部约束力。

Snake 可以做各种弹性形变,但是任何有别于原形的形变 都会增加 snake 的内部轮廓能量。这种能量的升高引起所谓的 "还原力"将轮廓拉回原始形状。但是,同时 snake 也 "沉浸 " 在 由图像所创造的能量力场中。这样两个力的平衡,使得 snake 改变它的形状,从而达到能量的最小值。外部约束力表示具体 图像上的特征跟 snake 上的点的关系<sup>(6)</sup>,它是人机交互在能量 公式中的表现。

活动轮廓线可以表示为定义在 *s* ∈ [0,1] 上的参数曲线 : v (*s*)=[*x*(*s*),*y*(*x*)] ,及其能量函数

$$E_{\text{snske}} = \int_{0}^{1} (E_{\text{int}}(v(s)) + E_{ext}(v(s))) ds$$
 (2-1)

式中,内部能量函数为

 $E_{int}(X(s)) = (\alpha(s) |v'(s)|^{2} + \beta(s) |v''(s)|^{2}/2$ (2-2)

其中  $\alpha$ 、 $\beta$  为控制参数,分别控制参数曲线的弹性和刚性 (或说,连续性和光滑性) v'(s)和 v''(s)分别为 v(s)对 s 的一阶导 数和二阶导数。内部能量在保持 snake 具有良好的几何特性的 同时也有"副作用"<sup>[7]</sup>,它的第一项会使 snake 不断收缩,第二项 会使 snake 的形状趋向圆形。

 $E_{ext}(v(s))$ 为外部能量函数,它由图像能量函数或其与外部 约束所产生的能量函数组成:

$$E_{ext}(v(s)) = y(s)E_{image}(v(s)) + E_{constrain}(v(s))$$
(2-3)

图像能量  $E_{image}$  (v(s))反映了图像的某些本质特征,如边缘、 线条等,它使得 Snake 向感兴趣的目标形变。对于灰度图像 I(x, y),一般采用以下几种图像能量函数:

 $E_{innum}^{(1)}(v(s)) = \pm \nabla [G_{\sigma}(x, y)^* I(x, y)]$ (2-4)

 $E_{image}^{(2)}(v(s)) = \pm I(x, y)$ (2-5)

$$E_{image}^{(3)}(v(s)) = - |\nabla I(x, y)|^2$$
(2-6)

$$E_{image}^{(4)}(v(s)) = - \left| \nabla [G_{\sigma}(x, y)^* I(x, y)] \right|^2$$
(2-7)

其中  $G_{\sigma}(x, y)$ 为标准差为  $\sigma$  的二维高斯函数,  $\nabla$ 为梯度算 子。由上述几种图像能量函数可以看出, 图像边缘处的能量最 小。 $E_{constrain}(v(s))$ 是人为赋予的 snake 的外部约束能量,可以对 Snake 的形变加入人为限制<sup>[8 g]</sup>。

从式(2-1)可以看出内部能量和外部能量控制着 snake 轮 廓的运动,能量最小化的过程就是 snake 轮廓逼近物体真实轮 廓的过程,其中内部能量控制 snake 轮廓的连续性和光滑性, 而外部能量则推动 snake 轮廓逼近感兴趣的特征点(通常是物 体的边缘点)。活动轮廓线的运动过程就是寻找能量函数最小 点的过程,从人工定义的初始位置开始,在使能量函数递减的 算法的驱使下产生形变,直到到达目标的边缘。

在 snake 模型的实现中需要进行离散化: 对 snake 曲线 v(s)沿着弧长 s 抽样成 N 个点,每个点被称为蛇点 Snaxel ,用  $v_i$ ,  $i=1, \cdots N$  来表示 这样能量函数成为

$$E_{snake} = \sum_{i=1}^{N} E_{int}(v_i) + E_{image}(v_i) + E_{constrain}(v_i)$$

$$\ddagger \Psi ,$$

$$(2-8)$$

$$E_{int}(v_i) = (\alpha_i | v_i - v_{i-1} |^2 + \beta_i | v_{i-1} - 2v_i + v_{i-1} |^2)/2$$
(2-9)

$$E_{ext}(v_i) = y(v_i) E_{image}(v_i) + E_{constrain}(v_i)$$
(2-10)

此时内部能量函数第一项的作用在于使 $v_i$ 保持平均的间距。根据 $v_i$ 的不同取法 snake 表现出对不同的形状趋向。比如, 当 $v_i$ 用 x-y 坐标表示时 snake 会趋向于变成一条直线,而当 $v_i$ 是从一点出发的向量 snake 会趋向于分布到一个园上。 2.2 基于改进的动态方向梯度矢量流活动轮廓模型

在传统的 Snake 模型与 GVF Snake 模型中,均是利用图像 梯度的幅度函数作为外部能量,由于梯度的幅度忽略了方向信息,使得不能很好地区分相邻的边界。在文献<sup>121</sup>中提出了一种在 外部能量中包含梯度方向信息的方法以改善活动轮廓模型,但 是该模型所定义的外部能量主要依赖于初始轮廓的位置。

MR脑图像中一般包括脑内膜、脑灰质、脑白质、脑脊液等 多种组织,由于每种组织结构形状复杂、组织边界不清晰、灰度 分布不均一等这些特点均决定了其分割的复杂性。本文提出了 一种新的称之为动态方向梯度矢量流活动轮廓模型,该模型可 以很好地区分相邻的边界,这在脑肿瘤图像分割中将极为有 利。

我们定义正负边界如下:设初始轮廓的法线方向均指向外部,如果沿此法线方向有正的边界梯度值,即内部灰度值高于外部灰度值,称之为正边界。否则,称之为负边界,即内部灰度值低于外部灰度值。我们以此可作为区分相邻组织的边界。 2.2.1 方向边界图 在 GVF Snake 模型中的边界图定义为:

$$f(x, y) = -E_{ext}(x, y) = \left| \nabla (G_{\sigma}(x, y)^* I(x, y)) \right|^2$$
(2-11)

为了保存梯度的方向信息 我们定义方向边界图如下:

$$g(x, y) = \nabla (G_{\sigma}(x, y)^* I(x, y)) = (g_x(x, y), g_y(x, y))$$
(2-12)

式中  $g_x \, g_y$  分别表示图像 I 经二维高斯函数  $G_{\sigma}(x, y)$ 平滑 后的水平方向梯度与垂直方向梯度。我们将以此得到的各方向 梯度分别进行 GVF 场迭代计算得到动态方向的 GVF Snake 模 型。

对于一维信号的梯度,即上升沿或下降沿依赖于观察的参考方向。若在 *X* 方向观察信号 *d*1 是上升沿 *d*2 是下降沿 则在 -*X* 方向观察信号 *d*1 是下降沿 *d*2 是上升沿。同样对于二维图 像,我们以形变轮廓上每个蛇点的法线方向为参考方向检测出 图像的正负边界。由于蛇点的位置在初始化时是未知的,图像 在各个方向的梯度都需要考虑。为此对于正边界,我们定义如下:

$$f_{x}^{+}(x, y) = \max\{g_{x}(x, y), 0\}$$

$$f_{x}^{-}(x, y) = \min\{g_{x}(x, y), 0\}$$

$$f_{y}^{+}(x, y) = \max\{g_{y}(x, y), 0\}$$

$$f_{y}^{-}(x, y) = -\min\{g_{y}(x, y), 0\}$$

$$\widehat{f_{x}}(x, y) = -\min\{g_{x}(x, y), 0\}$$

$$f_{x}^{-}(x, y) = -\min\{g_{x}(x, y), 0\}$$

$$(2-14)$$

$$f_{y}(x, y) = \max\{g_{y}(x, y), 0\}$$

 $f^{+}(x, y) = -\min\{\sigma(x, y), 0\}$ 

式中 $f_x^+, f_x^-, f_y^+, f_y^-$ 分别是正边界在x, -x, y, -y方向的梯度,由 此构成的方向边界图为:

$$f(x, y) = [f_x^+(x, y), f_x^-(x, y), f_y^+(x, y), f_y^-(x, y)]$$
(2-15)

对于单一线条图像,方向边界图的各方向梯度可按如下计 算得到:  $f_x^{+}(x, y), f_x^{-}(x, y), f_y^{+}(x, y), f_y^{-}(x, y) = G_\sigma(x, y)^* I(x, y)$  (2-16) 2.2.2 动态方向梯度矢量流场(DDGVF) 动态方向梯度矢量流 场有四个分量构成,分别与四个方向的梯度分量相对应,可表 示为:

$$V(x, y) = [u^{+}(x, y), u^{-}(x, y), v^{+}(x, y), v^{-}(x, y)]$$
(2-17)

这些分量可作为 GVF 场的初始迭代解,分别可看作时间 的函数 通过以下偏微分方程得到稳态解<sup>[10]</sup>。

$$V_{t} = \mu \nabla^{2} V \cdot (V - df) df^{2}, \quad V_{0t} = df$$
(2-18)

其中 
$$df = [df_x^+, df_x^-, df_y^+, f_y^-]_{\circ}$$
  
 $df_x^+ = \frac{\partial}{\partial f} f_x^+$   
 $df_x^- = \frac{\partial}{\partial f} f_x^-$   
 $df_y^- = \frac{\partial}{\partial f} f_y^+$   
 $df_y^- = \frac{\partial}{\partial f} f_y^-$   
(2-19)



正边界收敛结果(初始轮廓在外部)正边界收敛结果(初始轮廓在内部)

这四个方程式相互解耦的,因此可以独立作为 $u^{+}, u^{-}, v^{+}, v^{-}$ 的标量偏微分程求解。此处使用 $df^{2}$ 而不是 $|\nabla f|^{2}$ 以保证 $u^{+}, v^{-}, v^{-}, v^{+}, v^{-}$ 相互解耦,由于初始蛇轮廓的方向并未确定,所以四个方向的 GVF 场需要分别迭代计算。

2.2.3 动态方向梯度矢量流场的蛇轮廓形变 Snake 模型中的外部力量可以分为静态力和动态力,其中静态的力由图像数据本身得到,并不随蛇轮廓的形变而改变;而动态的力与蛇轮廓的形变有关,随着蛇轮廓的形变而改变。对于传统的 Snake 模型与 GVF Snake 模型中的外部力量均为静态的力场。在 Cohen 等人<sup>[3]</sup>提出的主动轮廓线的"气球"模型中,轮廓线上施加的另一外部约束力就是一种动态的力量,在该力的作用下轮廓线不断的向外膨胀或向内收缩,最终进化到目标轮廓。

动态方向梯度矢量流场(DDGVF)与 GVF 场一变过程中 的每个蛇点<sup>[11]</sup>,它所收到的外部力量依赖于该蛇点在图像中的 位置及蛇轮廓的形样来自图像数据本身<sup>[12,13]</sup>,但是它不可以作 为 Snake 模型中静态的外部力量。对于轮廓形状,因此动态方向梯度矢量流场(DDGVF)场是一种动态的外力场。

我们假定在某个蛇点处轮廓的法线方向为  $\theta$  则该法线矢 量在该蛇点水平方向的分量为  $\cos(\theta)$  在垂直方向的分量为 sin  $(\theta)$ 。如果  $\cos(\theta)$ 为正或负 则  $u^{\dagger}$ 或  $u^{-}$ 应作为水平方向的外部力 量  $F_x$  如果  $\sin(\theta)$ 为正或负 则  $v^{\dagger}$ 或  $v^{-}$ 应作为垂直方向的外部力 量  $F_x$ 。因此在某个蛇点处的所受合力为:

$$F_{x} = u^{+} \max\{\cos(\theta), 0\} - u^{-} \min\{\cos(\theta), 0\}$$

$$F_{y} = v^{+} \max\{\sin(\theta), 0\} - v^{-} \min\{\sin(\theta), 0\}$$
(2-21)

故动态方向梯度矢量流场(DDGVF)的蛇轮廓形变的外部 力量为  $F_{ext}$  =[ $F_x$ ,  $F_y$ ]。

#### 3 结果



从实验结果可以看出 DDGVF 可以很好地区分相邻区域

的边界 这在脑肿瘤图像分割中将极为有利。

#### 4 结论

本 文 提 出 了 一 种 基 于 改 进 的 动 态 方 向 梯 度 矢 量 流 (DDGVF Snake) 活动轮廓模型的 MR 脑肿瘤图像分割的新方 法,实验结果表明该方法能够较好地分割提取出脑肿瘤图像的 肿瘤病变区域,为进一步对其纹理和形状等特征进行描述和分 析提供了可靠的依据。

#### 参考文献(References)

- Kass M, Withkin M, Terzopoulos D. Snakes: Active Contour Models
   In: Proc 1st Int Conf on Comperter Vision, London, 1987, 259-268
- [2] H. Park. T. Schoepflin, Y. Kim. Active contour model with gradient directional information: directional snake [J]. IEEE Trans.Circuits Syst. Video Technol, 2001, vol.8, pp.252-256
- [3] Cohen L D. On active contour models and balloons [J]. CV GIP: Image Understanding, 1991, 53(2): 211-218
- [4] Chunming Li, Jundong Liu, Fox M.D. Segmentation of edge preserving gradient vector flow: an approach toward automatically initializing and splitting of snakes. Computer Vision and Pattern Recognition [C].
   2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference, 2005, 1: 162-167
- [5] Sakalli M., Lam K-M., Hong Yan. A faster converging snake algorithm to locate object boundaries [C]. Image Processing, IEEE Transactions on Volume 15, Issue 5, May 2006: 1182-1191
- [6] Shin-Hyoung Kim, Ashraf Alattar, Jong Whan Jang. A Snake-Based

Segmentation Algorithm for Objects with Boundary Concavities [J]. Multimedia and Expo, 2006 IEEE International Conference on July 2006: 265-268

- [7] McInerney T., Akhavan Sharif M.R. Sketch initialized Snakes for rapid, accurate and repeatable interactive medical image segmentation [C]. Biomedical Imaging: Nano to Macro, 2006. 3rd IEEE International Symposium on 6-9 April 2006: 398-401
- [8] 周非亚,李松毅,於文雪,等. Legendre 矩的一种有效算法 [J]. 计算 机学报, 2000, 23(8):862-865

Zhou Feiya, Li Songyi, Yu Wenxue, et al. An efficient method of computation of Legendre Moments[J]. Chinese Journal of Computers, 2000, 23(8): 862-865

- [9] 苏环,李弼程.4 种矩描述子在形状检索中的性能比较 [J].中国图 像图形学报, 2003, 8(A): 403-406
   Su Huan, Li Bicheng. A comparative study of four moments in shape-based image retrieval [J]. Journal of Image and Graphics, 2003, 8(A): 403-406
- [10] Xin, Y., Pawlak, M., Liao, S. Accurate Computation of Zernike Moments in Polar Coordinates[C]. Image Proceeding, IEEE Transactions on Volume 16, Issue 2, Feb, 2007: 581-587
- [11] Belkasim, S., Hassan, E., Obeidi, T. Radial Zernike moment invariants.Computer and Information Technology [C]. 2004. CIT'04. The Fourth International Conference on 14-16 Sept, 2004: 790-795
- [12] T [6] Tsong-Wuu Lin, Yun-Feng Chou. A comparative study of Zernike moments [C]. Web Intelligence, 2003. WI 2003. Proceedings. IEEE/WIC International Conference on, 13-17 2003, (s): 516-519

#### (上接第 1092 页)

[9] 张峰,姚红兵,徐洁.先天性耳前瘘管感染期手术[J].中国耳鼻咽喉 头颈外科, 2010 6,17:320

Zhang Feng, Yao Hong-Bing, Xu Jie. Surgery of congenital preauricular fistula in infective stage [J]. Chinese Archives of Otolaryngology-Head and Neck Surgery, 2010, 6, 17: 320

[10] 邓蔚,李皓谆. 先天性耳前瘘管的显微手术治疗[J].临床耳鼻咽喉 头颈外科杂志, 2007, 21(4): 165-166

Deng W, Li HZ. The application of microscope in operation to the patients with preauricular fistula[J]. Journal of clinical otorhinolaryngology, 2007, 21(4): 165-166

- [11] 汪绿宁,向远波,李佳梅.显微镜下感染性耳前瘘管切除术 38 例
   [J].中华耳科学杂志, 2006, 20(6):272-274
   Wang LN, Xiang YB, Li JM. Microscopically fistulectomy 38 cases
   [J]. Chinese Journal of Otology, 2006, 20(6):272-274
- [12] 钟水军,王鸿静,邵琼,等.小儿感染期先天性耳前瘘管的手术治疗 [J].中国耳鼻咽喉头颈外科杂志,2010,17(2):100-102 Zhong SJ, Wang HJ, Shao Q, et al. Operation of preauricular fistula in infective stage for children [J]. Chinese Archives of Otolaryngology-Head and Neck Surgery, 2010, 17(2):100-102