

# 一种向量场卷积外力加速的 GAC 模型

高向军

(商丘师范学院计算机与信息技术学院, 河南 商丘 476000)

**摘要:** 结合参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型的优势, 提出一种向量场卷积(VFC)外力加速的侧地活动轮廓(GAC)模型。利用外力场优势, 通过引入基于 VFC 力场的双向边界吸引力和自适应膨胀力, 自适应地调整模型曲线的演化方向。实验结果表明, 该模型可以克服参数活动轮廓模型不能处理拓扑结构变化的问题, 避免传统 GAC 模型曲线单边演化的现象, 能够提取深度凹陷的目标边界, 对初始轮廓不敏感, 对图像噪声和弱边界具有较高的鲁棒性。

**关键词:** 几何活动轮廓模型; 水平集; 侧地活动轮廓模型; 向量场卷积; 双向边界吸引力; 自适应膨胀力

## A GAC Model Accelerated by Vector Field Convolution External Force

GAO Xiang-jun

(School of Computer and Information Technology, Shangqiu Normal University, Shangqiu 476000, China)

**【Abstract】** This paper proposes a Geodesic Active Contours(GAC) model accelerated by the Vector Field Convolution(VFC) external force, which takes advantage of parameters active contour models and geometric ones. Based on the advantage of the external forces field, the bi-directional boundary attractive force and the adaptive expansive force are introduced in the model, so it can adaptively adjust the direction of the evolution curves. Experimental results show that the model overcomes the defect that parameters active contour models can not handle topology change of target structures, and the weakness of one-side evolution of the traditional GAC model. Moreover, the model can also extract the concavity boundaries, and is robust to the image noise, weak edges and the initial contour of the model.

**【Key words】** geometric Active Contour Model(ACM); level set; Geodesic Active Contour(GAC) model; Vector Field Convolution(VFC); bi-directional boundary attractive force; adaptive expansive force

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2012.17.053

### 1 概述

活动轮廓模型(Active Contour Model, ACM)因其完备的理论基础和良好的鲁棒性而广泛应用于图像处理领域。根据模型的表达形式, 可分为参数活动轮廓模型(parametric ACM)和几何活动轮廓模型(geometric ACM)<sup>[1]</sup>。两者在性能上各有优劣, 存在许多相互借鉴的地方。梯度向量流(Gradient Vector Flow, GVF) Snake 模型的提出者 Xu 等人描述了 2 种模型之间的对应关系<sup>[2]</sup>, 为在几何 ACM 中有效利用已有的参数 ACM, 即 Snake 模型提供了方法。本文结合参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型的优势, 提出一种向量场卷积(Vector Field Convolution, VFC)外力加速的侧地活动轮廓(Geodesic Active Contour, GAC)模型, 引入基于 VFC 力场的双向边界吸引力和自适应膨胀力, 以自适应地调整模型曲线的演化方向。

### 2 GAC 模型

文献[3]在传统 Snake 模型基础上, 将模型演化曲线嵌

入水平集方程, 提出一种不含自由参数的 GAC 模型, 其变分水平集表示为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \lambda \delta(\phi)(g(\nabla I)k + \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \cdot \nabla g) + c \delta(\phi)g(\nabla I) \quad (1)$$

其中,  $k$  为模型曲线曲率; 常量  $c$  为外部膨胀力。GAC 模型不仅简化了参数设置, 而且能够处理目标结构的拓扑变化。但是传统 GAC 模型利用图像梯度力场  $\nabla g$  吸引演化曲线到目标边界, 其作用范围仅在目标边界附近, 当提取较深的凹陷边界时, 模型常会因为缺少边界吸引力, 而陷入局部极小值。同时固定的外部膨胀力  $c$  使模型曲线只能沿着特定的方向(向内或向外)演化, 不能根据图像信息自适应地控制曲线演化, 因此, 模型对初始轮廓敏感。

利用参数 ACM 中成熟的外力研究成果能够解决以上问题。文献[2]提出一种基于 GVF 的几何 ACM。但 GVF 外力是图像梯度的各向同性扩散, 对弱边界不够鲁棒, 特别是在靠近强边界的弱边界处, 容易出现边界泄露现象<sup>[4]</sup>。文献[5]将 GVF 外力的定义修改为:

**基金项目:** 河南省基础与前沿技术研究计划基金资助项目(112300410301); 河南省科技厅自然科学基金资助项目(112102210120); 河南省教育厅自然科学基金资助项目(2011A520033)

**作者简介:** 高向军(1975—), 男, 讲师、博士、CCF 会员, 主研方向: 模式识别, 图像处理

**收稿日期:** 2011-11-15 **修回日期:** 2012-01-29 **E-mail:** xjgao75@163.com

$$E(u, v) = \iint_{\Omega} \mu(u_x^2 + u_y^2 + v_x^2 + v_y^2) + f|\nabla f|^2 |(u, v) - \nabla f|^2 d\Omega \quad (2)$$

其中,  $f$  为图像的边界映射, 将其加入外力的扩散模型是对弱边界处外力的一种补偿, 对于抑制噪声、增强弱边界处的外力起到一定效果。这种修改其实质就是扩展图像强边界的作用范围, 抑制噪声的干扰, 而向量场卷积外力恰恰具有此特性。VFC Snake 模型<sup>[6]</sup>将定义的卷积核与图像的边界映射进行卷积, 生成 VFC 外力场。将其替代传统 Snake 模型中的图像梯度力场  $\nabla g$ , 不仅扩大了外力的作用范围, 而且计算量小, 有效克服了噪声干扰。将 VFC 外力引入几何 ACM, 利用其长程的作用范围可以解决传统 GAC 模型的上述问题。

VFC 外力加速的 GAC 模型重点做了以下改进: (1) 利用 VFC 外力场替代  $\nabla g$ , 扩大了力场的作用范围, 不仅能够提取深度凹陷边界, 而且对图像噪声和弱边界具有鲁棒性。(2) 定义一种自适应膨胀力, 能够灵活控制曲线演化方向, 降低了对模型初始轮廓的依赖。(3) 引入水平集距离惩罚项, 增加了曲线演化步长, 提高了速度。

### 3 VFC 外力

VFC 力场由图像的边界映射与一种类似万有引力的向量场核进行卷积得到。定义向量场核为:

$$k(x, y) = m(x, y)n(x, y) \quad (3)$$

其中,  $m(x, y)$  为点  $p(x, y)$  处的向量模:  $m = (r + \varepsilon)^{-\gamma}$ ;  $\varepsilon$  为任意小的正数; 指数  $\gamma$  用来调节向量模的大小;  $n(x, y)$  为点  $p$  指向核中心  $(0, 0)$  的单位向量:  $n(x, y) = [-x/r, -y/r]$ ,  $r = \sqrt{x^2 + y^2}$  为  $p$  到核中心的距离, 定义核中心向量  $n(0, 0) = [0, 0]$ 。向量场核的离散形式用矩阵表示为:

$$K = \{k(x, y); x, y = -R, \dots, -1, 0, 1, \dots, R\} \quad (4)$$

其中,  $R$  为向量场核的卷积半径, 一般取图像尺寸的  $1/3 \sim 1/2$ 。

把向量场核  $k(x, y)$  与图像  $I(x, y)$  的边界映射  $f(x, y)$  卷积得到 VFC 外力场:

$$f_{vfc}(x, y) = f(x, y) * k(x, y) = [f(x, y) * u_k(x, y), f(x, y) * v_k(x, y)] \quad (5)$$

由于  $f(x, y)$  在图像边界处的值很大, 而在同质区域接近 0, 因此图像边界在 VFC 力场中的作用大于同质区域, 从而能使场中的自由粒子收敛到边界处, 相比于梯度力场  $\nabla g$ , VFC 力场具有更加长程的作用范围。由于边界信息对噪声数据的抑制作用, 因此 VFC 力场对噪声不敏感。

## 4 GAC 模型的建立

### 4.1 双向边界吸引力

利用长程的 VFC 力场代替梯度力场  $\nabla g$ , 能够将远离目标边界的演化曲线吸引到边界上, 从而加快演化速度, 并提高模型收敛的精确性。定义规则化的 NVFC (Normalized VFC) 力场  $F_{vfc}(I(x, y)) = [F_{vfc}^x, F_{vfc}^y]$ , 其中:

$$F_{vfc}^x = \frac{f_{vfc}(x)}{\sqrt{f_{vfc}(x)^2 + f_{vfc}(y)^2}} \quad (6)$$

$$F_{vfc}^y = \frac{f_{vfc}(y)}{\sqrt{f_{vfc}(x)^2 + f_{vfc}(y)^2}} \quad (7)$$

根据曲线演化理论, 曲线几何形状的变化只与法向量有关, 而与切向量无关。设模型曲线  $C$  的内法向矢量为  $N$ , 则 NVFC 在模型曲线的法向分量为:

$$F_{vfc}^N = F_{vfc} \cdot N \quad (8)$$

由于  $N = -\nabla \phi / |\nabla \phi|$ , 零水平集上的  $F_{vfc}^N$  在目标边界附近内正外负, 因此 NVFC 可以使处于边界内部的演化曲线膨胀, 处于外部的收缩。同时双向边界吸引力  $F_{vfc}^N$  扩大了梯度力场的作用范围, 能够提取较深的凹陷边界。

### 4.2 自适应膨胀力

根据定义, 当 NVFC 垂直于零水平集的法向方向时,  $F_{vfc}^N$  为零, 将对曲线的演化失去作用。这种限制在处理多目标图像时常常发生, 如图 1 所示。

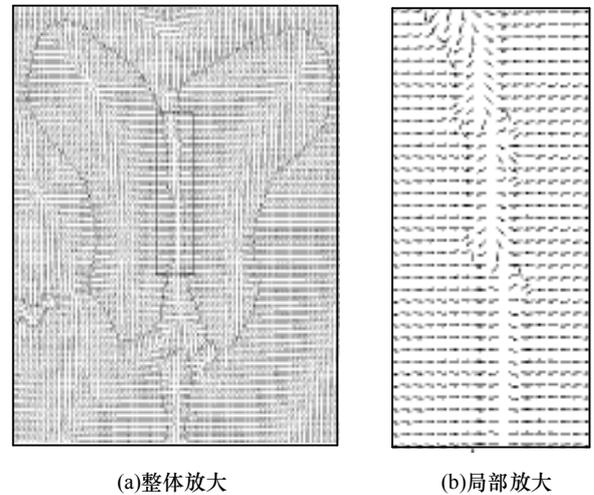


图 1 MRI 脑室的 VFC 力场

在 MRI 中, 左右脑室的边界近似平行的地方, NVFC 外力将会垂直于零水平集的法向方向, 曲线停止演化, 从而不能够处理目标的拓扑变化。为此文献[5]定义膨胀力  $H(p)$  引导曲线继续演化:

$$H(p) = \text{sgn}(F_{gvf}(p) \cdot N) e^{-\sigma |F_{gvf}(p) \cdot N|} \quad (9)$$

其中,  $\text{sgn}(\cdot)$  是符号函数; 点  $p \in I(x, y)$ ;  $F_{gvf}(p)$  为正则化的 GVF 力场。但该力有时难于克服模型曲线的曲率运动, 为控制膨胀力在模型中的权重, 本文定义一种自适应膨胀力:

$$v(I) = c \cdot \text{sgn}(F_{vfc}(I) \cdot N) e^{-\delta |F_{vfc}(I) \cdot N|} \quad (10)$$

相对于传统 GAC 模型的固定膨胀力,  $v(I)$  能够根据图像信息自适应地调整膨胀力的大小和方向。当 NVFC 垂直于零水平集的法向方向时,  $v(I)$  最大, 引导曲线继续演化。当曲线处于目标外部时,  $v(I) > 0$ , 引导曲线向内收缩, 当曲线处于目标内部时,  $v(I) < 0$ , 引导曲线向外膨胀。局部放大部分  $F_{vfc}^N$  近似为 0。

### 4.3 基于 VFC 的 GAC 模型

为控制水平集函数与符号距离函数的偏差, 避免演化

过程中的重新初始化问题,文献[7]在传统 GAC 模型中引入了水平集距离惩罚项,其模型为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu(\Delta \phi - k) + \lambda \delta(\phi)(g(\nabla I)k + \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \cdot \nabla g) + c \delta(\phi)g(\nabla I) \quad (11)$$

其中,正则化  $\delta(\phi)$  函数定义为:

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} \left[ 1 + \cos\left(\frac{\pi x}{\varepsilon}\right) \right] & |x| < \varepsilon \\ 0 & |x| > \varepsilon \end{cases} \quad (12)$$

其中,  $\varepsilon$  控制函数的有效宽度。

通过引入水平集距离惩罚项, VFC 外力加速的 GAC 模型定义为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu(\Delta \phi - k) + \delta(\phi)(\lambda g(\nabla I)k - \beta F_{vc} \cdot N) + v(I)\delta(\phi)g(\nabla I) \quad (13)$$

### 5 实验与分析

数值实现采用简单的有限差分法,算法用 Matlab7.6 编写,运行的硬件环境为: 3.00 GHz Pentium 4 CPU, 2.0 GB RAM。

#### 5.1 分割能力分析

对深度凹陷的单目标边界进行提取,结果图像大小为  $150 \times 200$  像素。实验参数的取值:  $\mu=0.04, \lambda=6.0, \beta=1.0,$  自适应膨胀力参数  $c=1.0, \delta=1.0,$  向量场核半径  $R=60$ 。

图 2 为模拟图像和模型的初始轮廓,该轮廓与目标边界交叉,没有完全处于目标边界内部或外部。图 3 显示目标凹陷区域的 NVFC 力场,相对于梯度力场,具有更加长程的作用范围,其中外力场形成时间为 0.06 s。

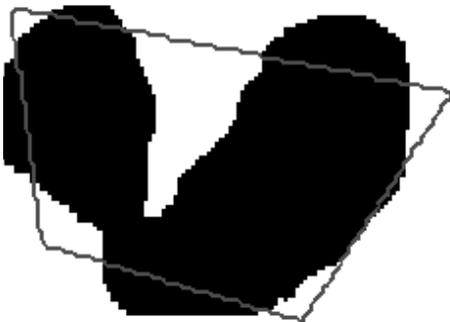


图 2 初始轮廓



图 3 凹陷处 VFC 力场

图 4、图 5 分别显示了没有噪声和含有噪声情况下的目标边界提取过程,其中,虚线表示演化曲线,粗实线表示迭代 300 次的提取结果。由于 VFC 长程的作用范围及对噪声的抑制作用,增强了模型提取凹凸边界及处理噪声

的能力。同时由于自适应膨胀力的引入,使处于目标边界两边的曲线能够自动收敛,从而对模型的初始轮廓不再敏感。



图 4 不含噪声的轮廓提取

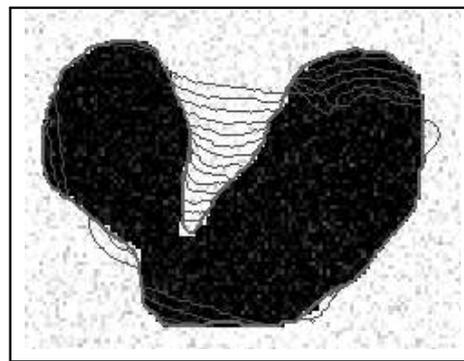


图 5 含有噪声的轮廓提取

#### 5.2 分割性能比较

分别采用本文模型及文献[5,7]的模型分割 MRI 脑室,图像大小为  $190 \times 220$  像素。首先对比力场的形成时间。向量场核半径  $R=90,$  NVFC 力场形成时间为 0.08,应用式(2)求取 GVF 力场时,平滑系数  $\mu=0.2,$  迭代为 100 次,GVF 力场的形成时间为 1.35 s。

为增强可比性,对文献[5]的模型增加了水平集距离惩罚项,因此,不必再使用窄带法迭代水平集函数。3 个实验统一应用图 6 所示的初始轮廓。参数统一选取: 时间步长  $\tau=5.0, \mu=0.04, \lambda=6.0, \beta=6.0,$  正则化系数  $\varepsilon=1.5$ 。

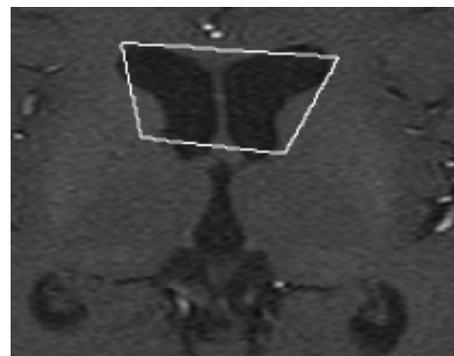


图 6 初始轮廓

图 7 给出文献[7]的模型在  $c=3$  时的曲线演化过程,虚线表示模型每迭代 10 次的结果,粗实线为迭代 200 次后的结果,显然分割失败。其原因在于目标边界的梯度力不足以克服模型的膨胀力,曲线在固定的膨胀力的引导下不

断收缩。基于 NVFC、GVF 外力加速的 GAC 模型在目标边界处具有相对长程的外力,能够克服模型的膨胀力,将处于边界附近的曲线吸引至目标边界上。

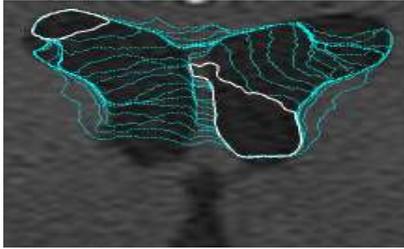


图7 文献[7]的模型

图8为 GVF 外力加速的 GAC 模型的演化过程。迭代260次,演化曲线至目标边界平行区域时,GVF 力场垂直于水平集法向方向,文献[5]定义的膨胀力无法克服向外的曲率运动,从而模型演化停止。

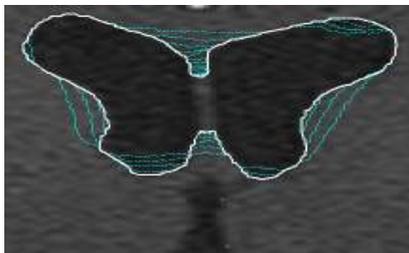


图8 GVF 加速的 GAC 模型

图9是本文模型的演化过程,其中, $\beta=0.8$ ;自适应膨胀力参数 $c=2.0$ ;  $\delta=1.0$ ,在目标边界平行区域,膨胀力能够克服向外的曲率运动,继续引导曲线演化,并实现曲线的拓扑变化,经过860次迭代,成功分割左右脑室。

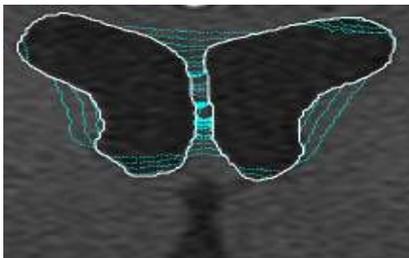


图9 本文模型

为进一步验证模型,在同一个初始轮廓下,对20张序列脑部MRI进行脑室分割,MRI数据由GE医疗系统获得,层厚6.0mm,层间距2.0mm。将模型分割结果与人工分割结果进行相似度对比<sup>[8]</sup>,设MRI层片经模型分割后,得到目标面积 $S_1$ ,人工分割的目标面积 $S_2$ ,两者共同包含的面积 $S$ ,相似度的计算公式为:

$$Sim = 2S / (S_1 + S_2) \quad (14)$$

$Sim$ 在0~1范围内,当 $S_1$ 与 $S_2$ 完全重合时值为1,完全不重合时值为0。相似度的数值越接近于1,说明模型分割的准确度越高。仅需设置一次模型的初始轮廓,如图6所示,便可得到20张序列层片的分割结果。与人工分割结果进行相似度对比,得到图10,其中,平均相似度为0.9722;标准偏差为0.0478,因此,利用本文模型可

以简单、快速地实现脑室分割。

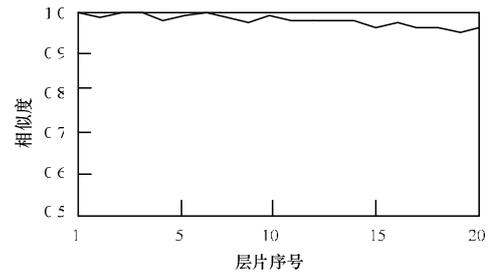


图10 分割结果相似度比较

通过实验不仅验证模型能够处理目标的拓扑变化,而且验证模型能够提取具有深度凹陷的目标边界、具有很强的抗噪性、对初始轮廓的位置不敏感。

## 6 结束语

本文提出的VFC外力加速的GAC模型有效结合了参数ACM和几何ACM的优点。实验表明,该模型能够处理目标的拓扑变化,优于VFC Snake模型,同时克服了传统GAC模型的诸多缺点。由于VFC力场具有长程的作用范围,对图像噪声和弱边界具有鲁棒性,有效防止了边界泄露问题,提高了模型提取凹陷边界的能力。提出的自适应膨胀力能够根据零水平集的位置自动控制曲线的演化大小和方向,从而对初始轮廓位置不再敏感,克服了传统GAC模型曲线单边演化的弱点。该模型能够处理含有噪声的多目标边界,较好地分割复杂的医学图像。

## 参考文献

- [1] 陈波, 赖剑煌. 用于图像分割的活动轮廓模型综述[J]. 中国图象图形学报, 2007, 12(1): 11-20.
- [2] Xu Chenyang, Anthony Y, Jerry L. On the Relationship Between Parametric and Geometric Active Contours[C]//Proc. of the 34th Asilomar Conference on Signals, Systems, and Computers. Pacific Grove, USA: [s. n.], 2000: 483-489.
- [3] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic Active Contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [4] 刘彩霞, 范延滨, 杨厚俊. GVF Snake模型中一种新的初始轮廓设置方法[J]. 计算机应用, 1997, 22(1): 61-79.
- [5] Nikos P, Olivier M G, Visvanathan R. Gradient Vector Flow Fast Geometric Active Contours[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(3): 402-407.
- [6] Li Bing, Acton T. Active Contour External Force Using Vector Field Convolution for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(8): 2096-2106.
- [7] Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Level Set Evolution Without Re-initialization: A New Variational Formulation[C]//Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE Press, 2005: 430-436.
- [8] 王兴家, 董利娜, 李传富, 等. 用改进的耦合水平集方法从MSCT中分割左心室[J]. 中国生物医学工程学报, 2011, 30(4): 494-499.