

# 一种改进的 VFC Snake 模型\*

高向军<sup>1</sup>, 方宏彬<sup>1</sup>, 李 彬<sup>2</sup>, 毛宗源<sup>2</sup>

(1. 商丘师范学院 计算机科学系, 河南 商丘 476000; 2. 华南理工大学 自动化科学与工程学院, 广州 510640)

**摘要:** 为了克服 VFC(vector field convolution) Snake 模型对图像弱边界的泄露问题, 对其作了两点改进: a) 重新定义了向量场核的模, 有效降低了 VFC 外力对向量模参数的敏感性; b) 综合利用 VFC 外力和图像势能力, 给出动态 VFC 外力。随着模型曲线的形变, 不断调整外力, 使得曲线精确定位到目标边界上。最后通过实验证明了改进后的 VFC Snake 模型对噪声具有鲁棒性、对参数变化不敏感, 且能够收敛到图像弱边界处。

**关键词:** Snake 模型; 向量场卷积; 动态外力; 梯度向量流

**中图分类号:** TP391.4      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2010)04-1560-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2010.04.101

## Improved VFC Snake model

GAO Xiang-jun<sup>1</sup>, FANG Hong-bin<sup>1</sup>, LI Bin<sup>2</sup>, MAO Zong-yuan<sup>2</sup>

(1. Dept of Computer Science, Shangqiu Normal University, Shangqiu Henan 476000, China; 2. College of Automation Science & Engineering, South China University of Technology, Guangzhou 510640, China)

**Abstract:** In order to alleviate the weak edges leakage problem of the VFC(vector field convolution) Snake model, improved two points. First, redefined the magnitude of the vector field kernel, which reduced the sensitivity between the capture range of the external forces and the change of parameter. Second, proposed a dynamic force, the combination of the VFC force field with the potential force field. At last, exemplified the segmentation of a head MRI image and compared the performance about the GVF, the VFC and the improved VFC. Experiments demonstrate the improved VFC model is superior noise robustness and parameters bluntness and converge to the object boundary accurately.

**Key words:** Snake model; vector field convolution; dynamic external force; gradient vector flow

活动轮廓模型(active contour model)<sup>[1]</sup>计算简单、高效, 建模方便, 并且能够提取任意形状的变形轮廓, 因此在边缘检测、图像分割以及运动跟踪中获得广泛研究和应用<sup>[1-4]</sup>。传统的参数活动轮廓模型, 又称做 Snake 模型, 以高斯势力为外力<sup>[1]</sup>, 其作用范围小, 因此初始轮廓必须靠近目标边界, 形变模型才能收敛; 同时在凹型边缘处, 模型外力相互抵消, 难以收敛到凹型边缘; 传统的 Snake 模型对参数非常敏感, 抗干扰性较差。

针对传统 Snake 模型的不足, 综合图像或模型轮廓信息提出了许多改进模型, 主要是对模型外力的改进。外力一般分为动态外力和静态外力<sup>[5]</sup>。动态外力与模型曲线有关, 并随曲线的形变而改变; 而静态外力根据图像信息定义, 不随曲线的形变而变动, 如多分辨率高斯势力、距离势力、静电力模型、梯度矢量流等均属于静态外力<sup>[6]</sup>。其中梯度矢量流(gradient vector flow, GVF)<sup>[5]</sup>及其推广形式<sup>[7]</sup>有效克服了传统 Snake 模型的前两个不足, 获得广泛的应用, 但是依然存在计算量大、模型参数设置复杂、噪声敏感、易陷入局部最小的不足。文献[8]提出一种基于向量场卷积(VFC)的 Snake 模型。该模型把图像的边界映射与一种类似万有引力的向量场核(vector field kernel)进行卷积, 作为模型的外力。该模型不仅具有大的收敛范围及收敛至凹型区域的能力, 而且计算量小, 有效克服了噪声干扰。但是模型中, 向量场卷积核对向量模的指数比较敏

感, 在扩大外力的作用范围时易造成弱边界泄露。

根据以上分析, 本文对 VFC Snake 模型作了两点改进: a) 重新定义了向量场核的模, 降低了外力对向量模指数的敏感性, 从而方便控制外力的作用范围; b) 综合利用 VFC 向量力场和图像势能力场, 给出 Snake 模型的动态外力形式, 避免边界泄漏问题, 并提高图像分割精度。通过对模拟图像的试验, 证明了改进的模型对向量模的指数变化不敏感, 而且能够精确收敛到目标边界上, 最后以分割脑部 MRI 的脑左室为例, 比较分析了 GVF 模型、VFC 模型及改进 VFC 模型的性能。

### 1 VFC Snake 模型

VFC Snake 模型以 VFC 作为模型的外力, 其中 VFC 力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  $k(x, y) = [u_k(x, y), v_k(x, y)]$  为

$$k(x, y) = m(x, y)n(x, y) \quad (1)$$

其中  $m(x, y)$  为点  $(x, y)$  处的向量模。

$$m = (r + \varepsilon)^{-\gamma} \quad (2)$$

其中:  $\varepsilon$  为任意小的正数, 指数  $\gamma$  用来调节向量模的大小。当  $\gamma=2$ , 且  $\varepsilon=0$  时, 上式变为牛顿万有引力定律。式(1)中的  $n(x, y)$  为该点指向核中心  $(0, 0)$  的单位向量;

$$n(x, y) = [-x/r, -y/r] \quad (3)$$

收稿日期: 2009-08-06; 修回日期: 2009-09-28      基金项目: 河南省教育厅自然科学研究计划资助项目(2008A520020); 校级青年自然科学基金资助项目(2009QN17)

作者简介: 高向军(1975-), 男, 博士, 主要研究方向为医学图像处理与模式识别(xjgao75@163.com); 方宏彬(1972-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为信息融合、数据挖掘; 李彬(1979-), 男, 博士, 主要研究方向为医学图像处理与三维可视化; 毛宗源(1936-), 男, 教授, 博导, 主要研究方向为现代控制理论及应用、人工智能。

其中  $r = \sqrt{x^2 + y^2}$  为  $(x, y)$  到核中心的距离,定义核中心向量  $n(0,0) = [0,0]$ 。

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

$$f_{vfc}(x, y) = f(x, y) \times k(x, y) = [f(x, y) \times u_k(x, y), f(x, y) \times v_k(x, y)] \quad (4)$$

由于  $f(x, y)$  在图像边界处的值很大,而在同质区域接近零,通过卷积, VFC 外力能够将力场中的自由粒子吸引到边界处。

设参数曲线  $V(s) = [x(s), y(s)]^T, s \in [0, 1]$  为归一化曲线长度。曲线在图像域运动,则 VFC Snake 模型的运动方程为

$$\frac{\partial V(s, t)}{\partial t} = \alpha V''(s, t) - \beta V'''(s, t) + f_{vfc}(V(s, t)) \quad (5)$$

其中:等式右边前两项定义模型的内力,控制模型曲线的弹性和刚性;等式右边第三项作为模型外力,吸引模型曲线向图像边界收敛。

## 2 改进的 VFC Snake 模型

### 2.1 向量场核的改进

实验中 VFC 外力对向量模的指数  $\gamma$  比较敏感, $\gamma$  的微小变化会使得图像强边界对力场的作用剧烈改变,从而导致对图像弱边界的抑制,很容易造成边界泄露。如果用复数表达向量场核,那么 VFC 力场可以看做边界映射的滤波结果。文献[9]指出滤波核高斯型拉普拉斯模板对图像处理的信息量损失少, VFC 模型中的向量场核类似高斯型拉普拉斯滤波核,而高斯型滤波核有效地保留了图像在水平及垂直方向的梯度信息。在此通过改变核定义中的水平及垂直方向的变化幅度来保留图像的梯度信息,对向量场核  $k(x, y)$  中的向量模  $m$  改进如下:

$$m'(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{2}(r + \varepsilon)^{-\gamma} & x=0 \text{ or } y=0 \\ (r + \varepsilon)^{-\gamma} & \text{others} \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $\varepsilon$  为任意小的正数,  $r$  为点  $(x, y)$  到核中心的距离,向量场核的离散形式用矩阵表示为

$$K = \{k(x, y); x, y = -R, \dots, -1, 0, 1, \dots, R\} \quad (7)$$

其中  $R$  为向量场核的卷积半径。图 1 给出卷积半径为 3 的向量场核的离散实例,其中  $\gamma = 1.8$ 。由图看出,对于同样的  $\gamma$  值,改进后的向量场核在水平及垂直方向上的变化幅度减缓。根据 P-M 各向异性扩散理论<sup>[10]</sup>,这种各向异性的核定义能够有效保留图像的信息量,对图像噪声更具有鲁棒性。

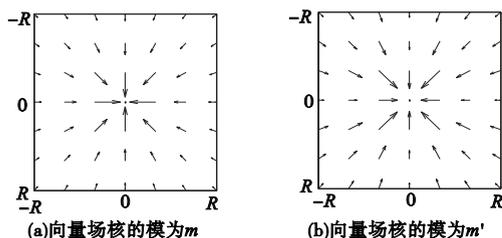
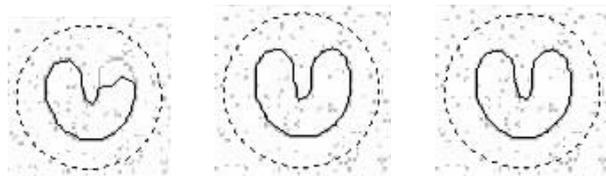


图1 向量场核的离散实例  $R=3$

定义向量场核的模为  $m'(x, y)$ ,在一定程度上克服了外力对  $\gamma$  的敏感性。降低  $\gamma$  能够获得更加长程的外力,同时减少了图像的信息损失。虽然文献[8]对存在噪声的 U 型图像,当设置  $\gamma = 1.8$  时,模型曲线能够收敛到图像边界,但当  $\gamma = 1.5$  时,却产生了边界泄露现象,如图 2(a) 所示。其原因在于削弱了噪声干扰的同时,也削弱了图像弱边界对外力的影响。而改进后的向量模指数  $\gamma$  具有更大的调整范围,图 2(b) 和(c) 分别显示在  $\gamma = 1.8, 1.3$  时的分割结果。图例说明对向量场核模的

改进,有效保留了图像的边界信息,克服了外力对向量模指数  $\gamma$  的敏感性,并对图像噪声具有鲁棒性。



(a)向量场核模为  $m', \gamma=1.5$  (b)向量场核模为  $m, \gamma=1.8$  (c)向量场核模为  $m', \gamma=1.3$

图2 不同向量场核对噪声图像的分割效果

### 2.2 动态外力

VFC 外力是向量场核与图像边界映射的卷积。由于强边界引力的叠加性,图像中强边界对 VFC 外力的作用要大于弱边界的,对曲线收敛到弱边界起到抑制作用, $\gamma$  越小,其作用越明显,从而易造成边界泄露。为此文献[8]提出一种混合 VFC 外力模型:

$$f_{mix}(x, y) = \begin{cases} \nabla f(x, y) & \|\nabla f(x, y)\| \geq \phi \\ f_{vfc}(x, y) & \|\nabla f(x, y)\| < \phi \end{cases} \quad (8)$$

其中:阈值  $\phi$  可以事先指定,也可以把  $\|\nabla f(x, y)\|$  看做灰度图像,利用求灰度阈值算法来求取。但由于图像的复杂性,简单地用一个阈值来改变外力的作用形式很难达到精确分割的效果。如果阈值设定过小,能量函数容易陷入局部最小;如果阈值设定过大,又容易造成边界泄露。考虑到模型曲线在形变初期一般处于图像的均值区域,此时  $\nabla f(x, y)$  几乎为零,力场主要由  $f_{vfc}(x, y)$  决定;而在形变后期,靠近目标边界附近时,  $\nabla f(x, y)$  骤然增加,足够引导模型曲线向目标边界靠拢。在实际应用中,一般对图像进行各向异性扩散滤波,保留了图像的边界信息,使得  $\nabla f(x, y)$  在边界附近能够精确指向边界。因此可在模型曲线形变后期减少  $f_{vfc}(x, y)$  外力的权重,从而减少模型外力对图像弱边界的抑制作用;同时引入  $\nabla f(x, y)$ ,在其作用下,模型曲线准确收敛在图像边界上。基于此本文提出一种动态外力模型,随着模型曲线的形变,不断调整外力的作用形式:

$$f_{ext}(x, y) = s_1(t)f_{vfc}(x, y) + s_2(t)\nabla f(x, y) \quad (9)$$

其中: $s_1, s_2$  应满足互为消长的关系,即在形变初期或图像的同质区域,外力场由  $f_{vfc}$  决定;在形变后期或靠近边缘附近,外力场由图像势能力场  $\nabla f(x, y)$  决定。定义  $s_1, s_2$  为

$$s_1(t) = \frac{n}{n+t}, \quad s_2(t) = \frac{t}{n+t} \quad (10)$$

其中: $n$  为总的形变次数,  $t$  表示第  $t$  次形变。

把式(5)的外力替换为  $f_{ext}(V)$ ,则改进的 VFC Snake 模型为

$$\frac{\partial V(s, t)}{\partial t} = \alpha V''(s, t) - \beta V'''(s, t) + f_{ext}(V(s, t)) \quad (11)$$

### 2.3 性能分析

通过对向量场核的改进,降低了 VFC 外力对向量模指数的敏感度。可以通过减少  $\gamma$  来扩大 VFC 外力的作用范围,从而减少噪声干扰。图 2 示例说明了该外力模型不仅具有抗噪能力,同时具有大的作用范围以及收敛到凹陷区域的能力。参考文献[8]的算法,把向量场核作为复数与经过快速傅里叶变换(FFT)的边界映射进行卷积运算,然后作快速傅里叶变换(IFFT)得到外力场 VFC,此算法有效简化了基于向量场卷积活动轮廓模型的计算复杂度。假设外力场 VFC 由像素为  $N \times N$  的边界映射与  $(2R+1) \times (2R+1)$  向量场核卷积得到,则其计算复杂度为  $O((N+2R)^2 \log(N+2R))$ 。一般  $R$  取  $N/8 \sim N/2$  间的值,迭代次数为  $N^{[8]}$ ,因此 VFC 力场的计算复杂度为  $O(N^2 \log N)$ 。

针对不同的应用,可以更改卷积核的模甚至方向,以达到模型曲线收敛到目标边界的目的。例如文献[8]通过修改  $m(x,y) = c(x,y)m_0(x,y)$ 。其中  $c(x,y)$  为各向异性系数,取  $c(x,y) = 1/[2 - d \times n(x,y)]$ 。若方向  $d$  取  $[-1, 0]$ ,则 VFC 力场向右的作用范围为原来的三倍;若方向  $d$  取  $[0, -1]$ ,则 VFC 力场向左的作用范围便为原来的三倍。采用各向异性扩散算法平滑图像噪声,能够有效保持图像的边缘信息,在图像边界附近,梯度向量指向边界,因此改进的动态外力对经过各向异性去噪的图像能够做到精确分割。

### 3 实验结果

在此通过构造边界已知的二值图像来定量分析改进的 VFC Snake 模型精确收敛到图像边界的能力,验证模型对噪声的鲁棒性,且参数  $\gamma$  具有较大的取值范围。设原始二值图像如图 3(a)所示,其中外围圆环为模型的初始轮廓。对其增加高斯噪声,依次生成信噪比 SNR 为 10 dB 的模拟图像 30 幅,9 dB 的 30 幅,直至 0 dB 的 30 幅,共计 330 幅模拟图像。首先对这 330 幅存有噪声的图像统一用标准差  $\sigma = 1$  的高斯滤波器进行滤波处理,然后依次采用不同参数的 GVF 模型、VFC 模型及改进的 VFC(IVFC)模型对初始轮廓进行演化,并对演化结果与真实目标边界对比,计算演化结果的均方根误差(RMSE)。其统计的均方根误差如图 4 所示。从图中看出,对于信噪比较大的图像,三种模型都能够准确收敛到目标边界处,然而当噪声加大时,GVF 模型的误差明显增大。虽然 VFC 模型对噪声也具有鲁棒性,但是当为了减少噪声干扰而减小参数  $\gamma$  时,其结果误差明显增加,因此说明 VFC 模型对参数  $\gamma$  过于敏感。而改进的 VFC 模型具有较大的参数设置范围,如图所示,即便设置  $\gamma = 1.4$ ,当信噪比大于 5 时,均方根误差依然处于亚像素级。

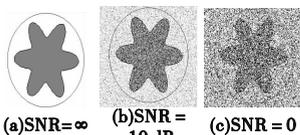


图3 不同信噪比图像的分割试验

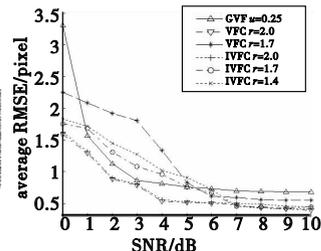


图4 均方根误差对比

利用改进的 VFC 模型分割 MRI 的脑左室,图像大小为  $75 \times 50$  像素,原图如图 5(a)所示。首先采用各向异性扩散滤波器平滑图像噪声,其中扩散方程的主控因子为  $c(\nabla f(x,y)) = 1/\sqrt{1 + |\nabla f(x,y)|^2/K^2}$ 。其扩散平滑图像如图 5(b)所示,在图像同质区域噪声被平滑,而图像边界得到有效保持。根据图像的大小选定向量场卷积核的半径  $R$ ,在此取  $R = 30$ ,卷积核的参数  $\gamma = 1.7$ ,根据式(6)生成向量场卷积核,将生成的卷积核与图像的边界映射卷积得到改进后的 VFC 力场,如图 5(c)所示,其局部放大力场如图 5(d)所示。由图看出,在图像的均质区域依然具有指向目标边界的力。

对预处理后的图像,分别采用 GVF Snake 模型、VFC Snake 模型及改进的 VFC Snake 模型作图像分割。实验中,统一选择模型能量函数的系数  $\alpha = 0.3, \beta = 0$ ,GVF 模型的平滑系数  $\mu = 0.2$ ,梯度向量扩散的迭代次数为 100 次;VFC 模型的外力由式(8)定义,其中利用天津法计算图像的边界映射的阈值为 0.1。统一设定一个较大的形变次数为 80 次,分割结果如表 1 所示。其中粗虚线为初始模型轮廓,细白线为分割结果。由图看出,GVF 在形变初期即陷入噪声的干扰。在图像的左下部,图像

梯度为 0.1 处,VFC 模型采用边界梯度向量  $\nabla f$  作为外力,陷入局部极小,而此时改进的 VFC 模型依然有来自真实边界的 VFC 力,在 VFC 力场和  $\nabla f$  组成的动态外力共同作用下把模型曲线吸引到真实边界处。

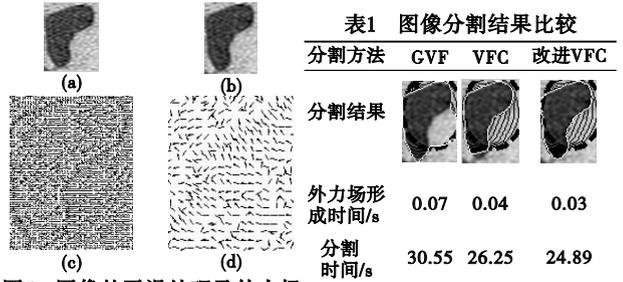


图5 图像的平滑处理及外力场

### 4 结束语

改进的 VFC Snake 模型不但具有传统 Snake 模型的优良性能,如能够收敛到任意形状的目标边界,而且保持了 VFC Snake 模型的优势:具有大的外力作用范围;能够收敛到图像的凹陷区域;对图像的噪声具有鲁棒性等。本文通过重新定义向量场核的模,有效克服了 VFC 外力对参数的敏感性;提出的动态 VFC 外力能够随着模型曲线的形变不断调整作用形式。在形变初期或图像的同质区域,外力场由改进的 VFC 力场决定;在形变后期或靠近边缘附近,外力场由图像势能力场决定,使得模型曲线能够收敛到目标边界上。同样本文采用边界映射的傅里叶变换与向量场核的复数形式作卷积得到 VFC 力场,计算复杂度降低。通过性能分析及实验结果比较,显示了改进的 VFC Snake 模型的有效性及其可行性。

#### 参考文献:

- [1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331.
- [2] 高向军. 活动轮廓模型及其在虚拟内窥镜中的应用研究[D]. 广州:华南理工大学,2008.
- [3] GASTAUD M, BARLAUD M, AUBERT G. Combining shape prior and statistical features for active contour segmentation [J]. IEEE Trans on Circuits Syst Video Technol,2004, 14(5): 726-734.
- [4] LI Chun-ming, KAO C Y, GORE J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [C]//Proc of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2007:1-7.
- [5] XU Chen-yang, PRINCE J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.
- [6] HE Lei, PENG Zhi-gang, BRYAN E. et al. A comparative study of deformable contour methods on medical image segmentation [J]. Image and Vision Computing, 2008, 26(2): 141-163.
- [7] XU Chen-yang, PRINCE J L. Generalized gradient vector flow external forces for active contours [J] Signal Process, 1998, 71(2): 131-139.
- [8] LI BING, ACTON T. Active contour external force using vector field convolution for image segmentation [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2007, 16(8): 2096-2106.
- [9] GONZALEZ R C, WOODS R E. Digital image processing [M]. Beijing: Higher Education Press, 2003.
- [10] PERONA P, MALIK J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion [J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639.