

## R-Snake:一种基于边缘与区域信息的图像主动轮廓提取模型

孙阳光<sup>1</sup>,蔡 超<sup>1</sup>,周成平<sup>1</sup>,丁明跃<sup>1,2</sup>

(1. 华中科技大学图像识别与人工智能研究所,多谱信息处理技术国防科技重点实验室,湖北武汉 430074;  
2. 华中科技大学生命科学与技术学院,图像信息处理与智能控制教育部重点实验室,湖北武汉 430074)

**摘 要:** 传统 Snake 模型存在着对轮廓的初始化敏感,对高噪声图像易陷入局部极小值,以及对具有狭长深度凹陷区域的图像无法获得正确轮廓等问题.本文提出了一种基于边缘与区域信息的主动轮廓模型 R-Snake (Region Snake).该模型通过文中设计的图像变换算子,并结合区域积分与曲线积分间转化的 Green 公式,导出了包含目标图像区域信息的区域力.然后由力平衡方程将该区域信息自然直接地引入到主动轮廓提取模型中,从而实现图像的轮廓提取.由于该模型同时利用了图像的区域信息和梯度信息来引导轮廓曲线的演化,使得本文方法不仅扩大了轮廓初始化的范围,降低了对图像噪声的敏感性,而且还增加了轮廓曲线收敛到真实边界的能力.实验结果表明,本文方法具有很强的适应性和鲁棒性,尤其是对高噪声图像和具有狭长深度凹陷的图像获得了优于传统 Snake 模型的结果.

**关键词:** R-Snake 模型; 区域信息; 格林公式; 轮廓提取

**中图分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 08-1810-06

## R-Snake: A Snake Model Using Both Boundary and Region Information

SUN Yang-guang<sup>1</sup>, CAI Chao<sup>1</sup>, ZHOU Cheng-ping<sup>1</sup>, DING Ming-yue<sup>1,2</sup>

(1. Institute for Pattern Recognition and Artificial Intelligence, State Key Laboratory for Multi-spectral Information Processing Technologies, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China;  
2. College of Life Science and Technology, "Image Processing and Intelligence Control" Key Laboratory of Education Ministry of China, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan, Hubei 430074, China)

**Abstract:** Traditional Snake model is sensitive to the initialization of contour, easily relapsed into a local optimal in a high noise image, and invalid for the image contour with deeply narrow concavities. By designing the image transform operator to derive the region force from the region information included in the interested object, and using Green formula with the conversation ability between region integral and curve integral, a novel snake model R-Snake (Region Snake) was proposed in this paper to extract the contour of interested object, which more directly introduces region information to active contour model in terms of the force balance equation. Because of evolving the contour curve by using both region information and gradient information, our proposed method could not only extend the initialization of contour and alleviate the sensitivity to image noise, but also improve the capacity to converge into complex boundary. Compared with the traditional Snake model, experimental results demonstrated its feasibility and robustness, especially for the images with high noise and deeply narrow concavities.

**Key words:** R-Snake model; region information; Green formula; contour extraction

### 1 引言

图像的轮廓提取是计算机视觉中具有挑战性的问题,制约着图像处理与机器视觉学科的发展与应用. Kass 等人<sup>[1]</sup>于 1987 年提出了 Snake 模型,又称主动轮廓模型 (Active Contour Models). Snake 模型通过结合图像的高层信息,实现了对底层图像本身信息的充分利用,提供了一个全局的图像分析处理方法.该方法较好地克服了经典图像处理技术中的困难,在图像分析领域取得了

很大的成功.但传统 Snake 模型存在着对轮廓的初始化敏感,对高噪声图像易陷入局部极小值,以及对具有狭长深度凹陷区域的图像无法提取获得正确轮廓等问题.

尽管人们已对 Snake 模型进行了大量改进<sup>[2-4]</sup>,提出了诸如梯度向量流模型 (GVF-Snake) 等方法,但仍然存在以下问题:(1)对于高噪声图像,轮廓曲线易于陷入局部极小值.尽管这些方法改进了轮廓初始化的获取范围,但初始轮廓的选择仍被限制在靠近真实轮廓附近.(2)对于具有深度凹陷的图像,仍然存在无法获得正确

收稿日期:2008-09-06;修回日期:2009-01-16

基金项目:国家自然科学基金 (No. 60672057, No. 60471012); 国家 863 高技术研究发展计划 (No. 2007AA12Z166); 湖北省自然科学基金 (No. 2005ABA253); 中国科学院模式识别国家重点实验室开放课题基金的部分资助

轮廓的困难.尤其对于具有狭长的深度凹陷情况,尽管GVF-Snake在一定程度上改进了这个问题,但仍也没能很好的解决<sup>[5]</sup>.文献[6]指出,固定点(Stationary Point)和鞍点(Saddle Point)等特征点的出现是产生上述问题的重要原因.由于狭长凹陷的区域口处往往存在着鞍点,当轮廓线方向在该点处与其所受的力场方向相切时,鞍点的作用使得轮廓线不能得到进一步的演化.另外,在真实图像尤其是高噪声图像中往往包含着这些特征点,这使得轮廓曲线的收敛能力受到了限制.因此,对于仅依赖于图像梯度信息的Snake模型,特征点的出现使得这些Snake方法对图像的高噪声具有先天的敏感性,对具有狭长凹陷区域的轮廓提取,也没能提供更多引导轮廓线收敛的有效信息.

Ivins等人<sup>[7]</sup>提出了基于图像统计信息的统计Snake方法,它是将该图像区域的统计信息与主动轮廓模型相结合,引导轮廓线演化来实现图像分割.Zhu等人<sup>[8]</sup>提出了基于统计框架的区域竞争算法,结合了活动轮廓模型与区域增长模型,得到了更一般的Bayes/MDL能量泛函并用于图像分割.随后,Paragios等人<sup>[9]</sup>对轮廓描述算符改进提出了测地活动区域方法,该方法结合图像的边界和区域信息,利用条件边界密度函数测量给定像素在真实边界上的概率分布,通过对能量变分理论下建立的曲线方程演化来实现纹理图像分割.Chakraborty等人<sup>[10]</sup>提出了一种基于区域分割和边缘提取相结合的方法,在所建立的贝叶斯框架模型下,该方法结合区域信息和梯度信息,用后验概率最大化的方法来对估计轮廓边界.上述这些方法模型利用概率统计知识将图像中的局部和全局信息融合在一起,这使得模型结构较为复杂,从而限制了其应用.

本文提出了一种基于边缘与区域信息的主动轮廓模型R-Snake(Region Snake).与上述利用区域信息的主动轮廓模型不同,本文模型通过文中设计的图像变换算子,并结合区域积分与曲线积分间转化的Green公式,导出了包含目标图像区域信息的区域力.然后由力平衡方程将该区域信息自然直接地引入到主动轮廓提取模型中,实现图像的轮廓提取.区域信息的引入使得本文方法不仅扩大了轮廓初始化的范围,降低了对图像噪声的敏感性,而且还增加了轮廓曲线收敛到边界的能力.实验结果表明,本文方法具有很强的适应性和鲁棒性,尤其是对高噪声图像和具有狭长深度凹陷的图像获得了优于传统Snake模型的结果.

## 2 Snake模型基本原理

Snake模型的基本思想是将目标轮廓提取问题转化为在图像中寻找满足一定条件下封闭曲线达到能量泛函最小的问题.参数化的模型曲线可表示为: $v(s) =$

$(x(s), y(s)), s \in [0, 1]$ ,这里 $x$ 和 $y$ 是轮廓曲线坐标, $s$ 为曲线上归一化的弧长,则参数化的Snake模型曲线总能量表达式可表示为:

$$E_{snake} = \int_0^1 [E_{int}(v(s)) + E_{ext}(v(s))] ds \quad (1)$$

其中 $E_{int}$ 和 $E_{ext}$ 分别为轮廓线的内部能量和外部能量, $E_{int}$ 可定义为:

$$E_{int} = \frac{1}{2} \left[ w_1 \left| \frac{\partial v(s)}{\partial s} \right|^2 + w_2 \left| \frac{\partial^2 v(s)}{\partial s^2} \right|^2 \right] \quad (2)$$

内部能量 $E_{int}$ 表示轮廓曲线的形状特性,反映了轮廓曲线的弹性和刚度.式(2)中第一项为弹性能量,第二项为弯曲能量, $w_1$ 和 $w_2$ 分别为对这两个能量相应控制的权系数. $E_{ext}$ 为轮廓线的外部能量,它引导轮廓曲线演化,使其逼近目标图像的特征.当不考虑外部约束能量时,一般地它表示为来自于图像信息的图像势能,通常图像势能函数定义为:

$$E_{ext} = w_3 E_{img} = -w_3 |\nabla(G_\sigma * I)|^2 \quad (3)$$

其中 $I$ 表示图像灰度函数, $w_3$ 为相应的能量控制权系数, $G_\sigma$ 表示标准差为 $\sigma$ 的高斯函数,\*和 $\nabla$ 分别表示卷积算子和梯度算子.

由变分原理,通过能量泛函最小化可得轮廓曲线需满足下述欧拉方程:

$$w_1 \frac{d}{ds} \left( \frac{dv(s)}{ds} \right) + w_2 \frac{d^2}{ds^2} \left( \frac{d^2 v(s)}{ds^2} \right) + w_3 \nabla E_{img} = 0 \quad (4)$$

上式可以看成以下轮廓曲线的力平衡方程:

$$F_{int} + F_{ext} = 0 \quad (5)$$

其中 $F_{int} = w_1 \frac{d}{ds} \left( \frac{dv(s)}{ds} \right) + w_2 \frac{d^2}{ds^2} \left( \frac{d^2 v(s)}{ds^2} \right)$ 代表反映轮廓线本身伸缩弯曲特性的内力, $F_{ext} = w_3 \nabla E_{img}$ 代表引导轮廓曲线到目标轮廓的外力.轮廓曲线能量泛函最小化的过程就是轮廓曲线在外力和其内力的共同作用下进行演化,最终达到力平衡状态的过程.

## 3 R-Snake轮廓模型

### 3.1 基于图像区域信息的区域能量

在传统的Snake模型中,只考虑了作用在轮廓曲线上的内力和基于图像梯度信息的外力,并没有考虑来自于图像区域信息的影响.文中我们将图像区域信息作为新的能量引入到Snake模型中,来共同引导轮廓曲线的演化.在图像 $I(x, y)$ 中,轮廓曲线 $v(s)$ 围绕的区域定义为 $R$ ,则 $I_R(x, y)$ 定义为:

$$I_R(x, y) = \begin{cases} I(x, y), & (x, y) \in R \\ 0, & (x, y) \notin R \end{cases} \quad (6)$$

定义 $H$ 为作用在图像 $I_R(x, y)$ 上的算子,因此图像区域能量 $E_{region}$ 可被定义为下式的二维图像区域积分:

$$E_{region} = \iint_R H(I_R(x, y)) dx dy \quad (7)$$

由式(1)所示的总能量公式,这里内部能量  $E_{int}$  仍被定义为由弹性能量和弯曲能量组成的式(2),而外部能量除了图像势能  $E_{img}$  外,还另外引入了图像区域能量  $E_{region}$ . 令  $w_4$  为图像区域能量相应的控制权系数,因此参数化 Snake 模型的曲线总能量表达式可表示为:

$$\begin{aligned} E_{snake} &= \int_0^1 [E_{int} + w_3 E_{img}] ds + w_4 E_{region} \\ &= \int_0^1 [E_{int} + w_3 E_{img}] ds + w_4 \iint_R H(I_R(x, y)) dx dy \end{aligned} \quad (8)$$

### 3.2 基于 Green 公式的区域力与算法原理

一般地,区域积分与曲线积分之间转化的 Green 公式可被表述为下式(9),其中  $P$  和  $Q$  定义为平面区域  $D$  上的函数. 该公式建立了平面区域  $D$  上的二重积分与其边界曲线  $L$  上的曲线积分之间的联系.

$$\iint_D \left( \frac{\partial Q}{\partial x} - \frac{\partial P}{\partial y} \right) dx dy = \oint_L P dx + Q dy \quad (9)$$

因此,图像目标区域的二重积分可通过 Green 公式转化为该区域边界曲线上的曲线积分,这就使得图像的区域信息可直接地被引入到其轮廓曲线的演化中. 则图像区域能量(7)可由 Green 公式转化为:

$$\iint_R H(I_R(x, y)) dx dy = \frac{1}{2} \oint \hat{N}_R(x, y) dx + \hat{M}_R(x, y) dy \quad (10)$$

$$\text{其中 } \hat{M}_R(x, y) = \int_0^x H(I_R(z, y)) dz \quad (11)$$

$$\hat{N}_R(x, y) = - \int_0^y H(I_R(x, z)) dz \quad (12)$$

式(10)右端第二型曲线积分的物理意义可解释为力在运动方向上的做功问题,  $\hat{N}_R(x, y)$  和  $\hat{M}_R(x, y)$  分别即为力在  $x$  轴和  $y$  轴上的分力. 因此由目标区域的图像信息转化得到的图像区域力可表示为:

$$F_{region} = w_4 (\hat{N}_R(x, y), \hat{M}_R(x, y)) \quad (13)$$

这里我们定义轮廓曲线  $v(s)$  的正方向为:沿轮廓曲线运动时,区域  $R$  总在它的左边. 定义  $\Delta x$  和  $\Delta y$  分别为在轮廓曲线上节点  $(x, y)$  与其前一相邻节点间沿着  $x$  和  $y$  方向上的变化量. 令二维图像大小为  $k \times l$ , 函数  $sign(\cdot)$  表示符号函数,算子  $H$  在这里被定义为如下图像变换算子:

$$H(I_R(x, y)) = \begin{cases} -sign(\Delta x) I_R(l-x, y); & sign(\Delta y) < 0 \\ -sign(\Delta y) I_R(x, k-y); & sign(\Delta x) \geq 0 \\ sign(\Delta x) I_R(x, y); & sign(\Delta y) \geq 0 \\ sign(\Delta y) I_R(x, y); & sign(\Delta x) < 0 \end{cases}$$

$$\text{其中 } sign(U) = \begin{cases} 1; & U > 0 \\ 0; & U = 0; \\ -1; & U < 0 \end{cases} \quad (14)$$

图像变换算子  $H$  的选取将决定施加在轮廓曲线上

的区域力大小和方向. 由于边缘轮廓的提取过程就是轮廓曲线在内力和外力的共同作用下演化,并最终达到力平衡的过程,所以这也决定了轮廓曲线收敛的速度和方向. 可以看出,上述式(14)定义的图像变换算子  $H$  使得区域力的方向始终指向目标区域,从而使得轮廓曲线具有克服特征点影响的能力,并最终引导轮廓曲线演化收敛到目标区域的边界.

由轮廓曲线的力平衡方程式(5)和其总能量式(8),这里外力  $F_{ext}$  由两部分组成:一部分是图像势能引起的图像力  $F_{img}$ ;另一部分是图像区域能量引起的图像区域力  $F_{region}$ . 则轮廓曲线的力平衡方程式(5)被相应转化表示为:

$$F_{int} + F_{img} + F_{region} = 0 \quad (15)$$

其中  $F_{int}$  和  $F_{img}$  分别与式(5)中内力和外力的定义相同,  $F_{region}$  为式(13)定义的区域力.

则轮廓曲线的力平衡方程(15)可进一步表示为:

$$w_1 v_{ss}(s) + w_2 v_{ssss}(s) + w_3 \nabla E_{img} + w_4 (\hat{N}_R(s), \hat{M}_R(s)) = 0 \quad (16)$$

其中  $v_{ss}(s)$  和  $v_{ssss}(s)$  为轮廓曲线对弧长  $s$  的二阶和四阶导数,  $w_1$ 、 $w_2$ 、 $w_3$  和  $w_4$  分别为式中不同能量相应的控制权系数.

可以看出,区域力的引入使得轮廓曲线的收敛具有克服固定点和鞍点这些特征点影响的能力. 对于真实图像尤其是高噪声图像,区域力的引入克服了特征点易使轮廓线陷入局部极小的情况,降低了算法对噪声的敏感性;对于具有狭长深度凹陷的区域,避免了当轮廓线与图像梯度场方向相切时没有指向目标区域内部的力,从而提高了轮廓曲线的收敛能力.

### 3.3 模型离散化实现

对上式(16)轮廓曲线所满足的力平衡方程,我们采取有限差分的方法来离散化该方程. 轮廓曲线  $v(s)$  离散化表示为  $v_i = (x_i, y_i) = (x(ih), y(ih))$  且  $v(0) = v(n)$ , 其中  $0 \leq i \leq n$ ,  $n$  为轮廓曲线上的节点个数,  $h$  为相邻节点的间距,则相应的内能  $E_{int}$  离散化表示为:

$$\begin{aligned} E_{int}(i) &= \\ &= (w_1 |v_i - v_{i-1}|^2 / h^2 + w_2 |v_{i-2} - 2v_{i-1} + v_i|^2 / h^4) / 2 \end{aligned} \quad (17)$$

对区域力  $F_{region}$  式(13)的离散化,可转化为对其两个分量方向上的分力即式(11)和式(12)的离散化. 定义  $\Delta x_i$  和  $\Delta y_i$  分别为在轮廓曲线上节点  $(x_i, y_i)$  与其前一相邻节点间沿着  $x$  和  $y$  方向上的变化量. 令图像大小为  $k \times l$ , 由图像变换算子  $H$  和式(6)中  $I_R(x, y)$  的定义,当  $\Delta x_i > 0$  且  $\Delta y_i > 0$  时,两个方向上的分力  $\hat{N}_R(x_i, y_i)$  和  $\hat{M}_R(x_i, y_i)$  可相应离散化表示为:

$$\hat{M}_R(x_i, y_i) = \int_0^{x_i} H(I_R(z, y_i)) dz = \int_0^{x_i} I_R(z, y_i) dz$$

$$= \sum_{r_i} I_R(r_{x_i}, y_i) \quad (18)$$

$$\begin{aligned} \hat{N}_R(x_i, y_i) &= - \int_0^{y_i} H(I_R(x_i, z)) dz = \int_0^{y_i} I_R(x_i, k - z) dz \\ &= - \int_{k-y_i}^k I_R(x_i, w) dw = - \sum_{r_i} I_R(x_i, r_{y_i}) \end{aligned} \quad (19)$$

其中  $r_{x_i} = \{x | (x, y_i) \in R\}$ ;  $r_{y_i} = \{y | (x_i, y) \in R\}$ . 这里  $\hat{M}_R(x_i, y_i)$  和  $\hat{N}_R(x_i, y_i)$  分别即为在  $(x_i, y_i)$  点处沿  $x$  轴和  $y$  轴方向上轮廓线所围区域内的像素灰度值和. 同理, 区域力在轮廓曲线其它节点上的分力可相应获得.

令轮廓曲线  $v_i = (x_i, y_i)$  上的图像力离散表示为  $f_x(i) = \partial E_{img} / \partial x_i$ ;  $f_y(i) = \partial E_{img} / \partial y_i$ . 用有限差分来离散化导数项, 则相应的力平衡方程(16)可离散化为:

$$\begin{aligned} w_1(v_i - v_{i-1}) - w_1(v_{i+1} - v_i) + w_2[v_{i-2} - 2v_{i-1} + v_i] \\ - 2w_2[v_{i-1} - 2v_i + v_{i+1}] + w_2[v_i - 2v_{i+1} + v_{i+2}] \\ + w_3(f_x(i), f_y(i)) + w_4(\hat{N}_R(x_i, y_i), \hat{M}_R(x_i, y_i)) \\ = 0 \end{aligned} \quad (20)$$

上述离散力平衡方程(20)可表示为下述矩阵形式:

$$Ax + w_3 f_x(x, y) + w_4 \hat{N}_R(x, y) = 0 \quad (21)$$

$$Ay + w_3 f_y(x, y) + w_4 \hat{M}_R(x, y) = 0 \quad (22)$$

式中矩阵  $A$  为对角带状稀疏阵. 为了进一步求解上述离散力平衡方程的矩阵形式(21)和(22), 我们将轮廓形变曲线  $v(s)$  看成时间  $t$  的函数  $v(s, t)$ . 这样对轮廓形变曲线从牛顿动力学形式出发, 问题可归结为用 LU 分解法, 迭代求解下述离散方程:

$$\begin{aligned} Ax_i + w_3 f_x(x_{i-1}, y_{i-1}) + w_4 \hat{N}_R(x_{i-1}, y_{i-1}) \\ = -\gamma(x_i - x_{i-1}) \end{aligned} \quad (23)$$

$$\begin{aligned} Ay_i + w_3 f_y(x_{i-1}, y_{i-1}) + w_4 \hat{M}_R(x_{i-1}, y_{i-1}) \\ = -\gamma(y_i - y_{i-1}) \end{aligned} \quad (24)$$

其中  $\gamma$  是阻尼系数. 则上述方程(23)和(24)可进一步转化为通过下式迭代求解:

$$\begin{aligned} x_i = (A + \gamma I)^{-1} (\gamma x_{i-1} - w_3 f_x(x_{i-1}, y_{i-1}) \\ - w_4 \hat{N}_R(x_{i-1}, y_{i-1})) \end{aligned} \quad (25)$$

$$\begin{aligned} y_i = (A + \gamma I)^{-1} (\gamma y_{i-1} - w_3 f_y(x_{i-1}, y_{i-1}) \\ - w_4 \hat{M}_R(x_{i-1}, y_{i-1})) \end{aligned} \quad (26)$$

对于二维问题, 令图像大小为  $k \times l$ . 本文算法和文献[1]中的传统 Snake 方法在数值实现上都是通过用有限差分方法来离散化偏微分方程, 然后用 LU 分解法来对所得线性方程进行迭代求解. 传统 Snake 方法的计算复杂度是  $O(n^3)$ , 其中  $n$  为轮廓曲线上的离散点数. 本文算法引入的区域力在数值实现上, 表现为增加了一个积分求和项, 它所需的加法计算量小于等于  $n \times \max(k, l)$ . 尽管这使得在总的计算量上略有增加, 但本文算法在计算复杂度上总体上与传统的 Snake 方法基本相当.

### 4 实验结果与分析

为了验证本文算法的有效性, 实验中我们分别选取二值图、灰度图、高噪声图像以及医学超声图像进行图像的轮廓提取. 通过将本文算法与传统 Snake 方法和 GVF-Snake 方法相比较, 进一步验证了本文方法的有效性和鲁棒性. 下面我们将对上述不同的图像进行实验. 在图像势能  $E_{img}$  获取中, 文中选取均值为零且标准差为 1 的高斯低通滤波. 本文下述实验中相应系数的取值是根据经验值做如下设定的: 权系数  $w_1$  都取 0.05; 传统 Snake 方法中权系数  $w_2$  和  $w_3$  分别取 0 和 4; GVF-Snake 中权系数  $w_2$  和  $w_3$  分别取 0 和 0.5; 本文算法中权系数  $w_2$  和  $w_3$  分别取 0.5 和 4; 阻尼系数  $\gamma$  都取 1.

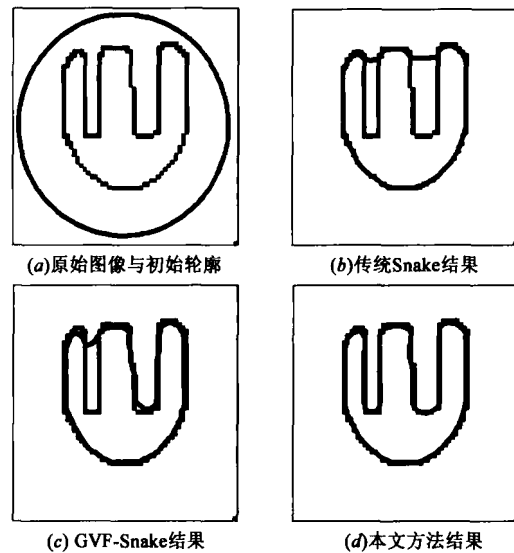


图1 二值图像的轮廓提取结果

首先, 我们选择图 1 和图 2 所示的二值图像和灰度图像进行图像的轮廓提取. 这两幅图像的大小分别为  $64 \times 64$  和  $100 \times 100$ , 其中图 1 中有两个深度凹陷, 右边

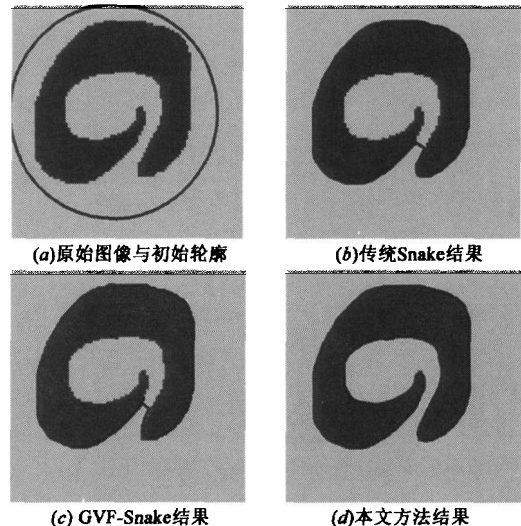


图2 灰度图像的轮廓提取结果

的凹陷宽度较宽,而左边的较狭长;图2中则有一个狭长深度凹陷区域.本文算法中区域能量权系数  $w_4$  分别取 0.3 和 0.1.图1和图2的(b)-(d)分别是采用传统 Snake、GVF-Snake 以及本文方法所得到的结果.从图1中可以看出,传统的 Snake 方法基本不能使得轮廓演化曲线收敛到凹陷处,GVF-Snake 方法尽管可使得轮廓曲线收敛到右边较宽的凹陷部分,但却不能深入到左边狭长的凹陷部分,而在图2中这两种 Snake 方法都没能使轮廓曲线收敛到区域的凹陷部分;但从图1(d)和图2(d)可以看出,本文方法可较好的解决狭长深度凹陷问题.

其次,我们选择图3所示的大小为  $100 \times 100$  的噪声图像进行图像的轮廓提取.这里我们采用高斯噪声,其中图3(a)为原始加噪图像(均值为零且方差为60)和初始化轮廓,图3(b)和图3(c)为在图3(a)中初始轮廓下采用传统 Snake 和 GVF-Snake 方法所得到的结果.从该结果可以看出,这两种方法对噪声敏感.图3(d)-(f)为加入了均值为零,方差  $\sigma^2$  分别为 100、200 和 400 的高斯噪声时,本文方法所得到的结果,这里  $w_4$  取 0.04.从结果中可以看出,在更远的初始轮廓和更强的噪声影响下,本文方法仍可得到满意的结果.进一步说明了本文方法具有更大的轮廓初始化范围以及更强的抗噪能力.

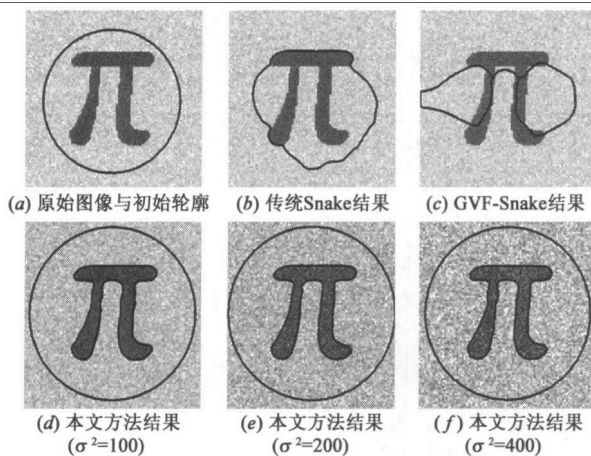


图3 噪声图像的轮廓提取结果

表1 本文算法与传统 Snake 和 GVF-Snake 之间轮廓提取的量化分析比较(%)

相对偏差(%)	传统 Snake	GVF-Snake	R-Snake		
图2	34.2	32.8	1.26		
图3	201.5	67.1	图3(d)	图3(e)	图3(f)
			3.75	4.51	4.97

表1给出了本文算法与传统 Snake、GVF-Snake 之间轮廓提取的量化分析比较,这里我们选用灰度图(图2)和高噪声图像(图3)作为测试图像.本文采取的量化

评价方法为:采用轮廓线所围的区域面积  $S_{\text{Contour}}$  与目标区域面积  $S_{\text{Object}}$  的相对偏差 Diff 来对算法进行准确性量化评价,即  $\text{Diff} = \frac{|S_{\text{Contour}} - S_{\text{Object}}|}{S_{\text{Object}}} \times 100\%$ . 量化分析的结果进一步表明了,本文算法不仅能正确的实现边缘轮廓提取,还具有很高的准确性.

最后,我们选择图4所示的大小为  $170 \times 293$  胆囊超声医学图像进行图像的轮廓提取.其中原始图像及其初始轮廓线如图4(a)所示,本文算法中区域能量权系数  $w_4$  取 0.015.图4(b)-(d)分别是采用传统 Snake、GVF-Snake 以及本文方法所得到的轮廓提取结果.从图4中可以看出,图像具有的低对比度和噪声等特征使得传统 Snake 方法和 GVF-Snake 方法都没能得到很好的目标区域轮廓,而本文方法获得了满意的目标区域轮廓.

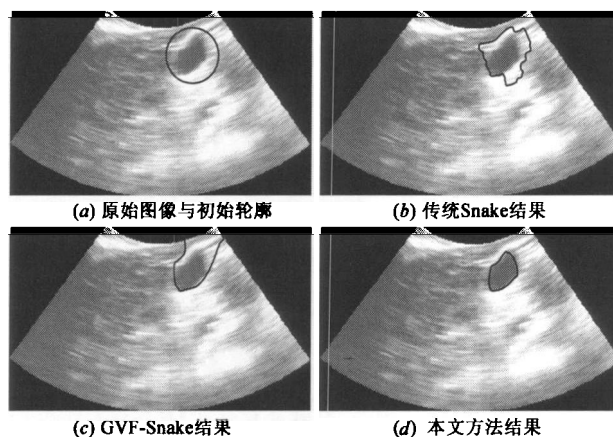


图4 胆囊超声医学图像的轮廓提取结果

## 5 结论

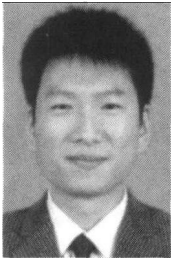
本文提出了一种结合区域信息实现图像轮廓提取的主动轮廓模型.该模型同时利用图像的区域信息和梯度信息来共同引导轮廓曲线的演化.区域信息的直接引入,使得本文方法不仅扩大了轮廓初始化的范围,降低了对图像噪声的敏感性,而且还增加了轮廓曲线收敛到真实边界的能力.实验结果表明,本文方法具有很强的适应性和鲁棒性.但从实验可以看出,本文方法在图像尖锐角点处的边缘提取还存在进一步改进的地方;另外把本文方法拓展到三维空间也是下一步需要进行的工作.

## 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] Xu C Y, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 359-369.

- [3] Cohen L D. On active contour models and balloons [J]. *CGVIP: Image Understanding*, 1991, 53(2): 211 - 218.
- [4] Cohen L D, Cohen I. Finite element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(11): 1131 - 1147.
- [5] Jalba A, Wilkinson M, Roerdink J. CPM: A deformable model for shape recovery and segmentation based on charged particles [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, 26(10): 1320 - 1335.
- [6] Xie X, Mirmehdi M. MAC: magnetostatic active contour model [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2008, 30(4): 632 - 647.
- [7] Ivins J, Porrill J. Active region models for segmenting textures and colours [J]. *Image and Vision Computing*, 1995, 13(5): 431 - 438.
- [8] Zhu S C, Yuille A. Region competition: unifying snakes, region growing, and bayes/MDL for multiband image segmentation [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996, 18(9): 884 - 900.
- [9] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions for supervised texture segmentation [A]. In: *IEEE International Conference on Computer Vision [C]*. Kerkira: IEEE Press, 1999, 2: 926 - 932.
- [10] Chakraborty A, Staib H, Duncan J. Deformable boundary finding in medical images by integrating gradient and region information [J]. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(6): 859 - 870.

#### 作者简介:



孙阳光 男, 1978 年生于河南, 华中科技大学图象识别与人工智能研究所博士研究生. 研究方向为图像分割, 图像处理, 目标识别等.  
E-mail: ygsunster@yahoo.com.cn



周成平 男, 1957 年生于湖北, 华中科技大学图象识别与人工智能研究所副教授. 主要研究方向为图像处理, 计算机视觉, 任务规划等. \*



蔡超 男, 1971 年生于山东, 2005 年获华中科技大学模式识别与智能系统博士学位, 现为华中科技大学图象识别与人工智能研究所副教授. 主要研究方向为图像分析与理解, 目标识别与跟踪, 神经计算, 任务规划, 医学图像处理等.



丁明跃(本文通讯作者) 男, 1961 年生于四川, 华中科技大学生命科学与技术学院, 图像识别与人工智能研究所教授, 博士生导师. 研究方向为图像处理, 计算机视觉, 模式识别, 任务规划, 医学图像处理与分析等.  
E-mail: myding@mail.hust.edu.cn