

文章编号: 0255-8297(2007)06-0615-06

基于主动轮廓模型的序列图像分割

陶 玲, 钱志余, 陈春晓

(南京航空航天大学 自动化学院, 江苏 南京 210016)

摘 要: 提出一种改进的主动轮廓模型应用于医学序列图像的分割. 一方面, 对内部能量函数增加约束性条件, 制约轮廓的长度, 使其尽可能短来避免边缘轮廓收敛到中垂线上其他组织的较强边缘点; 另一方面, 利用序列图像之间局部区域的信息相关性, 重新构造外部能量函数来排除纹理特征的干扰, 更好地捕捉到边缘上的拐角点. 实验结果表明, 提出的改进算法既可以有效地检测出一些拐角点和凹点, 又可以避免目标边缘收敛于某些伪边缘点, 可达到良好的分割效果.

关键词: 主动轮廓模型; 能量函数; 序列图像; 分割

中图分类号: TP391

文献标志码: A

Segmentation of Serial Images Based on Active Contour Model

TAO Ling, QIAN Zhi-yu, CHEN Chun-xiao

(College of Automation Engineering, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China)

Abstract: An improved active contour model is presented for segmentation of medical image sequences. A restriction is applied to an internal energy function to make the length of contour as short as possible so as to prevent contour from converging at sharper points of other tissue on perpendicular bisector. An external energy function is constructed from the information pertinence of local region between the serial images to eliminate the interference of texture and capture corner points completely. Experimental results show that the improved algorithm can give better segmentation, which can detect any corner points and concave points, and avoid object edge converging at pseudo edge points.

Key words: active contour model; energy function; serial images; segmentation

主动轮廓模型结合了几何、物理和近似理论, 利用从图像数据中获得的约束信息和目标的位置、大小、形状等先验知识, 有效地对目标进行分割、识别、匹配和跟踪^[1]. 主动轮廓模型分割的主要思想是: 首先给出与目标边缘接近的初始轮廓, 然后在初始位置逐渐向真实轮廓靠近过程中, 寻找一能量函数的局部极小值, 通过对能量函数的动态优化来逼近目标真实轮廓, 由此而得到分割对象. 将主动轮廓模型应用于医学序列图像的分割, 在获取单张断层图像上某一兴趣区域的精确边缘轮廓的基础上, 利用序列切片之间数据在灰度值和空间位置上的相关性,

快速稳定地提取出序列图像精确的目标边缘.

1 传统的主动轮廓模型

主动轮廓模型最早的成功应用是蛇形模型 (Snake 模型). Snake 模型就是一条可变形的参数曲线及相应的能量函数, 以能量函数最小化为目标, 控制参数的曲线变形, 具有最小能量的闭合曲线就是目标轮廓. 一个二维的 Snake 模型可以用一个以弧长 $s \in [0, 1]$ 为自变量的函数表示, 即 $v(s) = (x(s), y(s))$. 曲线的能量函数可表示如下^[2]

收稿日期: 2007-03-30; 修订日期: 2007-06-20

基金项目: 国家自然科学基金资助项目 (30671997)

作者简介: 陶 玲, 博士, 讲师, 研究方向: 信息可视化及图像处理, E-mail: nuaatl@sina.com

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

式中, E_{int} 为内部函数, 是变形的内力, 其作用是使轮廓光滑; E_{ext} 为外部能量函数, 是从图像数据中导出的, 它的作用是使轮廓曲线收敛到物体的边缘, 通常利用局部梯度信息来引导轮廓的移动方向, 不同的外部能量函数使轮廓收敛于图像不同的特征点。

Snake 模型方法实质上是能量函数的全局最优优化问题, 为了使能量函数最小化, Rueckert 和 Burger 在 Snake 的基础上, 提出了局部控制的观点, 并且引入了控制点集和连接相邻控制点之间的曲线集^[3]. 边界的控制点集可表示为 $v = (v_0, v_1, \dots, v_n)$, 曲线集可表示为 $V = (V_0(), V_1(), \dots, V_n())$, $[0, 1]$, 其中, $V_i()$ 表示由控制点 v_{i-1} 到控制点 v_i 之间的曲线段, $=0$ 时代表 v_{i-1} , $=1$ 时代表 v_i . 根据 Snake 模型的能量函数式(1), 对于曲线段 $V_i()$, 能量函数 $E_{\text{Snake}}(V_i)$ 可表示为

$$E_{\text{Snake}}(V_i) = \int_0^1 E_{\text{Snake}}(V_i()) d = \int_0^1 [E_{\text{int}}(V_i()) + E_{\text{ext}}(V_i())] d \quad (2)$$

曲线段 $V_i()$ 实际上是相邻两控制点 v_{i-1} 和 v_i 的一条连接曲线, 物体的边界正是这些曲线段的集合. 寻找物体边界的过程就是不断调整控制点位置和数量的过程, 控制点在内部能量和外部能量的共同作用下, 沿其法向量的方向移动, 并且不断地加入新的控制点, 使模型越来越精细, 越来越接近实际边界. 在 Snake 模型中, 内部能量函数用来控制轮廓曲线的连续性与光滑性, 外部能量函数使轮廓曲线收敛到物体的边缘. 当内部能量起主要作用时, 轮廓曲线变得光滑, 抗噪能力得到增强, 但容易忽略物体边缘的拐角点; 相反, 当外部能量起主要作用时, 能更加有效地收敛到物体的边缘点, 但容易受到噪声的干扰. 因此, 调节各控制点的内部能量和外部能量函数分配, 使轮廓曲线能准确收敛于物体的真正边缘有着很重要的意义. 定义 α_i 为调节参数来强调不同能量函数的作用, 则整个模型的能量可表示为

$$E_{\text{Snake}}(V) = \sum_{i=0}^n [\alpha_i E_{\text{int}}(v_i) + (1 - \alpha_i) E_{\text{ext}}(v_i)] \quad (3)$$

显然, 如果 $\alpha_i \gg 1 - \alpha_i$, 轮廓受内部函数的影响大; 如

果 $\alpha_i \ll 1 - \alpha_i$, 将会强调外部函数的作用. 物体的边缘上可能存在有拐角点、凹陷点、噪声或假边缘点, 如果定义的能量函数能够根据控制点的性质设定内外能量函数的不同权值参数 α_i , 则当控制点收敛到全局极值的时候, 控制点集和其曲线集就是物体边界的最优表示. 在上述框架下, 物体边缘检测问题就转化为求轮廓控制点集 $v = (v_0, v_1, \dots, v_{n-1}, v_n)$, 使得 $E_{\text{Snake}}(V) = \min[E_{\text{Snake}}(V)]$, 即轮廓线的最后形状对应于能量函数的最小值.

传统的主动轮廓模型存在着以下的难题^[4]: (1) 模型必须初始化于真实边缘的附近; (2) 内部能量函数易使轮廓紧缩到一点; (3) 外部能量函数易受噪声干扰等.

2 改进的 Snake 模型及其局限性

为解决 Snake 存在的种种问题, 提出了许多改进和延伸. 诸如多分辨率方法、模拟汽球施压法、离势能法等^[5-7], 基本原理都是寻求扩大外部力场的捕获范围, 引导 Snakes 拟合期望的轮廓. 文献[8]通过对能量函数的重新构造和权值参数的自适应调节来克服上述缺点, 使改进后的模型更加稳定.

文献[8]以物体轮廓采样到其相邻两采样点中点的距离为内部能量函数, 通过将 v_i 的搜索范围限制在 v_{i-1} 与 v_{i+1} 的中垂线上, 较好地克服了传统模型中易使轮廓收敛到局部最小值(收敛于与其相邻的强边缘点 v_{i-1} 或 v_{i+1}), 造成轮廓线重叠的缺陷. 表达式为

$$E_{\text{int}}(v_i) = \frac{2v_i - v_{i-1} - v_{i+1}}{2((v_i - v_{i-1})^2 + (v_i - v_{i+1})^2)} \quad (4)$$

但这种构造方法用于序列图像分割时, 如果轮廓在传递过程中, 正好落在相邻的其他组织较强边缘点附近, 则边缘轮廓可能收敛到中垂线上的其他组织的较强边缘点.

传统模型中简单地以 v_i 处的梯度作为外部能量函数, 如果轮廓点 v_i 落在靠近实际边界的噪声点上, 也有可能使得图像轮廓偏移物体真正的边缘而收敛于噪声点. 文献[8]以每个采样点与相邻两采样点线段上所有点的梯度的平均值为外部能量函数, 表达式为

$$E_{\text{ext}}(v_i) = \left| 1 - \frac{1}{N_{(x,y)}^B} \left| \nabla I(x, y) \right|^2 \right| \quad (5)$$

式中, $B = \{(x, y) | (x, y) \in \overline{v_{i-1} v_i}, (x, y) \in \overline{v_i v_{i+1}}\}$, N 为 B 的元素个数, $|\nabla I(x, y)|$ 为归一化后的梯度值. 构造的外部能量函数 E_{ext} 既能很好地反映物体边缘的特征和排除噪声的干扰, 又能很好地捕捉到边缘上的拐角点, 但在序列图像分割时, 当边缘在传递过程中正好落在某一灰度突变较明显的组织纹理附近时, 有时会将纹理突变当作拐角点检测出来.

对于权值参数 i , 文献[8]根据物体的边缘特征提出一种自适应的调节方法: 如果 v_i 在物体与背景颜色相近处, v_{i-1} 与 v_{i+1} 间的边缘可以用光滑曲线或直线来近似, 这时内部能量起主要作用, 使 v_i 平滑地从 v_{i-1} 过渡到 v_{i+1} ; 如果 v_i 在边缘拐角附近, 则希望通过外部函数的作用使轮廓捕捉到该拐角点. 所以对 i 作如的调节

$$i = \frac{0.4 + E_{\text{ext}}(v_i)}{1 + E_{\text{ext}}(v_i) + E_{\text{int}}(v_i)} \quad (6)$$

3 本文的改进算法

文献[8]的方法克服了原始模型在迭代求解过程中轮廓紧缩到一点的倾向及易受噪声干扰的缺点, 能更准确地检测出复杂背景下待定物体的边缘, 如果在人工给出初始轮廓的情况下, 稳定性和可靠性较高, 但在序列图像分割中由于初始轮廓的不可控制性, 有一定的局限性. 为此, 本文对该模型做了进一步的改进.

3.1 内部能量函数的构造

对内部能量函数增加约束性条件, 重新构造后的内部能量函数为

$$E_{\text{int}}(v_i) = \frac{|d^2 - |v_i - v_{i-1}|^2 + |v_i - v_{i+1}|^2|}{2(|v_i - v_{i-1}|^2 + |v_i - v_{i+1}|^2)} + \frac{2|v_i - v_{i-1} - v_{i+1}|^2}{2(|v_i - v_{i-1}|^2 + |v_i - v_{i+1}|^2)} \quad (7)$$

式中, $d = \frac{1}{N+1} \left(\sum_{i=0}^{n-1} \overline{v_i v_{i+1}} + \overline{v_n v_0} \right)$ 是各控制点的平均距离. 这样, 接近平均距离的点将具有较小的能量, 使轮廓上的各点不会偏离初始轮廓太远, 而趋于平均分布.

3.2 利用序列相关性构造外部能量函数

对于外部能量函数, 在考虑图像区域的局部梯度信息的同时, 着重利用序列图像局部区域内的信息相关性^[9,10]. 在医学图像序列中, 往往相邻切片之间物体内外的局部区域统计特性变化比较缓慢, 已

分割切片中包含的信息不但可以用来初始化相邻待分割切片中的边界曲线, 也有助于引导该边界曲线移动到物体的实际边界^[11]. 本文借鉴 T. F. Cootes 等人的思想^[12], 在主动轮廓模型的边缘点中引入记录已分割物体边缘附近局部区域的灰度模型, 把已分割切片中的物体与背景的局部区域特征带入相邻的未分割切片中, 并用由灰度模型定义的区域相似性作为外能来引导边缘轮廓收敛到物体的实际边缘. 构造的外部能量函数 E_{ext} 如下

$$E_{\text{ext}}(v_i) = \left| 1 - \frac{1}{N_{(x,y)} B} |\nabla I(x, y)|^2 \right| + |s_{\text{int}}(v_i) + s_{\text{out}}(v_i)| \quad (8)$$

式中, $s_{\text{int}}(v_i)$ 是轮廓点 v_i 处的已分割切片和未分割切片中的物体区域的相似性测度, $s_{\text{out}}(v_i)$ 是轮廓点 v_i 处的已分割切片和未分割切片中的外区域的相似性测度.

设 v_i 为轮廓线上的任一点, 以轮廓点 v_i 为中心, 沿着轮廓点的法线方向, 在该轮廓点左右两边各取 4 个相邻点的窗口, 并记录该窗口内物体内外区域的统计特性, 见图 1.

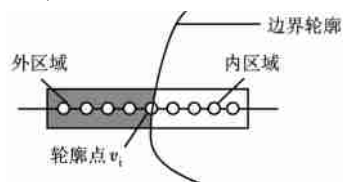


图1 以轮廓点为中心的内外区域

Fig. 1 Internal and external region around the boundary point

定义轮廓点 v_i 处的灰度模型为

$$\text{GM}(v_i) = \{\text{RF}_{\text{In}}(v_i), \text{RF}_{\text{Out}}(v_i)\} \quad (9)$$

式中, $\text{RF}_{\text{In}}(v_i)$ 和 $\text{RF}_{\text{Out}}(v_i)$ 分别是轮廓点 v_i 附近物体内区域和外区域的统计特性. 区域 R_i 的统计特性 RF 用一个特征集表示: $\text{RF} = \{F_1, F_2, \dots, F_n\}$, 其中 n 是记录的特征个数, F_1 是该区域内所有像素的灰度均值, 可表示为 $m_i = \frac{1}{n_{(k,l)} R_i} f(k, l)$, F_2 是该区域内所有像素的灰度方差, 可表示为 $\sigma_i =$

$\sqrt{\frac{1}{n_{(k,l)} R_i} [f(k, l) - m_i]^2}$. 记录的特征个数可以根据图像的特性来决定, 在本文的实验中, 只用到 F_1 和 F_2 两个特征.

得到一张切片中物体的边界后, 将该边界作为相邻的未分割切片中主动轮廓的初始位置, 当初

轮廓在待分割切片中移动时,同样算出待分割切片中轮廓点 v_i 处的灰度模型 $gm(v_i) = \{rf.in(v_i), rf.out(v_i)\}$, 定义 $s_{int}(v_i)$ 和 $s_{out}(v_i)$ 如下

$$s_{int}(v_i) = 1 - \exp[-(F.In_k - f.in_k)^2] \quad (10)$$

$$s_{out}(v_i) = 1 - \exp[-(F.Out_k - f.out_k)^2] \quad (11)$$

式中, $F.In_k = RF.In(v_i)$, $f.in_k = rf.in(v_i)$, $F.Out_k = RF.Out(v_i)$, $f.out_k = rf.out(v_i)$. 当 $s_{int}(v_i)$ 明显

大于 $s_{out}(v_i)$ 时,在待分割切片中,轮廓点 v_i 在目标轮廓点的外区域,能量函数将引导轮廓点 v_i 沿着法线,向内区域方向移动到物体的实际边界;反之,当 $s_{out}(v_i)$ 明显大于 $s_{int}(v_i)$ 时,能量函数将轮廓点 v_i 沿着法线方向,向外区域方向移动到物体的实际边界.这样,通过体现在灰度模型中的已分割切片中包含的物体和背景的局部区域统计信息,排除纹理特征和噪声的干扰,更好地捕捉到边缘上的拐角点,引导主动轮廓在相邻的待分割切片中快速、准确地收敛到物体的实际边界.

3.3 实例分析

为了验证本文改进算法的有效性,进行了仿真

实验.图2(a)为从一序列图像中任选的1幅脑部MRI原图,目的是将脑MRI图中的肿瘤区域精确分割出来,如图中箭头所示,肿瘤左下边和呈现强边缘特性的其他组织相邻,肿瘤右上边呈现弱边缘特性,导致该区域与周围介质有相互渗透现象,边界信息不明显;给原图一初始轮廓,初始轮廓来自序列图像中与其相邻的两个图像的边缘检测结果,分别采用文献[8]的方法和本文的改进算法进行肿瘤区域的提取.在序列图像中取相邻的3幅图像.中间为图2(a)的原图,图2(b)的初始轮廓来自原图左相邻图像的边缘检测结果;图2(c)的初始轮廓来自原图右相邻图像的边缘检测结果.图2(d)为采用文献[8]的方法分别对图2(b)和(c)图像进行分割的结果;图2(e)为采用本文改进算法分别对图2(b)和(c)图像进行分割的结果.

比较图2(d)和(e)的分割结果可以看出,文献[8]中的方法虽然可以快速收敛到图像的边缘,但是该模型易收敛于中垂线上其他组织的边界或特征接近的其他组织纹理,边缘明显发生偏离;而本文算法既能捕捉到边缘上的凹陷点和拐角点,又能排除纹理特征的干扰,具有较好的准确性和稳定性.通过大量的对比实验,对照标准的人体组织器官的解剖结构,并请专家给出评定,均表明本文算法有较好的准确性和可靠性.

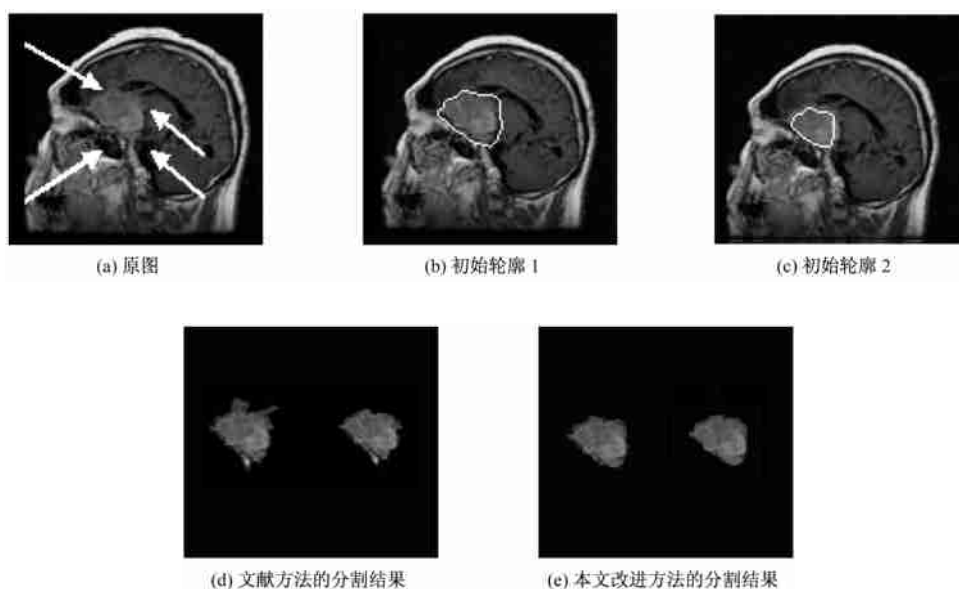


图2 本文改进算法和文献算法分割结果

Fig.2 The segmentation results of improved algorithm and literature algorithm

4 序列图像分割

以图3所示的MRI序列图像为例,提取序列图像中的肿瘤组织.图中断层序列数据来自人体头颅纵向切片,共14片,切片是在注射造影剂的情况下扫描得到的,图中可见头颅眼睛后方“渐进性强化”的肿瘤信息.

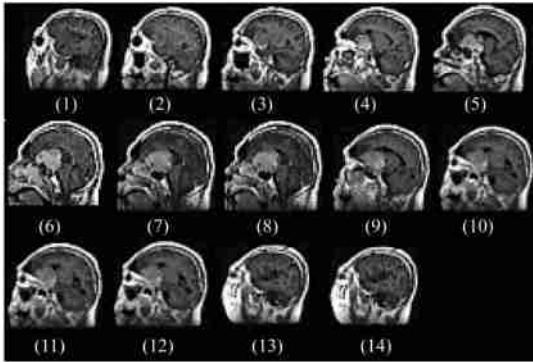


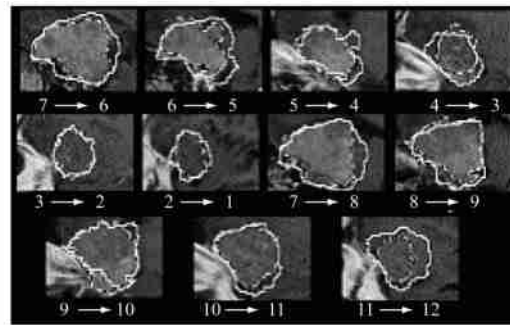
图3 实验中的断层系列图像

Fig. 3 Series of slice images used in experiment

逐点搜寻最小能量点的算法过程为^[13]: (1) 获取初始轮廓.以序列图像中肿瘤边界轮廓较明显的第7片作为图像分割过程的开始,采用基于小波变换的边缘检测方法提取出该切片图像的病灶组织的边缘轮廓^[14],如图4(a)所示.图中白色的封闭曲线即为肿瘤的病灶边缘轮廓,以这个轮廓作为初始轮



(a) 初始轮廓



(b) 轮廓传递及逼近

图4 基于序列切片图像的分割过程

Fig. 4 The process of segmentation based on series images

图6是采用文献[8]的算法对图3序列图像的分割结果,可以看出在某些弱边缘区域,边缘收敛到相邻的强边缘组织的纹理信息上.比较结果表明本文算法具有一定的优越性.

廓,通过层间轮廓传递,投影到相邻断层图像中去(例如7→6表示将第7片图像分割得到的边缘作为初始轮廓,投影到第6片图像上的相应位置),作为相邻断层图像主动轮廓模型的初始估计来逼近该断层图像的肿瘤的实际边缘轮廓,由初始轮廓选取控制点 v_0, v_1, \dots, v_{n-1} ,并计算相应的灰度梯度. (2) 根据控制点列确定在每个控制点上的法线方向,并沿法线方向在控制点左右各选取4个点形成该控制点的小窗口邻域. (3) 计算能量函数的各参数值. (4) 采用极小化能量函数,得到本次的函数最小值和新的控制点列. (5) 确定轮廓线的移动方向,得到新的控制点列作为当前控制点列,重复上面的过程,得到本次的函数最小值. (6) 如果本次函数最小值较上次函数值变小,则将当前控制点列赋值为本次函数最小值,再返回执行步骤(5),否则往下执行步骤(7). (7) 将当前控制点作为最终的控制点围成封闭区域.轮廓传递过程及边缘逼近结果如图4(b)所示,由于显示空间有限,图中只显示肿瘤所在的局部区域的信息,算法逼近病灶的实际轮廓用封闭的虚曲线表示.当所有感兴趣区域的边缘逼近处理完成以后,只保留处于区域内的图像灰度信息,区域外灰度置0,可以分割出一系列连续的只包含肿瘤信息的图像,处理结果如图5所示.经与标准的脑解剖结构对照比较,表明结果轮廓排除了纹理特征的干扰,一些拐角点和凹点也被有效地检测出来.

5 结语

将主动轮廓模型应用于医学序列图像的分割,

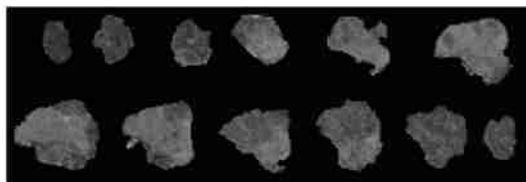


图5 图4分割结果

Fig.5 The segmentation results

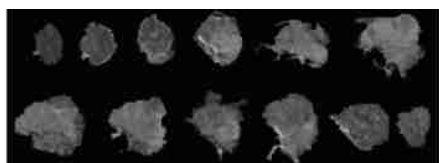


图6 采用文献[8]中方法分割结果

Fig.6 The segmentation results of literature algorithm

得到单张断层图像上某一兴趣区域的边缘轮廓,在相邻断层图像之间传递此边缘轮廓信息,作为待分割图像的先验知识即初始轮廓,提取待分割图像精确的目标边缘。为了克服边缘在传递过程中由于不可控制性所带来的边缘收敛偏离的缺陷,本文提出一种适用于序列图像分割的主动轮廓方法。在对内部能量函数增加约束性条件的同时,利用序列图像之间局部区域的信息相关性重新构造外部能量函数,来排除纹理特征的干扰,从而更好地捕捉到边缘上的拐角点。实验结果表明,采用本文改进算法对序列切片图像进行分割可达到良好的效果。

参考文献:

- [1] 李培华,张田文.主动轮廓模型(蛇模型)综述[J].软件学报,2000,11(6):751 - 757.
- [2] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snakes: active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1(4): 321 - 331.
- [3] RUECKERT D, BURGER P. Contour fitting using an adaptive spline model [C]//In Proc of the 6th British Machine Vision Conference (BMVC '95), Birmingham, UK, September 1995: 207 - 216.
- [4] COHEN L, COHEN I. A finite element method applied to new active contour models and 3D reconstruction from cross sections [C]//Proc of 3rd Intern Conf on Computer Vision, Paris IX Univ, France. 1990: 587 - 591.
- [5] MATHEWS J, THIERRY B, MICHAEL U. Efficient energies and algorithms for parametric snake [J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2004, 13(9): 1231 - 1244.
- [6] COHEN L. On active contour models and balloons [J]. CVGIP: Image Understanding, 1991, 53(2): 211 - 218.
- [7] COHEN L, COHEN I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images [J]. IEEE Trans Pattern Anal Machine Intel, 1993, 15: 1131 - 1147.
- [8] 邓航,芮雨,石俊,余松煜.用于边缘检测的 Snake 模型[J].上海交通大学学报,2000,14(6): 848 - 850.
- [9] PARK H, SCHOEPLIN T, KM Y. Active contour model with gradient directional information: directional snake [J]. IEEE Transactions on Circuits System and Video Technology, 2001, 15(2): 252 - 256.
- [10] CHAN T, VES L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266 - 277.
- [11] TM M, DEMETRI T. T-Snakes: topology adaptive snakes [J]. Medical Image Analysis, 2000, 4(2): 73 - 91.
- [12] COOTES T, TAYLOR C. Combining elastic and statistical models of appearance variation [C]//In ECCV 2000, Proc. European Conference on Computer Vision, 2000, 1: 149 - 163.
- [13] ANL K, YU Z, DUBUISSON M. Deformable template models [J]. A Review: Signal Processing, 1998, 71(6): 109 - 129.
- [14] 孔刚,张启衡.复杂背景下扩展目标多尺度小波分割策略[J].光电子激光,2004,15(2): 216 - 220.

(编辑:秦 巍)