

# 基于先验知识的肝脏轮廓线提取算法研究\*

王小东, 冯 筠, 鲁定国, 李 展, 韩 鑫

(西北大学信息科学与技术学院, 西安 710127)

**摘要:** 准确有效地提取肝脏 CT 序列的轮廓线是腹部软组织三维模型重建与可视化的关键问题之一。针对肝脏轮廓线提取准确性不高的问题, 提出了一种基于先验知识的肝脏轮廓线提取算法。首先利用拉普拉斯算法进行 CT 图像增强, 再利用基于边缘先验知识的套索模型对感兴趣区域进行半自动的初始化, 最后通过改进的 Snake 算法准确地提取肝脏 CT 图像的边缘。针对序列 CT 肝脏的边缘提取, 提出根据 CT 图像序列之间的相关性, 将上一幅图像的轮廓线提取结果作为下一幅 CT 图像边缘提取的初始化点, 接着批处理地提取 CT 序列的肝脏边缘。实验结果表明: 该算法大大减少了手动初始化结果对目标边缘轮廓准确提取的依赖性, 并有效地解决了肝脏轮廓线的提取问题。

**关键词:** 肝脏; CT 图像; 拉普拉斯; 套索模型; 边缘提取; Snake 算法

**中图分类号:** TP391.41      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2014)01-0281-04

**doi:** 10.3969/j.issn.1001-3695.2014.01.066

## Liver contour extraction based on priori knowledge model

WANG Xiao-dong, FENG Jun, LU Ding-guo, LI Zhan, HAN Xin

(School of Information & Technology, Northwest University, Xi'an 710127, China)

**Abstract:** Accurately and efficiently contour extraction for the liver CT image sequence is one of the key problems of the abdominal soft-tissue model reconstruction and visualization. This paper proposed a contour extraction method based on a priori knowledge model. Firstly, it employed the Laplace transformation algorithm for image enhancement, and then proposed lasso model based on a priori knowledge of edges for semi-automatic initialization. Finally, it extracted contours of the liver accurately by an improved Snake algorithm. Furthermore, after the first image extraction, it proposed to initialize other CT images automatically according to the correlation between sequence, i. e. extraction result of previous image was employed as the initialization points of the next image, and so on. In this way, it preformed the whole extraction in a very elegant batch fashion. The experimental results on both liver images and lung images show that the proposed algorithm greatly reduces the dependence on initializing accuracy while effectively solve the problem of the liver contour extraction.

**Key words:** liver; CT images; Laplace transformation; lasso model; edge contour; Snake algorithm

## 0 引言

目标分割与轮廓提取是医学图像处理中一个非常重要的研究方向,也是病变区域提取、组织测量以及器官三维重建的基础。肝脏是非常重要的腹部软组织器官,近年来,肝癌(liver cancer)成为死亡率仅次于胃癌、食道癌的第三大常见恶性肿瘤<sup>[1]</sup>。肝癌的初期症状并不明显,晚期主要表现为肝痛、乏力、消瘦、黄疸、腹水等症状。临床上一般采取西医的手术、化疗与中药结合疗法,但晚期患者因癌细胞扩散而治愈率较低,因此肝癌的早期发现、早期诊断和早期治疗非常重要<sup>[2]</sup>。肝脏器官的边缘提取和可视化,有利于医生提前发现和治理肝癌,也可以使得医生精确地获取病人病情,为进一步采取正确的措施打好基础<sup>[3,4]</sup>。

目前,基于 CT 图像的肝脏边缘提取及计算机辅助检测系统(computer aided detection, CAD)还不是很成熟。全球仅有几家公司在研发肝脏 CAD 产品,唯一能够形成商品运营的只有

德国不来梅大学的 Mevis,其主要提供计算机辅助肝脏手术支持服务<sup>[5]</sup>。器官的准确分割及边缘提取是 CAD 系统的关键步骤,但是目前的 CAD 系统都不能自动化且准确地提取较为模糊的肝脏边缘<sup>[6]</sup>。同时,由于人体结构的复杂性、人体器官形状的差异性以及 CT 成像的过程中器官自发地收缩运动等因素,造成了腹部软组织器官即脏器的密度对比不明显,灰度值比较接近,因此对肝脏图像的分割存在着一定的困难。

文献中常见的器官边缘提取算法主要有边缘检测算法、阈值法、区域生长法以及活动轮廓线法。边缘检测利用在两个具有不同灰度值的相邻区域之间总存在灰度边缘的现象,通过求导的方式进行检测。常借助空域微分算子,将其模板与图像进行卷积完成。但是边缘检测算法容易产生对边缘点的错误跟踪,并难以构成封闭的边缘轮廓<sup>[7]</sup>。阈值法通过用一个或几个阈值将图像划分为几个部分,根据目标的连通性,将属于同一个部分的像素归类为一个目标。但是,如何进行鲁棒的阈值选取是一个挑战。该算法对于前景与背景灰度差别较大的图

**收稿日期:** 2013-02-19; **修回日期:** 2013-04-07      **基金项目:** 陕西省教育厅科学研究计划资助项目(12JK0729, JD11258); 陕西省科技攻关项目(2011K12-05-08); 西北大学校级大学生创新实验计划资助项目(2011049)

**作者简介:** 王小东(1987-),男,陕西咸阳人,硕士研究生,主要研究方向为图形图像处理、机器学习(wxd\_work@163.com);冯筠(1972-),女,教授,博导,博士(后),主要研究方向为图形图像处理、模式识别、机器学习;鲁定国(1988-),男,本科,主要研究方向为图形图像处理;李展(1973-),男,讲师,博士,主要研究方向为 Web 数据挖掘、图像检索;韩鑫(1991-),男,本科,主要研究方向为图形图像处理。

片效果较好。由于腹部不同软组织器官 CT 影像的密度较为接近,因此很难选择合适的阈值进而得到理想的腹部软组织器官边缘<sup>[8]</sup>。区域生长法通过种子点的四邻域或八邻域像素进行蔓延,如果像素具有相同或相似的性质,则该像素合并到种子像素的区域中,将这些新像素作为新的种子点继续上面的过程,直到再没有新的像素加入种子像素区域中为止。但是这种方法通常需要人工选取种子点、确定复杂的生长准则以及生长终止条件<sup>[9]</sup>。

活动轮廓线法在提取腹部软组织复杂器官方面有很好的优势<sup>[10]</sup>,但是这种算法依赖于手工初始化效果的好坏,对于手工初始化边缘点具有很大的依赖性<sup>[11]</sup>,同时也存在一些缺陷:a)感兴趣器官轮廓线提取的好坏对手工初始化轮廓线的好坏有较强的依赖性,初始化不能距离感兴趣目标轮廓太远,否则将出现较多误差点甚至于错误点,同时手工初始化也会存在一定的偏差与误差<sup>[12]</sup>;b)活动轮廓模型对能量函数中参数的设置非常敏感,同时对于图像边缘的清晰程度也有很大的依赖性<sup>[13]</sup>。

综上所述,由于肝脏腹部软组织器官的密度对比不明显,灰度值比较接近,目前的分割算法和系统均不能满足准确并自动化提取肝脏边缘的需求。笔者认为,对先验知识进行建模辅助提取肝脏边缘可以达到很好的效果。因此,本文提出一种基于先验知识的半自动化肝脏轮廓线提取算法。具体来说:a)提出了更能体现边缘先验知识的套索模型初始化肝脏轮廓线方法;b)提出了基于套索模型初始化与改进的 Snake 算法的肝脏 CT 图像轮廓线提取算法;c)将肝脏 CT 图像序列层之间的相似性先验知识融入到下一层 CT 图像的轮廓提取中,有效地降低了三维器官轮廓线提取的手工干预强度。

### 1 基于边缘先验知识的套索初始化

#### 1.1 基于拉普拉斯锐化的肝脏图像边缘增强

为了使模糊的肝脏边缘变得清晰,需要对图像进行边缘增强。本文选择拉普拉斯锐化算法实现肝脏图像的边缘增强和锐化处理。基本思想是:当邻域( $M \times M$ )的中心像素灰度低于它所在邻域内其他像素的平均灰度时,降低其灰度值;当邻域的中心像素灰度值高于它所在邻域内其他像素的平均灰度时,提高其灰度值。在实现的过程中,本文选用  $3 \times 3$  的模板对八个方向求梯度,并将梯度和相加来判断中心像素灰度与邻域内其他像素灰度的关系,并用梯度运算的结果对像素灰度进行调整。图 1 为拉普拉斯锐化模板的示意图。

#### 1.2 基于边缘先验知识的套索初始化

传统的 Snake 初始化方法如果初始点离目标边缘较远,迭代之后将会偏离目标。套索模型利用图像中的某个或多个区域范围具有一定相关性的性质(如灰度值等),可以自动地使初始轮廓点向目标边缘靠近。该模型有效地利用了边缘先验知识,减少了手工初始化结果对准确提取肝脏轮廓线的依赖性,减少了后续迭代变形时的误差和偏差。本文提出的基于套索模型的轮廓线初始化方法具体步骤如下:

a)对图像中的像素  $f(x, y)$  进行拉普拉斯增强。

b)定义搜索区域  $M \times M$ ,本文设置为  $3 \times 3$ ,设套索模型手工初始化的某个点为  $P(x_0, y_0)$ ,扫描其邻域,记其邻域里的任意一个点为  $Q(x_i, y_i)$ ,则这两个像素点之间灰度差异的最大

值为

$$\text{pixel\_A} = \max(\sum_{i=1}^8 (Q - P)) \quad (1)$$

并记与  $P$  相对应的最大灰度差异点为  $K(x_0, y_0)$ 。

c)同理,以  $K(x_0, y_0)$  为中心,搜索其八邻域,记其邻域里的任意一个点为  $R(x_i, y_i)$ ,则这两个像素点之间灰度差异的最大值为

$$\text{pixel\_B} = \max(\sum_{i=1}^8 (R - K)) \quad (2)$$

d)如果  $\text{pixel\_A} < \text{pixel\_B}$ ,则刷新边缘记录点  $P$  点为  $K$ ,否则不刷新,对图像中每一个套索模型手工初始化的轮廓像素点迭代执行以上过程,直到所有的像素点都被执行完为止。

## 2 改进的活动轮廓模型

本文在 Williams 等人<sup>[14]</sup>的贪婪算法基础上,提出改进的活动轮廓模型算法进行肝脏 CT 图像边缘轮廓线的提取,该算法增大了曲线控制点的最小能量搜索范围,并且加入图像边缘灰度值的外部控制力,对没有找到边缘的轮廓进行修正,达到准确提取肝脏轮廓线的目的。

### 2.1 改进的活动轮廓模型

在套索模型对肝脏图像进行手工初始化轮廓线后,所得到的曲线  $V(s)$  是光滑连续的。为了便于计算,需要将  $V(s)$  进行离散化,即把  $V(s)$  沿着  $s$  分割成  $N$  个点,因此离散化后的基于套索模型的 Snake 函数表示为

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

其中: $V_i$  为某一控制点( $i = 0, 1, \dots, N-1$ )。内部能量定义为

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

其中:  $d = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} |v_i - v_{i-1}|$  (5)

这里的  $d$  为控制点间的平均距离,接近平均距离的控制点具有较小的能量值,从而使轮廓线上的控制点在各个方向上的力均匀。在实现中,对式(4)进行归一化处理,即除以该项邻域像素中的最大值<sup>[15]</sup>。

外部能量定义为

$$E_{\text{ext}}(V(i)) = \gamma(i) E_{\text{image}}(V(i)) + \delta(i) E_{\text{con}}(V(i)) \quad (6)$$

其中: $E_{\text{image}}$  的计算本文采用二维高斯滤波器处理后,再对图像使用 Sobel 算子来计算梯度,Sobel 算子的模板为  $3 \times 3$  的矩阵,分为  $X$  方向和  $Y$  方向,如图 2 所示。

-1	-1	-1
-1	8	-1
-1	-1	-1

1		-1
2		-2
1		-1

1	2	1
-1	-2	-1

图 1 拉普拉斯锐化模板

(a) X 方向  
(b) Y 方向  
图 2 梯度计算的 Sobel 算子模板

因此, $E_{\text{image}}$  定义为

$$E_{\text{image}}(V_i) = -|I(x_{i-1}, y_{i+1}) + 2I(x_i, y_{i+1}) + I(x_{i+1}, y_{i+1}) - I(x_{i-1}, y_{i-1}) - 2I(x_i, y_{i-1}) - I(x_{i+1}, y_{i-1})| + |I(x_{i+1}, y_{i-1}) + 2I(x_{i+1}, y_i) + I(x_{i+1}, y_{i+1}) - I(x_{i-1}, y_{i-1}) - 2I(x_{i-1}, y_i) - I(x_{i-1}, y_{i+1})| \quad (7)$$

对该项进行归一化,令  $\max\text{Grad}$  和  $\min\text{Grad}$  分别表示以该

控制点为中心搜索邻域内梯度的最大值和最小值。本文默认的搜索邻域为  $9 \times 9$ , Grad 为该控制点的梯度值,归一化后该点的梯度值为

$$(\text{grad} - \text{minGrad}) / (\text{maxGrad} - \text{minGrad}) \quad (8)$$

为了克服传统 Snake 模型对初始轮廓强烈的依赖性,本文提出采用图像边缘灰度值与当前控制点灰度值之差来求得灰度势能  $E_{\text{con}}$ 。这种方法对于带有交互性的 Snake 模型十分有效,且易于实现,其定义为

$$E_{\text{con}}(v_i) = |\text{edgeGray}(i) - \text{gray}(i)| \quad (9)$$

其中:edgeGray 表示离该控制点最近边缘点的灰度值,gray 表示该控制点当前的灰度值。

### 2.2 基于序列关联先验知识的肝脏图像轮廓线提取批处理

肝脏器官 CT 图像根据分辨率和层厚的不同,通常有几十到几百幅。如果对每一张肝脏图像都进行初始化,手工工作量太大,且难以实现,导致的误差也不小。考虑到 CT 序列图像在拍摄过程中是动态连续的,因此邻近图像之间存在很强的关联性。本文对 CT 序列图像的层间关联性进行建模,并将其融入到轮廓线提取的批处理过程中。具体思想为将前一幅 CT 图像提取的轮廓作为下一幅图像的初始轮廓,这样一个连续的过程就可以使其自动地完成一系列图像的轮廓线提取。利用这样的交互过程可以大大减少用户操作量,并使整体实验结果的准确性得到很大提高。

基于序列关联先验知识的肝脏 CT 图像序列轮廓线提取批处理的流程如图 3 所示,具体过程如下:

- a) 设  $i = 1$ , 读入第一张 CT 图像, 并使用拉普拉斯算法增强图像边缘。
- b) 利用套索模型手工给出初始轮廓  $V(s) = [X(s), Y(s)]$ 。
- c) 由式(5)计算曲线上相邻两个点的平均距离  $d$ 。
- d) 使用二维高斯滤波器对图像进行滤波, 使用 Sobel 算子计算图像的梯度值。
- e) 在 [adjoin] 邻域范围内寻找归一参数: 连续性、曲率最大值和图像力的最大最小值。
- f) 归一化数据。
- g) 计算控制点  $v_i$  的总能量  $E_{\text{snake}}(v_i)$ , 在 [adjoin] 邻域里搜索最小能量。
- h) 若找到准确的边缘, 则保存本次收敛的特征点, 作为下张图像的初始点, 本次迭代结束; 若没有找到, 则保存本次收敛的特征点, 继续作为本张图像的初始点, 增加搜索邻域, 修改边缘灰度数据, 回到步骤 c)。
- i) 读入下一张图像, 使用上一张保存的数据作为初始轮廓, 设置  $i = i + 1$ , 回到步骤 c)。
- j) 如果  $i < M$ , 则程序结束, 否则回到步骤 i)。

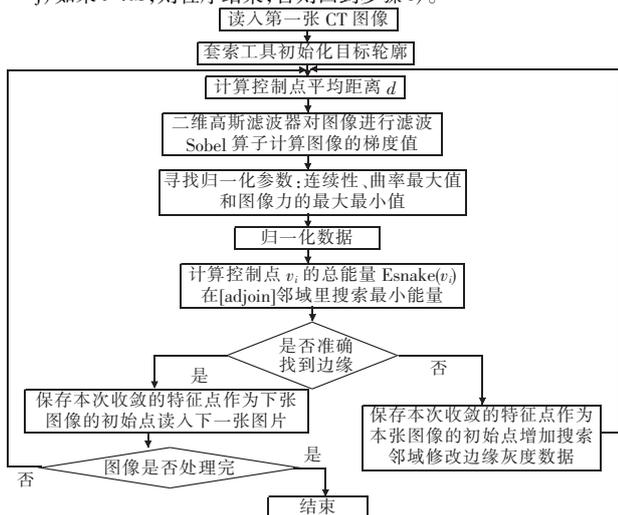


图 3 基于序列关联先验知识的肝脏 CT 图像序列轮廓线提取批处理流程

### 3 实验结果及分析

通过大量的实验,得出平滑参数为 1.8,曲率参数为 1.5,外力参数为 0.8,邻域大小为 7。实验选用某三甲医院提供的 20 套肝脏 CT(每套 300 张左右)对算法进行了测试。图 4 显示了使用拉普拉斯算法对肝脏图像进行图像增强的结果对比图。可以看出,使用拉普拉斯算法可以把模糊的肝脏图像变得更清晰,使模糊的肝脏边缘变得更加明显。

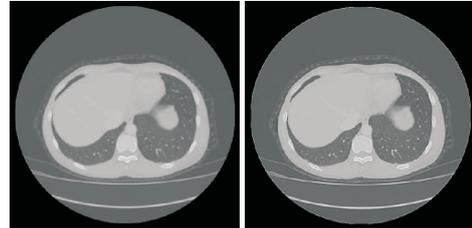


图 4 拉普拉斯增强肝脏图像边缘

图 5 表示使用传统的手工初始化及传统的 Snake 算法进行肝脏轮廓线提取的结果,图 6 表示使用基于边缘先验知识的套索模型初始化及改进的 Snake 算法进行肝脏轮廓线提取的结果。对比图 5 和 6 可以发现:使用本文提出的基于边缘先验知识的套索模型初始化的肝脏边缘轮廓线是光滑的、连续的,更加接近肝脏的边缘轮廓,不会出现尖点,也不会初始化时由于人工的误差使肝脏轮廓线偏离目标轮廓太远。同时,使用本文提出的基于边缘先验知识的套索模型初始化及改进的 Snake 算法可以准确地提取肝脏轮廓线,避免了因手工初始化的误差而导致曲线无法收敛的现象,消除了手工初始化轮廓线对 Snake 算法执行结果的依赖性。

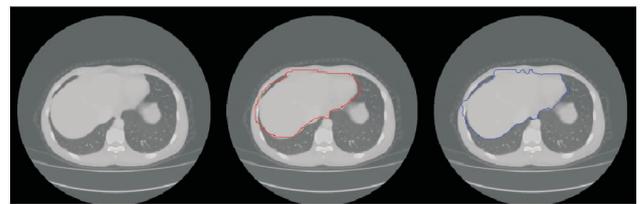


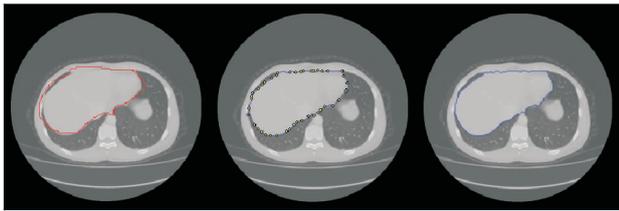
图 5 传统手工初始化与传统 Snake 算法进行肝脏轮廓线提取的效果



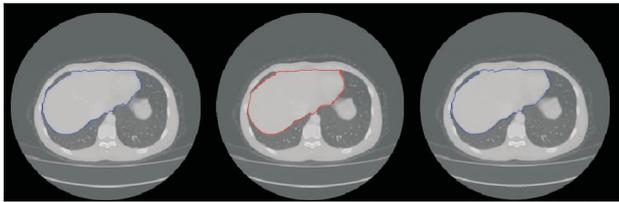
图 6 基于边缘先验知识的套索模型初始化与改进的 Snake 算法进行肝脏轮廓线提取的效果

如果手工初始化的边缘轮廓线偏离肝脏的真实轮廓线太远,可以通过编辑控制点的方式把偏离的控制点修正到肝脏真实的边缘。图 7 显示了使用修改控制点的方式可减少手工初始化的误差,从而得到准确的肝脏边缘。

图 8 显示了使用本文提出的基于序列关联先验知识的肝脏 CT 图像序列轮廓线提取批处理算法的执行结果,由此可以得出:将上一幅提取的肝脏 CT 图像轮廓线作为下一幅图像的初始轮廓,可以准确地获取下一幅图像的轮廓,并可以减少手工对每一幅图像进行初始化时所产生的误差,使整体实验结果的准确性得到很大提高。



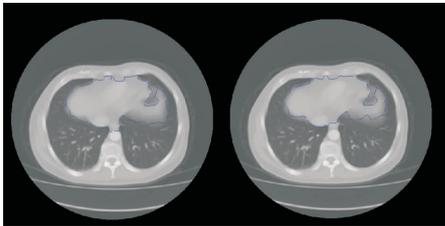
(a) 手工初始化轮廓 (b) 修改控制点 (c) 执行结果  
图 7 利用控制点修改手工初始化误差点的肝脏轮廓线提取效果



(a) 上一幅迭代后结果 (b) 下一幅 CT 初始化 (c) 下一幅迭代后结果

图 8 基于序列关联先验知识的肝脏 CT 图像序列轮廓线提取批处理效果

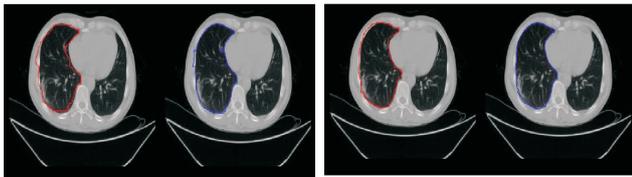
为了测试本文算法对图像轮廓线提取的普适性,本文对 48 套来自于美国康奈尔大学的公开 CT 数据<sup>[16]</sup>也进行了测试,图 9 显示了测试的结果。从图中可以看出,使用基于边缘先验知识的套索模型初始化及改进的 Snake 算法能够准确地获取肝脏图像的边缘轮廓,对于肝脏边缘特别模糊的情况也具有很好的提取效果。



(a) 传统 Snake 算法提取结果 (b) 本文方法提取结果

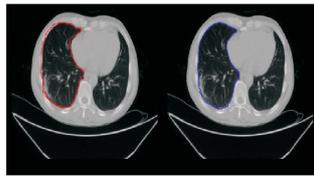
图 9 基于边缘先验知识的套索模型初始化与改进的 Snake 算法进行肝脏轮廓线提取的效果

同时,本文也对 120 套来自于某三甲医院的肺部 CT 图像数据进行了测试。图 10 表示使用传统的手工初始化及传统的 Snake 算法进行肺实质轮廓线提取的结果,图 11 表示使用基于边缘先验知识的套索模型初始化及改进的 Snake 算法进行肺实质轮廓线提取的结果。对比图 10 和 11 可以看出:使用套索模型进行初始化可以减少手工初始化误差,使得初始化的轮廓线比较平滑,不会出现尖点并且不会偏离目标轮廓太远。同时使用基于边缘先验知识的套索模型初始化与改进的 Snake 算法可以准确地获取肺实质的边缘轮廓线,不会出现明显的收敛错误,也不会收敛到局部。



(a) 传统 Snake 算法手工初始化 (b) 传统 Snake 算法提取结果

图 10 传统手工初始化与传统 Snake 算法进行肺实质轮廓线提取的效果



(a) 使用套索模型手工初始化 (b) 本文方法提取结果

图 11 基于边缘先验知识的套索模型初始化及改进的 Snake 算法进行肺实质轮廓线提取的效果

#### 4 结束语

针对 Snake 算法中存在的手工初始化结果对轮廓线提取的依赖性以及模糊图像对轮廓线提取的影响等,本文提出了一

种基于先验知识的肝脏轮廓线提取算法。该方法使用拉普拉斯算法进行图像预处理,使用基于边缘先验知识的套索模型进行肝脏边缘轮廓的初始化,大大减少了手动初始化结果对肝脏边缘轮廓准确提取的绝对依赖性,使得手工初始化的边缘轮廓不会距离感兴趣目标轮廓太远,减少了用户在操作时带来的人为偶然误差以及手工初始化时产生的误差点或者错误点,从而使得提取出来的边缘轮廓点更加接近于真实的肝脏边缘,有效地解决了肝脏 CT 图像轮廓线的提取问题。同时利用 CT 图像序列的相关性提出了一种基于序列关联先验知识的肝脏 CT 图像序列轮廓线提取批处理方法,有效地解决了感兴趣器官图像序列的轮廓线提取问题。该方法也可以用于其他医学图像器官轮廓线的分割与提取。

虽然本文提出的方法可以利用 CT 图像的相关性批处理提取任意图像的感兴趣器官轮廓线,但是对于医学图像器官序列变化比较大的情况,该方法提取出来的效果不太好,同时在进行批处理时也不能动态地改变 Snake 算法的参数。因此,后期将对这两个问题进行进一步研究。

#### 参考文献:

- [1] MASUTANI Y, UOZUMI K, AKAHANE M, *et al.* Liver CT image processing: a short introduction of technical elements [J]. *European Journal of Radiology*, 2006, 58(2): 246-251.
- [2] CHEN Jian-guo, ZHANG Si-wei. Liver cancer epidemic in China: past, present and future [J]. *Seminars in Cancer Biology*, 2011, 21(1): 59-69.
- [3] FUCHS J, WARMANN S W, SZAVAY P, *et al.* Three-dimensional visualization and virtual simulation of resections in pediatric solidtumors [J]. *Journal of Pediatric Surgery*, 2005, 40(2): 364-370.
- [4] SOLER L, DELINGETTE H, MALANDAIN G, *et al.* An automatic virtual patient reconstruction from CT-scans for hepatic surgical planning [J]. *Stud Health Technol Inform*, 2000, 70(2): 316-322.
- [5] 刘超. 基于 CT 图像的计算机辅助肝脏移植术前计划系统的研究 [D]. 上海: 上海交通大学, 2010.
- [6] KOBATAKE H. Future CAD in multi-dimensional medical images project on multi-organ, multi-disease CAD system [J]. *Computerized Medical Imaging and Graphics*, 2007, 31(4): 258-266.
- [7] 魏伟波, 芮筱亭. 图像边缘检测方法研究 [J]. *计算机工程与应用*, 2006, 42(30): 88-91.
- [8] 王永波, 陈继荣. 二维 Otsu 阈值分割算法的改进及应用 [J]. *计算机仿真*, 2008, 25(4): 263-267.
- [9] 程明, 黄晓阳, 黄绍辉, 等. 定向区域生长算法及其在血管分割中的应用 [J]. *中国图象图形学报*, 2011, 16(1): 44-49.
- [10] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULOS D. Snake: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1988, 1(4): 321-331.
- [11] ZHANG Y J. *Image analysis* [M]. 2nd ed. Beijing: Tsinghua University Press, 2005: 129-132.
- [12] 兰红, 张璐. 分水岭优化的 Snake 模型肝脏图像分割 [J]. *中国图象图形学报*, 2012, 17(7): 873-879.
- [13] 赵于前, 刘锤. 基于并行遗传算法的气球力 Snake 模型参数优化 [J]. *计算机应用*, 2011, 31(3): 718-721.
- [14] WILLIAMS D J, SHAH M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation [J]. *CVGIP: Image Understanding*, 1992, 55(1): 14-26.
- [15] 王菲, 耿国华, 冯筠. 基于 Snake 模型和射线法的颅面重建方法 [J]. *计算机工程*, 2011, 37(2): 207-210.
- [16] [http://www.via.cornell.edu/databases/\[EB/OL\]](http://www.via.cornell.edu/databases/[EB/OL]).