

一种基于水平集的三维肝脏磁共振图像混合分割方法

吕晓琪 石 静 任晓颖 张传亭

(内蒙古科技大学信息工程学院, 包头, 014010)

摘 要: 针对腹部复杂的内部结构、各组织之间存在相互浸润, 使得腹部磁共振(Magnetic resonance, MR)图像存在大量弱边缘的问题, 以及使用传统水平集(Level set)方法对肝脏进行分割时易在弱边缘处产生泄露, 采取阈值分割等算法进行预处理以获取更好的分割效果, 并使用一种改进的水平集方法分割提取三维腹部MR图像中的肝脏。使用阈值分割进行粗分割可以有效减少干扰, 将粗分割的结果进行亮度映射, 增强边缘信息, 然后将预分割的结果作为初始水平集, 使用改进的水平集方法对其进行进一步分割。实验证明多种算法的有效结合能够改善传统水平集分割方法在弱边缘处过度演化的问题, 获得较为理想的分割效果, 拓展了水平集方法的应用。

关键词: 三维MR图像; 阈值分割; 水平集; 肝脏

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A

Hybrid Segmentation for 3D Liver Magnetic Resonance Imaging Based on Level Set Method

Lü Xiaoqi, Shi Jing, Ren Xiaoying, Zhang Chuanting

(School of Information Engineering, Inner Mongolia University of Science and Technology, Baotou, 014010, China)

Abstract: Aiming at the complicated internal structure of abdomen and the mutual infiltration between organizations, an improvement of level set method is used to extract the 3D abdomen magnetic resonance image segmentation of liver area. Level set method is easy to leak in weak edges. Therefore, this problem is solved by preprocessing threshold segmentation. Certain interference in further processing is reduced and the edges is more clear through remapping the intensity of pre-segmentation results, and then the improved level set method is used for further segmentation. Experiments proves that the method is superior to traditional level set methods. The leaking problem of weak edges is reduced, and the desired segmentation result is obtained. The applicability of level set is expanded.

Key words: 3D magnetic resonance image; threshold segmentation; level set; liver

引 言

磁共振成像(Magnetic resonance imaging, MRI)技术在当前医学研究与临床诊疗中发挥着愈加重要的作用^[1]。相对于其他成像方式如CT、超声图像^[2]等, MRI对软组织和内脏的成像能力高,并具有

多参数(T_1, T_2 等)、多方位成像(横断面、矢状面等)的优点。MR图像的成像效果很好地区分了各个组织,在此基础上可以对感兴趣区域进行更为直观的分割。腹部包含大量脏器及软组织,结构复杂,并且脏器与软组织之间的粘连导致成像结果中存在浸润现象,从而形成大量弱边缘和伪边缘,这使得面向内脏的分割非常困难^[3]。

图像分割算法发展至今,已经出现了很多基于不同理论(如神经网络、模糊理论、群智能算法)的方法。文献[3-6]分别针对二维肝部图像或序列二维肝部图像提出了不同的分割方法,并取得了良好的效果。然而对序列二维图像逐层分割忽略了图像层间信息。直至目前直接针对三维图像尤其是三维MR图像进行有效分割的方法还很少。文献[7]提出了一种对医学图像体数据的阈值分割算法,把大津阈值分割算法和梯度算子图像分割算法的思想应用于三维数据,实现了对CT图像骨骼的提取,该方法适用于灰度范围变换较小的感兴趣区域。水平集方法及其各种改进方法如窄带法^[8]、CV模型^[9]等发展至今已大量应用于人体多个部位的二维分割。水平集方法能良好地适应复杂分割目标的拓扑结构变化,但对目标边界要求较高,若目标区域边界清晰则能得到良好的效果,反之则容易产生过分割。本文针对以上问题结合阈值分割提出了一种基于改进的水平集三维肝脏MR图像混合分割方法。

1 算法原理

1.1 阈值分割

使用阈值方法对图像进行分割的研究开始于20世纪60年代,阈值分割是最常见的并行直接检测区域的分割方法。阈值分割方法的核心是选取合适的阈值将目标区域与背景区域区分开来。阈值法在目标与背景间存在较大灰度差异时能有有效的分割出感兴趣区域,而腹部MR图像往往因为较多软组织和肝脏之间的相互浸润,导致肝脏局部边缘的灰度变化不明显,并且内部灰度范围较大,仅使用阈值分割难以得出满意的结果。本文使用大津阈值法对肝脏图像进行粗分割。

大津法于1979年由Otsu提出,又称最大类间方差方法,该方法一直被认为是阈值自动选取的最优方法,计算简单,具有较强的自适应性,并可以实现多阈值分割。大津法基于一种判别式测度函数获取最佳阈值 g ,该函数根据类间方差对图像灰度分布均匀性进行度量^[10]。其基本思想是以某一灰度为阈值将图像分为两组并计算其方差,当该方差最大时,以该灰度值为阈值分割图像,此时得到的分割结果的错分概率即为最小。记 $\mu_0(t), \mu_1(t)$ 分别为目标区域和背景区域的灰度均值, $\omega_0(t), \omega_1(t)$ 分别为目标部分和背景部分在图像中的比例, μ 为整体均值,则判别函数可表示为

$$g = \arg \max_{0 \leq t \leq m-1} [\omega_0(t)(\mu_0(t) - \mu)^2 + \omega_1(t)(\mu_1(t) - \mu)^2] \quad (1)$$

1.2 水平集及其改进方法原理

水平集公式由Osher和Sethian于1982年以一种边缘传播模型提出,其传播速度依赖于图像曲率^[11]。水平集方法借鉴了一些流体中的思想,有效解决了闭合曲线随时间发生几何拓扑变化的问题,将曲线演化转换成一个偏微分方程求解的问题,而不是跟踪闭合曲线的演化过程,这种计算非常稳定并且可应用于多维空间^[12]。

水平集方法的基本思想是把闭合曲线或曲面隐含的表达为高一维的曲面或超曲面函数的零水平集,即函数值为零的点集,通过水平集的演化来隐含的求解曲线或曲面的运动。以二维情况为例,其边缘演化过程可表示为图1,图中柱状物中间的黑色线条所标示的是当前时间步的零水平集所处的位置,图中坐标为像素点示意。对于三维感兴趣目标,将其表示为演化过程中的三维闭合曲面,该曲面作为一个零水平集嵌入到四维梯度函数 Ψ 中。

由于水平集函数始终保持为一个有效的函数,在演化过程中允许闭合曲线自由的改变其拓扑结构。具体说来,可以假设 $\Psi(x, y, z, t): R^3 \rightarrow R$ 为闭合曲面在 t 时刻的隐函数,即 $S(t)$ 为 $\Psi(x, y, z, t)$ 的零水

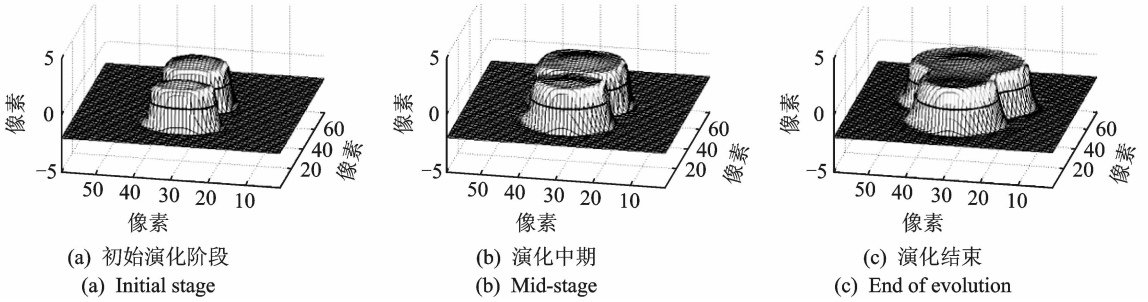


图1 二维水平集演化过程

Fig.1 2D level set evolution process

平集^[13]

$$S(t) = \{(x, y, z) \mid \phi(x, y, z, t) = 0\} \quad (2)$$

函数 Ψ 表示为由 $\Psi(x, y, z, t) = \pm d$ 定义的四维超曲面, d 为点 (x, y, z) 到初始闭合曲面 $\Psi(x, y, z, 0)$ 的最短距离。若点在曲面内则符号取负, 反之取正。将曲面在法向上的速度表示为 F , 则 Ψ 的演化规则可表示为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} + F \mid \nabla \phi \mid = 0 \quad (3)$$

$$F = \frac{\partial \phi}{\partial t} \times \mathbf{n} \quad (4)$$

式中: \mathbf{n} 为单位法向矢量, $\mathbf{n} = \frac{\nabla \phi}{\mid \nabla \phi \mid}$ 。

基本的水平集方法于演化过程中更新整个图像的水平集, 计算量大且复杂, 并且容易产生边缘泄露^[14], 为改善这种状况, 本文采用改进的水平集方法: 快速步进方法。快速步进法改进了传统水平集方法的演化项, 并且只考虑一种界面演化方向, 通过求解 Eikonal 方程^[15] 获取曲面演化中各点的到达时间: $\mid \nabla T \mid F = 1$ 。其基本思想是在演化边界外围构建一个窄带区域, 不考虑窄带内点的到达时间, 采用逆向机制将当前边界向外推演, 从而得到每一点的到达时间。相对于传统水平集方法, 这种快速的行进方式仅更新了零水平集附近窄带的水平集函数值, 提高了计算效率。

Eikonal 方程表示曲线随时间进行演化, 其演化时间与图像梯度成反比。利用逆向差分原理获取时间 T 。

$$\max(D_{ijk}^{-x}T, D_{ijk}^{+x}T, 0)^2 + \max(D_{ijk}^{-y}T, D_{ijk}^{+y}T, 0)^2 + \max(D_{ijk}^{-z}T, D_{ijk}^{+z}T, 0)^2 = \frac{1}{F_{ijk}} \quad (5)$$

式中: D^+ 和 D^- 为前向和后向差分算子。

2 算法实现

本文算法具体流程图如图 2 所示。

2.1 预处理

通常由于扫描硬件等条件的限制, MR 图像得到的病人序列组织相邻切片的间距往往大于切片内部相邻像素的间距, 导致由序列 MR 图像重建形成的体数据在其设备扫描方向有清晰的视觉效果, 而切片堆叠方向往往会出现间距过大引起的图像模糊不清, 如图 3(b, c), 对这种图像进行分析是困难且无用的。所以有必要在切片间进行插值以获取更为清晰的图像。本文采用 B 样条插值方法^[16] 对读入的

体数据进行插值。原始数据及插值结果如图 3 所示。

由于腹部 MR 图像在采集过程中会产生图像噪声,在对其进行分割之前需要平滑处理,以去除噪声及其引起的伪细节,提高分割质量。本文采用曲率各向异性扩散技术平滑图像,该技术相较于其他非线性扩散技术有较低的敏感度,能更好地保留图像细节,且能以较少的迭代次数达到理想的效果。下面使用阈值分割对平滑的结果进行预分割。

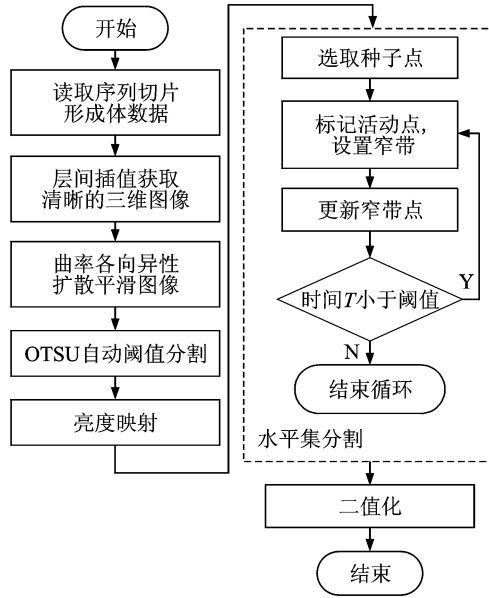


图 2 算法流程图

Fig. 2 Flow chart of algorithm

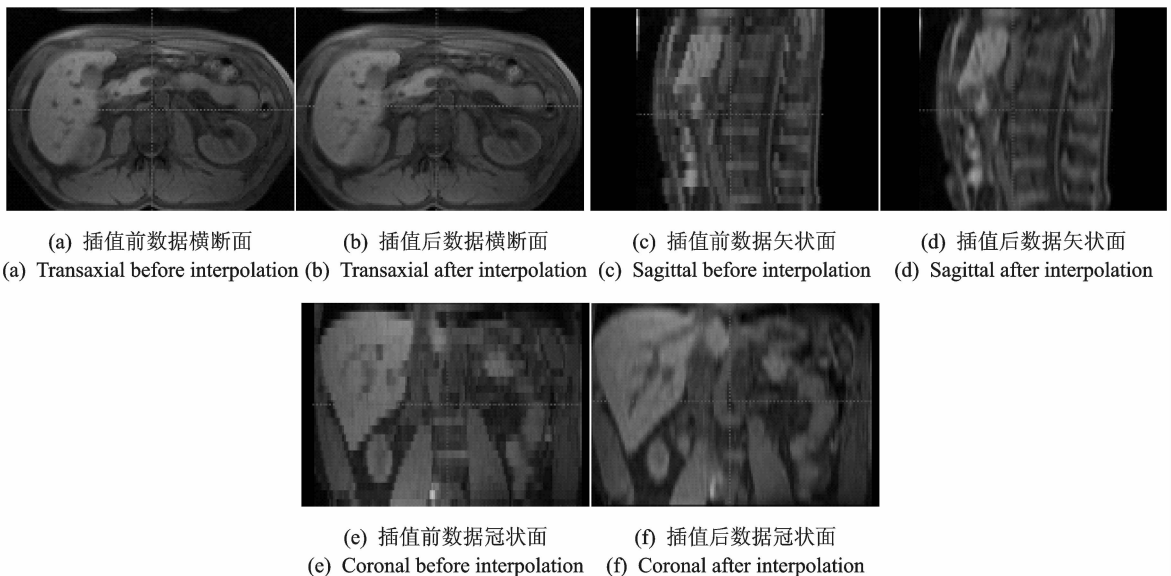


图 3 插值前后数据对比图

Fig. 3 Contrast figure before and after interpolation

2.2 阈值分割

实验数据为 T1 加权图像,对于富含脂肪的肝脏成像灰度值较高,在灰度直方图上表现出相对明显的峰值。使用大津阈值分割方法可以方便地自动选取合适的阈值提取出肝脏。使用大津阈值分割法自动选取单个阈值,可保留略大于肝脏区域体素的灰度范围内的体素值,将其他灰度范围内的体素标记为 0。重新映射保留的体素灰度范围方便下一步处理。亮度的重新映射是一个简单快速的过程,本文根据肝脏的成像特点以及大津阈值分割过程中获取的阈值进行映射,将分割结果亮度的中间值进行拓展,压缩最大值与最小值以增强边缘信息。设计亮度范围映射函数,将其表示为

$$I' = \omega \left[\left(\frac{I}{\max} - n \right)^m + 1 - n \right] \cdot \max \quad (6)$$

式中: I 与 I' 分别为输入、输出亮度范围, ω 确定需要重新映射的亮度范围, \max 为输入像素最大值, n 确定所需范围的中间值,取(0,1),幂次 m 确定映射幅度,结果如图 4 所示。

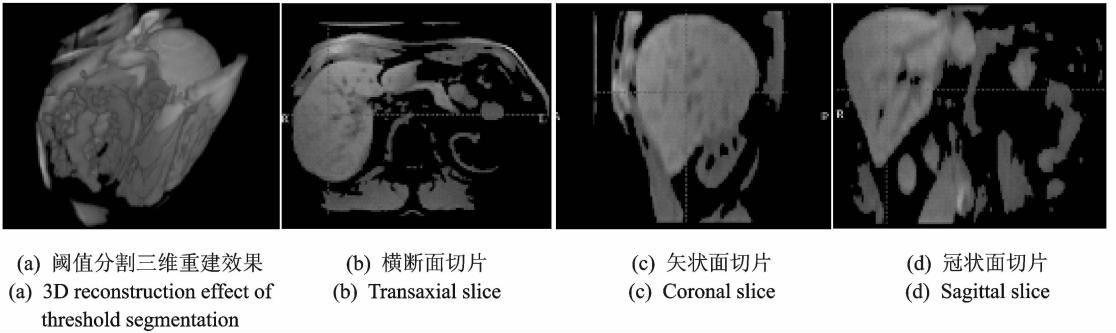


图 4 阈值分割结果

Fig. 4 Threshold segmentation results

为了增强图像边缘信息,突出肝脏与其他组织的差异,这里采用一个梯度计算。图像梯度就是把图像看成一个离散函数并对这个离散函数求导。图像梯度广泛的应用与图像分析中,主要是用来检测图像轮廓和分离均匀区域。梯度的方向就是图像灰度的变化方向,恰好反映出了图像边缘处的灰度变化,给出边缘信息。

对梯度图像进行 Sigmoid 操作,即进行一个非线性亮度变换,这样就以图像的形式为快速步进的微分方程提供了一个速率系数。Sigmoid 变换增强了图像对比度,去除了一些与分割结果无关的图像细节,并对图像进行二值化处理,使得图像形成了各个独立的区域。Sigmoid 变换如下

$$f(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (7)$$

处理结果如图 5 所示。

2.3 快速步进

快速步进的窄带法只更新窄带附近的水平集,而且在演化过程中仅考虑一个演化方向。考虑到肝脏是一个相对均匀的区域,这样就可以仅从肝脏内部选取演化起点,对远点不予考虑,很好的提高了计算效率。

在肝脏内部手动选取若干种子点作为演化起点。快速步进方法在演化过程中能自动融合多个演化曲面,其边界演化更新过程如下:首先将初始轮廓上的点标记为到达时间 T 已知的活动点,设定 $T(x, y, z) = 0$;将邻接点标记为到达时间 T 未知的活动点,即设置窄带,在运算时只更新窄带中的点,以提高计算速度;最后将其他网格点标记为远点。循环过程如下:

(1) 取点 (x, y, z) 将其看作窄带中到达时间 T 最小的点;

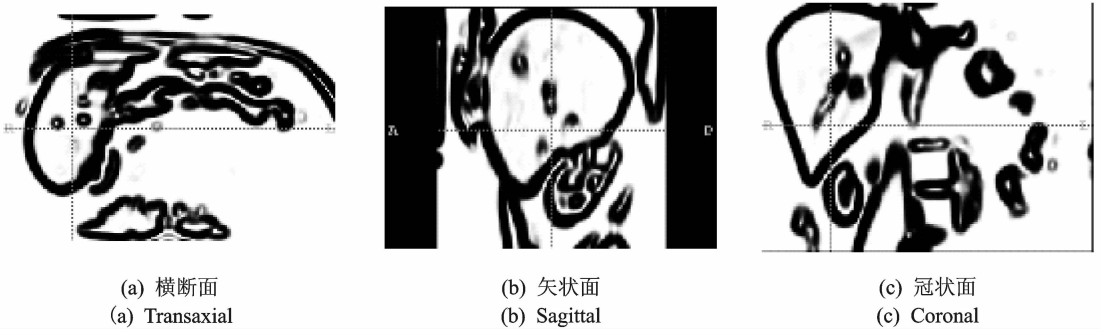


图5 预处理结果

Fig. 5 Preprocessing results

(2) 将点 (x, y, z) 标记为活动点, 并将其从窄带中删除;

(3) 标记邻接点: 若其邻接点为活动点, 则不更新时间; 若其邻接点为窄带点, 则按步骤(4)更新邻接点的时间; 若邻接点为远点, 将其加入窄带, 并按步骤(4)更新邻接点的时间;

(4) 根据式(6)重新计算所有窄带点的到达时间;

(5) 若点的到达时间均在规定的阈值内, 跳转到第(1)步, 否则结束循环。

快速行进的水平集算法输出为一幅时间图, 该图像上每个像素点的值代表轮廓线扩散到该点所需的时间。对此图像进行一个二值操作可得到一个二值图像, 表达分割对象。最后对分割的结果进行形态学修整, 填充细小的孔洞并平滑边缘, 将更加有利于三维重建出完整的肝部图像。

3 实验结果与分析

3.1 实验结果

本文算法在 Visual Studio 2008 开发平台上借助 Kitware 公司的医学图像分割与配准工具包 ITK 进行分割, 实验数据由包头医学院第一附属医院影像科提供。

本文在分析了水平集方法的演化特点以及腹部 MR 图像的复杂性之后, 采用阈值分割与水平集结合的方法对三维腹部 MR 图像进行分割。使用大津法进行自动阈值分割, 易于实现, 可以方便地得到预期的结果。阈值分割的结果去除了大量的无关体素, 根据肝脏成像的特点重新对其进行线性亮度映射之后便可以获取更为清晰的边缘信息。亮度映射是一个简单但较为重要的步骤, 将图像的亮度投射到一个确定的合适的范围, 不仅便于后期处理参数的选取, 并且增强了弱边缘。将该结果作为初始的水平集, 计算得到的速度图像边缘更为清晰, 这对于有效的终止水平集的演化起到了重要的作用。算法采用人工交互的方式选取若干种子点作为初始演化起点, 迭代次数为 100, 各个算法处理的时间如表 1 所示。

表 1 各步骤时间表

Table 1 Timetable for each step

步骤	水平集算法	本文算法	s
层间插值	10.21	10.24	
降噪滤波	34.10	34.10	
阈值分割		34.09	
亮度映射	9.00		
梯度计算	25.23	25.23	
速度图像计算	43.61	43.60	
水平集分割	3 603.33	1 503.71	
二值、形态学修整	14.00	14.02	

分割结果对比如图 6,7 所示。由图 6 中可视化的效果的对比及图 7 提取若干切片的结果可直观地看出,本文方法有效避免了弱边缘处的演化泄露问题,且演化更为完整。由图 7 四张横断面切片与同位置的原始图像的对比可看出,本文算法有效分割出了肝脏。截取若干切片与原图作对比如图 7 所示。

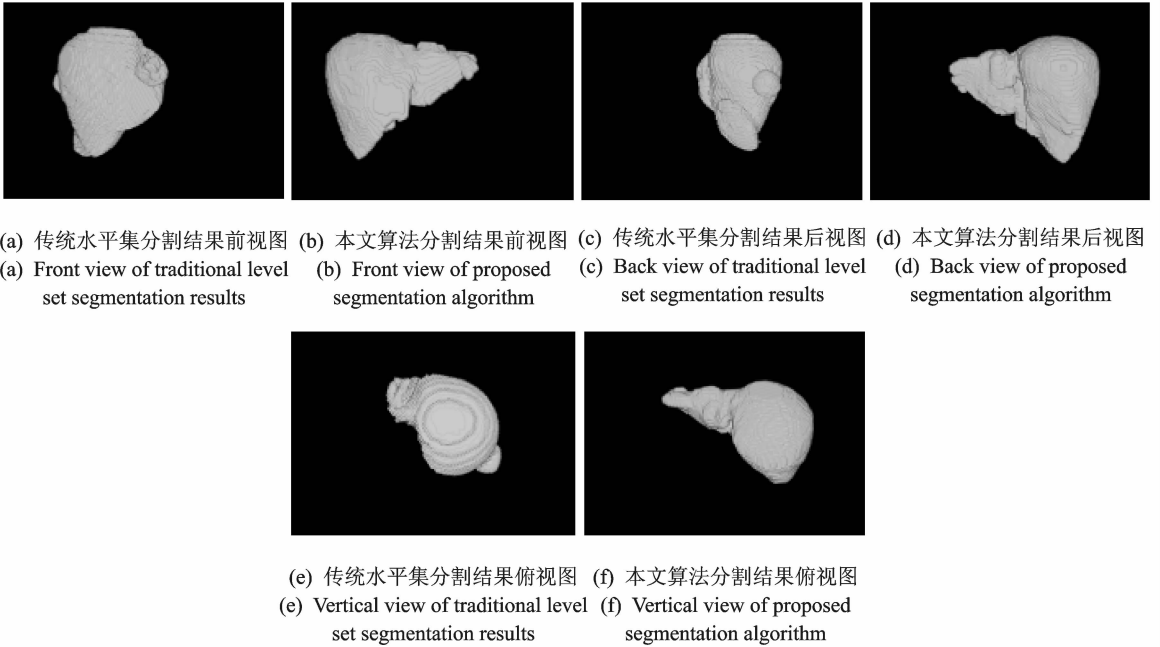


图 6 分割结果三维重建效果对比

Fig. 6 Contrast of 3D reconstruction of segmentation results

3.2 性能分析

在表 1 中,在未采用阈值分割和亮度映射的前提下,水平集的演化时间较长。比较图 5,6,由于边缘没有得到良好的处理,使得演化过程时间较长,且未能很好的终止。经过阈值分割以及亮度的重新映射,使得肝部区域内部更为均匀平整、边缘更为陡峭,这对水平集的演化和终止都起到了推进作用。水平集演化速度提高了 58.3%,整体算法计算速度提高了 55.1%。

使用平均绝对距离法^[17](Mean absolute distance, MAD)将本文方法的分割结果 M 与专家手工分割 N 的结果进行比较,以两轮廓线上临近点的距离均值、标准差为评价准则

$$e(M, N) = \frac{1}{2} \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n d(M_i, N) + \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m d(N_i, M) \right]$$

式中: M_i, N_i 分别为轮廓上点的坐标; d 为临近点之间的距离。

表 2 为使用 MAD 进行评价的结果,从表 2 中得知,本文方法获得了较高的分割精度,平均误差低于 1.2 个像素,并且偏差幅度较小。

表 2 MAD 评价结果

Table 2 Evaluation result of MAD

	均值	标准差
传统水平集	2.96	5.24
本文算法	1.19	0.15

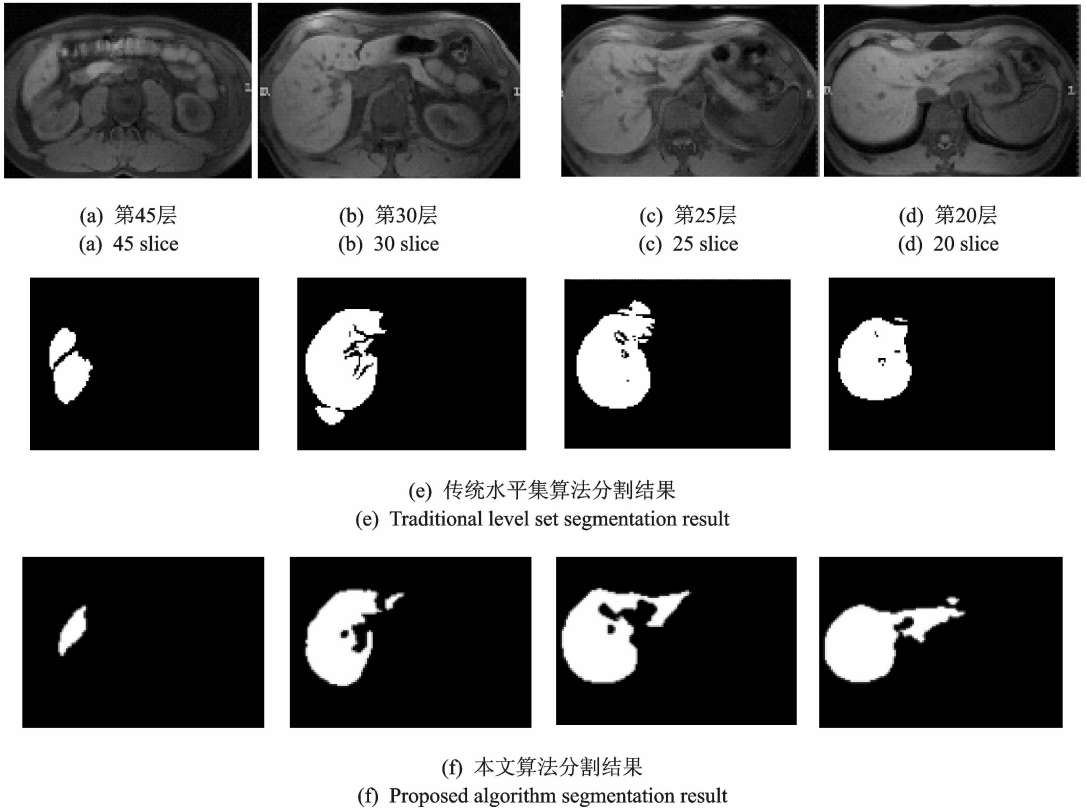


图7 两种不同算法对相同位置横断面切片分割结果对比图

Fig. 7 Segmentation result of two different algorithms for transaxial of same location sections

4 结束语

基于三维医学图像的分割结合了图像的空间信息,能为临床应用提供更为全面、准确的病灶和正常组织信息,是当今医学影像领域研究的热点。然而由于人体的内脏存在显著的个体差异、成像的灰度差异,组织内部拓扑结构复杂,采用单一算法对医学图像进行分割很难得到良好的分割结果,当前研究的热点仍是选取优缺点可以互补的算法进行结合以获取更优的分割结果。本文通过理论优势的结合以及实验验证的方式,结合了阈值分割速度快、错分率低和水平集方法适应复杂拓扑结构、分割精确的优点,并且这两种方法均易于扩展到三维目标的分割,从而实现了将水平集算法较好的应用于三维肝脏 MR 图像的分割。水平集方法易于扩展到多维,且比较适应复杂的人体结构,应用前景广阔。将水平集方法运用在内脏图像等的分割时,边界曲线在演化时可以很自然地发生拓扑改变,但对目标区域的边界要求较高,与其他算法进行有效的结合能够带来性能更优的分割解决方案。

参考文献:

- [1] 任晓颖,喻大华. 一种基于 ITK 脑部 MRI 混合分割方法的设计与实现[J]. 中国组织工程研究, 2012, 16(39): 7302-7306.
Ren Xiaoying, Yu Dahua. A mixed brain MRI segmentation methods design and implementation based on ITK[J]. Journal of Clinical Rehabilitative Tissue Engineering Research, 2012, 16(39): 7302-7306.
- [2] 陈后金,苏海楠,姚畅,等. 基于自动随机游走的涎腺肿瘤超声图像分割方法[J]. 数据采集与处理, 2013, 28(5): 553-558.
Chen Houjin, Su Hainan, Yao Chang, et al. Salivary gland tumors ultrasound image automatically segmentation based on the random walk[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2013, 28(5): 553-558.

- [3] 迟冬祥,程伟中,胡之惠. MR 图像中的肝脏分割和肿瘤提取[J]. 计算机应用与软件, 2010, 27(11): 79-82.
Chi Dongxiang, Cheng Weizhong, Hu Zhihui. Liver and tumor segmentation of MRI[J]. Computer Applications and Software, 2010, 27(11): 79-82.
- [4] 梅立超,姜慧研,张柳青,等. 基于 GPU 和水平集的肝脏快速分割方法的研究[J]. 仪器仪表学报, 2011, 32(6): 325-328.
Mei Lichao, Jiang Huiyan, Zhang Liuqing, et al. A fast segmentation method of liver based on GPU and level set[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2011, 32(6): 325-328.
- [5] 姜慧研,马志远,宗茂. 基于概率图谱和 Random Walker 的肝脏三维分割算法[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2012, 33(12): 1718-1721.
Jiang Huiyan, Ma Zhiyuan, Zong Mao. 3D liver segmentation algorithm based on probability graph and the random walker [J]. Journal of Northeastern University: Natural Science, 2012, 33(12): 1718-1721.
- [6] 郭庆燕,杨贤栋,叶少珍. 肝脏 MR 图像自适应分割方法[J]. 福州大学学报: 自然科学版, 2012, 40(3): 327-333.
Guo Qingyan, Yang Xiandong, Ye Shaozhen. Liver MRI adaptive segmentation method[J]. Journal of Fuzhou University: Natural Science Edition, 2012, 40(3): 327-333.
- [7] 朱代辉,林吋苗,杨育彬. 医学三维影像体数据阈值分割方法[J]. 计算机科学, 2013, 40(1): 269-272.
Zhu Daihui, Lin Shimiao, Yang Yubing. 3D medical image threshold segmentation method[J]. Computer Science, 2013, 40(1): 269-272.
- [8] 王芳梅,范虹,王凤妮. 水平集在图像分割中的应用研究[J]. 计算机应用研究, 2012, 29(4): 1207-1210.
Wang Fangmei, Fan Hong, Wang Fengni. Study of level set application in the image segmentation[J]. Application Research of Computers, 2012, 29(4): 1207-1210.
- [9] 东野长磊,郑永果,苏杰. 基于 Chan-Vese 模型的 SAR 图像分割[J]. 数据采集与处理, 2012, 27(2): 151-155.
Dongye Changlei, Zheng Yongguo, Su Jie. SAR image segmentation based on Chan-Vese model[J]. Journal of Data Acquisition and Processing, 2012, 27(2): 151-155.
- [10] Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transaction System Man Cybernet, 1979, 8: 62-66.
- [11] Stanley O, Ronald F. Level set methods and dynamic implicit surfaces[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2002.
- [12] Li Chunming, Huang Rui, Ding Zhaohua, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7): 2007-2016.
- [13] Sethian J A. Level set methods and fast marching methods [M]. Cambridge: Cambridge University Press, 1999.
- [14] 任晓颖,吕晓琪,张宝华,等. 基于水平集的脑部 MR 图像混合分割算法[J]. 科技通报, 2013, 29(2): 88-90.
Ren Xiaoying, Lü Xiaoqi, Zhang Baohua, et al. Hybrid segmentation of brain MR image based on level set[J]. Bulletin of Science and Technology, 2013, 29(2): 88-90.
- [15] 蒋爱,李晓宁. 结合快速步进法的 Level Set 人体足部图像分割[J]. 计算机工程与设计, 2012, 31(24): 5310-5313.
Jiang Ai, Li Xiaoning. Human foot image segmentation based on fast marching of level set[J]. Computer Engineering and Design, 2012, 31(24): 5310-5313.
- [16] 胡军. 医学图像的层间插值和三维重建系统中图像分割的研究[D]. 南京: 南京航空航天大学, 2010.
Hu Jun. Interpolation between the layers and 3D reconstruction of medical image system in the research of image segmentation[D]. Nanjing: Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2010.
- [17] Mikic I, Krucinski S, Thomas J D. Segmentation and tracking in echocardiographic sequences active contours guided by optical flow estimates[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 1998, 17(2): 274-283.

作者简介: 吕晓琪(1963-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 医学图像处理, E-mail: lxiaoqi183@126.com; 石静(1989-), 女, 硕士研究生, 研究方向: 医学图像处理, E-mail: shijing080@126.com; 任晓颖(1979-), 女, 副教授, 研究方向: 医学图像处理; 张传亭(1989-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 图像融合和三维医学图像可视化。