



计算机工程与应用
Computer Engineering and Applications
ISSN 1002-8331, CN 11-2127/TP

《计算机工程与应用》网络首发论文

题目: 改进 DRLSE 的分步式肝脏及肿瘤分割方法
作者: 郭贝贝, 马自萍, 王兴岩, 杨珂
网络首发日期: 2021-04-12
引用格式: 郭贝贝, 马自萍, 王兴岩, 杨珂. 改进 DRLSE 的分步式肝脏及肿瘤分割方法. 计算机工程与应用.
<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20210409.1641.018.html>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

改进 DRLSE 的分步式肝脏及肿瘤分割方法

郭贝贝¹, 马自萍¹, 王兴岩², 杨珂²

1. 北方民族大学 数学与信息科学学院, 宁夏 银川 750021

2. 北方民族大学 计算机科学与工程学院, 宁夏 银川 750021

摘要: **目的** 用于 CT 图像肝脏分割及肝脏肿瘤的分割, 临床与人工智能肝癌的筛查、诊断。由于肝脏肿瘤的数量、位置、大小和形状存在显著差异, 肿瘤与周围组织之间的对比度较低, 因此, 肝脏肿瘤分割准确率受到一定限制。为此, 本文提出改进 DRLSE 的分步式肝脏及肿瘤分割方法。**方法** 第一阶段: 采用分步式分割方法对肝脏进行分割, (1) 采用阈值处理、形态学方法、自适应区域生长方法进行肝脏的粗分割; (2) 采用数学形态对分割结果进行优化, 进行肝脏的细分割; 第二阶段: 构造参数梯度形态学和各向异性扩散滤波的距离正则化水平集演化 (改进的 DRLSE) 模型进行肝脏肿瘤分割。该方法消除了水平集曲线演化过程中需要重新初始化, 避免了陷入局部极小值引起数值误差。**结果** 利用 3Dircadb 数据集验证方法的有效性, 计算了 DICE、VOE、ASD 和 MSD 指标评估分割的性能, 实验结果表明分割性能均优于比较算法。**结论** 该方法无需进行训练过程和统计模型的建立, 对于复杂的形状和强度变化的 CT 图像分割效果尤为明显, 由定量分析的数值结果显示, 改进 DRLSE 的分步式肝脏及肿瘤分割方法克服了原始 DRLSE 算法分割有噪声的 CT 图像易陷入局部极小值, 提高了分割准确率, 具有较强的鲁棒性, 为医生诊断和治疗肝癌提供帮助。

关键词: 水平集; 区域生长算法; 距离正则化水平集演化 (DRLSE); 三维重建; 各向异性扩散滤波

文献标志码: A **中国图书分类号:** TP311 **doi:** 10.3778/j.issn.1002-8331.2011-0281

DRLSE - based split - step Liver and Tumor Segmentation Algorithm

GUO Beibei¹, MA Ziping¹, WANG Xingyan², YANG Ke²

1. School of Mathematics and Information Science, North Minzu University, Yinchuan, Ningxia, 750021, China,

2. School of Computer Science and Engineering, North Minzu University, Yinchuan 750021, China

Abstract: Objective For CT image liver segmentation and liver tumor segmentation, clinical and artificial intelligence screening and diagnosis of liver cancer. Due to the low contrast between the tumor and surrounding tissues and the significant differences in the number, location, size and shape of liver tumors, segmentation accuracy of liver tumors is limited to some extent. Therefore, This paper developed an revised DRLSE method with step-by-step procedure for the liver and liver tumor segmentation. **Method** First procedure: The liver was segmented by stepwise

基金项目: 国家自然科学基金(No.61462002); 北方民族大学重大专项项目(No.ZDZX2001801); 宁夏高等学校一流学科建设(数学学科)(No. NXYLXK2017B09); 北方民族大学视觉与虚拟现实创新团队; 北方民族大学研究生创新项目(No:YCX20091); 国家自然科学基金(No.61907012)。

作者简介: 郭贝贝 (1993—), 女, 硕士研究生, 研究领域为图像与图形处理; 马自萍 (1977—), 女, 通信作者, 博士, 副教授, 研究领域为图像与图形处理, E-mail:maziping@tom.com; 王兴岩 (1998—), 男, 硕士研究生; 杨珂 (1996—), 女, 硕士研究生。

segmentation.(1) the liver was coarsely segmented by thresholding, Morphological filter, and adaptive region growth methods. (2) the segmentation results were optimized by mathematical morphology for liver segmentation. Second procedure: we revised DRLSE by parameter gradient morphology and anisotropic diffusion filter for liver tumor segmentation, which aimed to eliminate the reinitialization process in the level set evolution and avoid the numerical error caused by falling into local minimum value. **Result** In order to verify the validity of the proposed method, we conducted many experiments on three Dircadb data sets, the values of DICE、VOE、ASD and MSD indexes were calculated to evaluate the performance of the segmentation. The experimental results demonstrate that performance of the proposed method was much better than the compared methods in the literature. **Conclusion** The proposed method does not need to build training process and statistical model, which is especially effective for CT image segmentation with complex shape and intensity changes. The numerical results of quantitative analysis show that the proposed method could avoid to fall into local minimum value of the original DRLSE algorithm for noise CT image, improved the precision rate of liver and tumor segmentation and had strong noise robustness, which can help doctors to diagnosis and treatment liver cancer.

Key words: level set; region growing; distance regularized level set evolution (DRLSE); 3D reconstruction; anisotropic diffusion filtering

电子计算机断层扫描(CT)是诊断疾病的重要工具, 广泛用于肝癌的筛查、诊断。准确地从CT中分割肝组织是计算机辅助肝病诊断和手术计划的关键步骤。然而, 由于患者之间肝肿瘤的数量, 位置, 大小和形状存在显著差异, 此外, 肿瘤边界总是模糊不清, 且肿瘤与周围组织之间的对比度很低, 因此肝肿瘤的准确分割仍然是比较困难的任务。

在过去的几十年, CT 图像中肝脏分割主要根据腹部 CT 图像的强度、纹理和其他信息设计算法, 包括区域生长、阈值、水平集算法等。由于传统区域生长算法依赖于人工选取的种子点, 基于此, Thomaz 等人对传统区域生长算法进行优化^[1], 用 t 位置尺度分布获得目标区域的位置和尺度参数进行分割。该方法不依赖于人工选取的种子点, 但是不具有广泛的适应性。在此方法基础上, Tan S 等人提出一种具有曲率策略的自适应区域生长算法, 该方法成为肿瘤分割提供极具潜力的工具之一^[2]。然而, 该方法的效率取决于组织的均匀性, 有时会出现欠分割。为解决此问题, Arica S 等人进行研究^[3], 利用区域生长法对肝脏 CT 图像中的相似组织和不同组织进行分解, 对每个连通区域选择一个种子点, 通过区域生长算法来进行分割, 有效的解决了上述问题。在文献

[4]中, Zeng 等采用双高斯滤波和 K-均值聚类混合算法应用于 CT 肝血管分割。该方法的两种不同分割策略, 获得了 98.2% 平均准确度, 73.0% 的 Dice 和 2.56 mm 的 RMSD, 但不具有普遍适用性。为提高适用性, Chartrand G 最初设置 3~10 个种子点, 并手动调参以提高准确率。在该方法中, 每个图像处理需要 3 分钟左右^[5]。自从 1988 年水平集算法^[6]被 Osher 和 Sethian 提出以来, 就被图像分割、建模及计算机视觉领域广泛应用。一些学者基于水平集方法做了相关的研究工作。Zheng 等^[7]结合肝脏 CT 图像区域及边缘信息提出统一水平集方法 (LSM) 用于肝脏肿瘤分割, 该算法在 3Dircadb 数据集上验证, 结果显示 VOE (体素重叠误差) 为 11.9%, 体积差 (RVD) 为 18.5%, 平均表面距离 (ASD) 为 1.3, 最大表面距离 (MSD) 为 4.6, 提高了肝脏肿瘤分割的准确率。此外, Li^[8]使用似然能量与边缘能量结合在一起的水平集算法, 算法在 18 个临床数据集上验证显示 RVD 为 $-8.1\% \pm 2.1\%$, ASD 为 2.4 ± 0.8 mm, MSD 为 7.2 ± 3.1 mm, 其结果在分割性能上有所提高。为克服肝脏 CT 图像中的强度不均匀性, Yang 等^[9]首先采用稀疏形状成分粗分割肝脏, 然后用水平集进行分割结果优化, 最后在数据集 3Dircadb 上验证分割性能,

该方法的平均 ASD、MSA、VOE 和 RVD 分别为 1.6 mm, 27.2 mm, 9.2% 和 0.5%, 在正常肝脏和病理肝脏上有更准确的分割效果。近年来, 基于传统机器学习的图像分割方法在肝脏肿瘤分割场景中发挥了积极作用。文献[10]通过确定的感兴趣区域进行训练卷积神经网络(CNN)来构造分类器, 之后在分类器中进行肿瘤的细分, 但此方法比较依赖于事先人为标定的区域。为此, Wang X^[11]提出一种新的算法分割肿瘤, 该方法通过支持向量机和改进的水平集, 提取图像的不同区域的纹理特征, 采用 SVM 分类器以检测可疑的病变区域, 获得完整的 CT 图像肿瘤分割。近来, 深度学习在图像分割中也大展身手^[12-15], 它是一种端到端的黑洞学习网络, 极大的提高了肿瘤分割的准确率, 但是会经常遇到梯度爆炸和梯度消失等问题, 使其不被广泛适用。

水平集算法广泛应用于医学图像, 但由于传统的水平集算法稳定性差, 计算复杂度高且耗时费力, 导致曲线演化速度慢、分割精度低。基于此 Li 等^[16]提出的距离正则化水平集算法(DRLSE)加快了曲线演化速度。但是 DRLSE 方法的水平集曲线演化时在图像噪声点处容易陷入局部极小值, 不利于肝脏肿瘤的分割。为此, 本文提出一种改进 DRLSE 的分步式肝

脏及肿瘤分割方法, 提高了分割准确率, 具有较强的鲁棒性。

1 改进 DRLSE 的分步式肝脏及肿瘤分割方法

改进 DRLSE 的分步式肝脏及肿瘤分割方法采用区域生长方法对 CT 图像中肝脏进行分割, 设计各向异性扩散滤波模型和参数梯度形态学模型, 构造边缘信息矩阵对肝脏肿瘤进行分割。

1.1 算法步骤

首先, 通过设置窗值增加 CT 肝脏与周边组织的对比度^{[17][18]}, 通过预处理去除脊柱、肌肉和血管等组织, 设置种子点得到初始的肝脏轮廓, 使用数学形态学对分割的肝脏进行细化得到肝脏 CT 图。其次, 利用参数梯度形态学增强肝脏肿瘤边缘聚合度以减小肝脏肿瘤轮廓位置偏移, 然后基于各向异性扩散滤波在降低肝脏肿瘤噪声时保留边界及线条特征避免图像噪声引起局部极小值。最后, 利用真实图像与偏置场这两项乘积分割肝脏肿瘤, 使用水平集设置符号距离特征的互补方法执行最终的分割。具体算法步骤如图 1 所示。

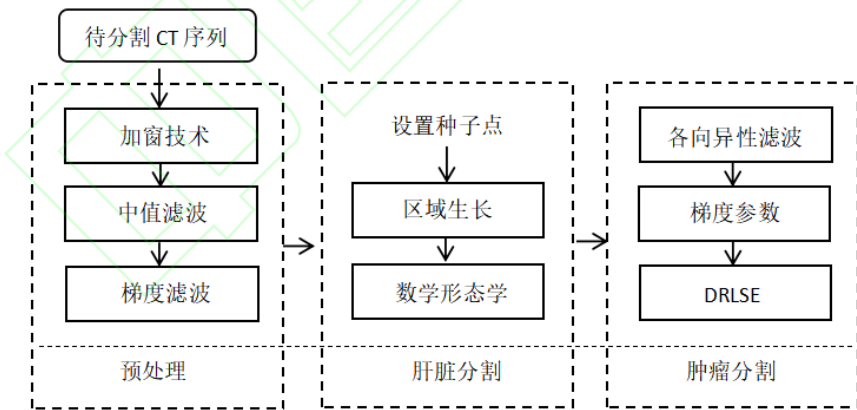


图 1 肝脏肿瘤分割算法步骤

Fig. 1 Flow chart of liver tumor segmentation

1.2 数据预处理

数据预处理的目的是增强原始腹部 CT 图像中肝脏与其他组织之间的对比度, 不仅为种子提供良好的区域生长环境, 而且有利于水平

集的分割。主要分为 5 个步骤, 预处理结果如图 2 所示。

(1)加窗技术^{[19][20]}: 为了增强肝脏与周围组织的对比度, 利用人体各个组织器官的密度不同, 选取适合肝脏的 HU 值(这里选-75, 175)

进行归一化处理，去除不相关因素影响。

在医学上，以 CT 值来表示不同组织对 X 射线吸收的差异，单位是 HU (Hounsfield unit)，关系式为：

$$CT \text{ 值} = \frac{uM - uW}{uW} \times \alpha \quad (1)$$

$$G(V) = \begin{cases} 0, V < WL - \frac{WW}{2} \\ \frac{255}{WW} (V + \frac{WW}{2} - WL), WL - \frac{WW}{2} < V < WL + \frac{WW}{2} \\ 255, V > WL + \frac{WW}{2} \end{cases} \quad (2)$$

其公式的含义就是指把窗宽范围内的 CT 值映射到 0~255，而把窗宽范围以外的 CT 值赋给 0 或者是 255。根据医生多年的临床诊断经验，对于要分割的肝脏图像，选用合适的窗宽 $WW = 250$ ，窗位 $WL = 50$ ，线性映射为 $[WL - \frac{WW}{2}, WL + \frac{WW}{2}] = [-75 \text{ HU}, 175 \text{ HU}]$ 。按照公式就是把 CT 值小于 -75 HU 的灰度值设为 0，把大于 175 HU 的灰度值设为 255，CT 值在范围 $-75 \text{ HU} \sim 175 \text{ HU}$ 的映射到 0 ~ 255，使得图像细节更清楚，有利于分割。如图 2(b)为数据加窗处

其中， uM 是组织吸收 X 射线的系数， uW 是水的吸收系数， α 是分度因数 1000。在 CT 图像的诊断中，医生通常会设置不同的窗技术对所需观察的组织进行分析，CT 窗技术包括窗宽 (Window Width, WW) 和窗位 (window Level, WL)，加窗技术就是把 CT 值进行线性映射：

理展示，其中(a)为未处理的 CT 图像，其肝脏部分与周围组织对比度低，而经过加窗处理后如图(b)所示，对比度明显提高且去除了肝脏周围的噪声，便于观察。

(2)中值滤波^[21]：中值滤波的目的是去噪，其基于误差绝对值之和最小来确定滤波器。其数学原理是：假设 $\{x_i\} (1 \leq i \leq N)$ 是一组观测数值，求 $\{x_i\}$ 无限逼近 \bar{x} ，使得绝对误差之和(3)达到最小，为了达到要求必须满足公式(4)。得到去噪的腹部 CT 图(见图 2(c))。

$$Q = \sum_{i=1}^N |x - x_i| \quad (3)$$

$$\frac{dQ}{dx} = \frac{d}{dx} \sum_{i=1}^N |x - x_i| = \frac{d}{dx} [(x - x_i)^2]^{1/2} = \sum_{i=1}^N \frac{x - x_i}{|x - x_i|} = \sum_{i=1}^N \text{sign}(x - x_i) = 0 \quad (4)$$

(3)阈值转换：

$$\text{设 } f(i, j) = \begin{cases} 255 & f(i, j) \geq t \\ 0 & f(i, j) \leq t \end{cases} \text{ 其中 } t \text{ 为设置的}$$

图像阈值(Threshold)。经过二值转换后可以为区域生长提供良好的生长条件，见图 2(d)。

(4)各向异性扩散滤波^[22]

对于具有肝脏及其肿瘤周边的灰度对比度低、边界模糊等特点，采用各向异性扩散滤波平滑图像能在去除噪声的同时保持边界。各向异性扩散滤波也叫 P-M 扩散，在对图像进行处理时用于保持图像细节特征的同时减少噪声，利用物理学中热传导原理，数学表达式如下所示：

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \nabla I) = \nabla c \nabla I + c(x, y, t) \Delta I \quad (5)$$

$$c(\|\nabla I\|) = e^{-(\|\nabla I\|/K)^2} \quad \text{or} \quad c(\|\nabla I\|) = \frac{1}{1 + (\frac{\|\nabla I\|^2}{K})} \quad (6)$$

式中， div 代表散度算子， $c(x, y, t)$ 代表扩散系数，目的是控制扩散速率，与扩散系数成正比， ∇ 是梯度算子， Δ 代表 Laplacian 算子， $\|\nabla I\|$ 代表 t 时刻时 $I(x, y)$ 的梯度模， K 代表控制边缘敏感度的热传导系数， $c(\cdot)$ 为扩散系数。

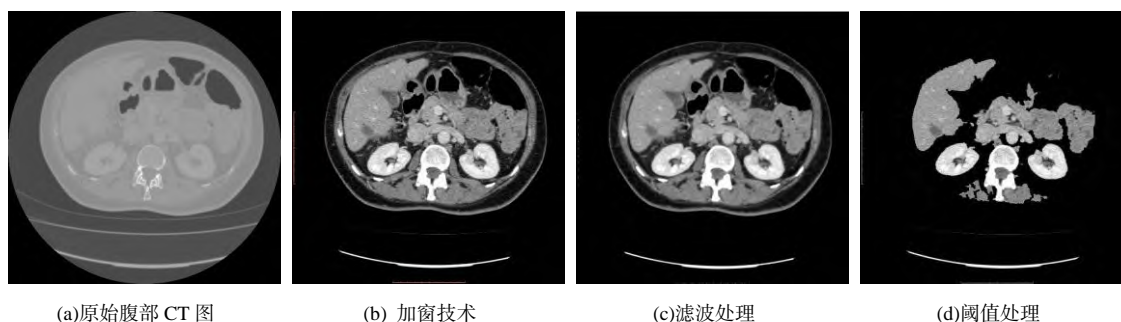


图 2 混合图像预处理(加窗技术、中值滤波、二值转换)结果

Fig. 2 Results of mixed image preprocessing (windowing technique, median filtering, binary conversion)

1.3 分步式一：基于区域生长的

肝脏分割

采用分步式分割方法对肝脏进行分割,(1)采用阈值处理、形态学方法、区域生长方法进行肝脏的粗分割;(2)采用数学形态对分割结果进行优化,进行肝脏的细分割。

改进的区域生长算法: 1.先做加窗处理,增加肝脏与周围组织之间的灰度值对比。把原始 CT 图像与加窗 CT 图像作差分计算。2.对差分计算后的图像做阈值二值化处理并筛选连通区域,选取连通区域的质心作为拟区域生长算法的种子点。3.利用先验知识由用户根据实际情况给出初始种子点 seed,种子点数目可以是一个也可以是多个。4.根据设定的种子点判断其邻域像素点是否符合生长条件,如果符合即把像素点收到已经分割的区域内,继续迭

代,如若邻域不符合生长条件,则算法停止。该算法是人为操作的交互式图像分割方法,目的是将除肝脏之外的背景部分删除,提高算法的运行效率。

本文利用CT图像中静脉期肝脏的连通性、鲁棒性的特点,基于人体视觉比较像素(i,j)与邻域区域颜色和纹理人工选取种子点。结果如图3所示,其中(a)所示为原始腹部 CT 图像,(b)为阈值处理后的图像,(c)为选取区域生长的种子点位置,应用形态学滤波和区域生长算法得到分割肝脏图像如(d)所示。从图中可以看出,(b)进行阈值处理后的图像,去除了部分背景图像,(d)列中图像显示,去除了腹部 CT 图像中部分脊柱和血管及与肝脏周边灰度对比度低的肌肉等组织,得到了较平滑的肝脏分割图像。

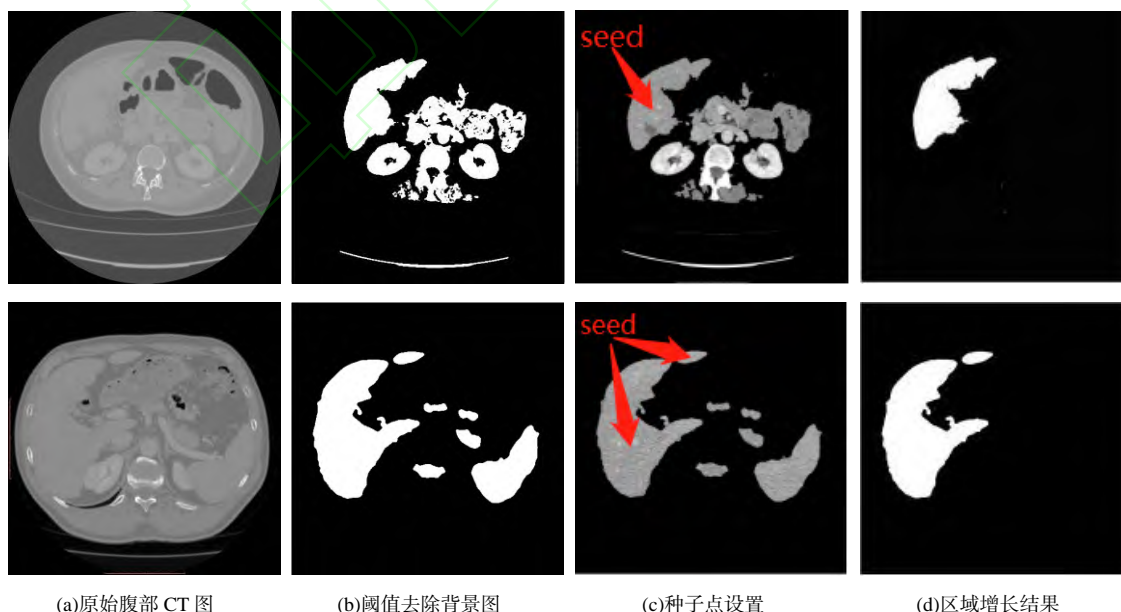


图 3 不同类型的种子区域增长示意图

Fig. 3 Growth diagram of different types of seed regions

经过分割后得到肝脏图像,使用数学形态学对其进行优化,结果如图4所示,由图可以看出,(a)为区域生长算法的肝脏结果,分割的肝脏图像边界处出现多余的部分,且局部边缘



(a)区域生长分割

不光滑如图。为此,采用数学形态学优化肝脏粗分割结果,结果如图(b)所示,从图中可以看出剔除边界毛躁的部分以光滑边缘,优化了肝脏分割结果。



(b)数学形态学优化

图4 肝脏分割结果

Fig. 4 segmentation results of the liver

1.4 分步式二：改进 DRLSE 方法

的肝脏肿瘤分割

本文提出了改进 DRLSE 模型,通过结合参数梯度形态学与各向异性扩散滤波构造对噪声不敏感的边缘信息刻画矩阵,对 DRLSE 算法进行修正,并对肝脏肿瘤进行分割。该方法使得水平集函数和符号距离函数距离尽可能小,在水平集的基础上添加了水平集正则化项,使得水平集曲线在演化时可以避免重新初始化就能顺利达到目标边界。

模型的能量函数是:

$$\begin{aligned} \varepsilon(\phi) &= \mu R_p(\phi) + \lambda L(\phi) + \alpha A(\phi) \\ &= \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx + \lambda \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx + \alpha \int_{\Omega} g H(-\phi) dx \end{aligned} \quad (7)$$

式中: ϕ 是定义域 $\Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 上的水平集函数, μ 是正则化权重系数且 $\mu > 0$, λ 是长度项权重系数, α 是面积项权重系数, $\delta(x)$ 和 $H(x)$ 分别表示 Dirac 函数和 Heaviside 函数。

$$\text{式(7)中首项 } R_p(\phi) = \int_{\Omega} p(|\nabla \phi|) dx$$

它是水平集函数 ϕ 的正则化项,为纠正水平集函数 ϕ 与符号距离函数的误差,以保证水平集函数 ϕ 在曲线演化过程中与符号距离函数无限接近,避免在演化过程中出现重新初始化水平集演化曲线的步骤。

其中, p 使得水平集函数 ϕ 在零水平集附近始终保持距离特性,其定义如下:

$$p(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi s^2)), & s \leq 1 \\ \frac{1}{2} (s-1)^2, & s \geq 1 \end{cases} \quad (8)$$

式(7)中第二项是水平集函数 ϕ 的正则化项 $L(\phi) = \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx$ 。它的作用是使得水平集演化曲线在演化过程中无限接近与目标区域边界,且 g 是基于图像梯度的边缘停止函数,本文改进式 DRLSE 模型采用 g 的表达式为:

$$g = \frac{\Delta}{1 + |\nabla G * I(x)|^2} \quad (9)$$

式中 G 表示各向异性扩散滤波与参数梯度形态学相结合的滤波,它使得平滑噪声的同时能够完好的保留区域目标边界。在扩散过程中不同方向的扩散取决于图像梯度值的变化情况,每一次扩散相当于一次迭代,每次迭代都是对当前像素的灰度值进行重新计算,因此避免陷入局部极小值^[22]。 $I(x)$ 为待分割图像。则最小化能量泛函 $\varepsilon(\phi)$ 的梯度下降流为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \text{udiv} \left(d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi \right) + \lambda \delta_{\varepsilon}(\phi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha g \delta_{\varepsilon}(\phi) \quad (10)$$

∇ 是梯度算子,在平坦的图像区域中,图像梯度小使得水平集演化曲线演化快;当水平集曲线演化到目标图像边缘处时,图像梯度变大,此时曲线停止演化,停留在目标区域的边界处。式(7)中的最后一项是以 g 函数为权重的加权面积项, $\alpha A(\phi) = \alpha \int_{\Omega} g H(-\phi) dx$ 用来加快水平集曲线在演化过程中的速度,当初始轮廓在目标

区域边界的外部时, α 取正值能够促使水平集曲线朝着目标区域边界快速靠拢; 当初始轮廓处于目标区域边界内部时, α 取负值可以使得水平集曲线向目标区域边界快速接近。

1.5 评价指标

为了评估我们方法的性能, 本文采用以下评价指标: 重合率(Dice)、体素重叠误差(VOE)^[23]、平均表面距离(ASD)、最大表面距离(MSD)^[24]和相对体积误差(RVD)。

重合率(Dice, dice coefficient)是衡量两个图像的重叠部分, 其计算过程如式所示, 即表示放射科医生勾出的肿瘤部分和我们分割出的肿瘤结果的重合率, 取值范围在[0,1]之间, Dice 的目标是最大化放射科医生勾画肿瘤和分割肿瘤的重叠部分, 该值越大表示分割越准确。

$$Dice = \frac{2TP}{2TP + FP + FN} \quad (11)$$

其中“ TP ”对应正确检测到的肝脏像素的数量, “ TF ”对应正确检测到非肝脏像素的数量, “ FP ”对应错误检测到肝脏像素的数量, “ FN ”对应于错误检测到非肝脏像素的数量。

(2) 平均表面距离 (Average Symmetric Surface Distance, ASD): 平均表面距离是以算法分割出的肝脏体素与医生勾出的肝脏体素为基础进行测量, 单位为毫米。其中肝脏体素的定义为: 在分割出的肝脏空间周围的 18 个相邻像素里, 至少有一个像素不是肝脏区域。将算法分割的肝脏与医生分割的肝脏之余同一空间中, 利用欧式距离计算算法分割的肝脏与医生分割的肝脏最近距离。其中, 平均表面距离为所有最近距离的平均值, 当分割出的结果完全一致时, 这个距离为 0。令 $S(A)$ 为算法分割出的肝脏所有表明像素, $S(B)$ 为医生分割出的肝脏所有表明像素。则任意像素 v 到 $S(A)$ 的最短距离为:

$$d(v, S(A)) = \min_{S_A \in S(A)} \|v - S_A\| \quad (12)$$

$\| \cdot \|$ 表示欧式距离。其中, 平均表面距离定

义为:

$$ASD(A, B) = \frac{1}{|S(A) + S(B)|} \left(\sum_{S_A \in S(A)} d(S_A, S(B)) + \sum_{S_B \in S(B)} d(S_B, S(A)) \right) \quad (13)$$

(3) 体素重叠误差(VOE, Volumetric Overlap Error)与 Dice 较为相似。但不同的是, 重合率 Dice 是评估算法分割出的肝脏与医生勾出的肝脏的重合率, 而体素重叠误差是评估重叠错误率的。即当预测结果和真实结果完全一致时, 体素重叠误差 VOE 为 0, 反之, 当它们完全不一样时, 体素重叠误差 VOE 为 100。

$$VOE(A, B) = 100 \times \left(1 - \frac{|A \cap B|}{|A \cup B|} \right) \quad (14)$$

其中 A 和 B 分别是由放射科医生勾出的肝脏部分和我们分割出的肝脏。

(4) 最大表面距离 (Maximum Symmetric Surface Distance, MSD): 最大表面距离也需要先计算算法分割的肝脏与医生分割肝脏的欧式距离。对于完全一致的分割, 结果应该是 0。最大表面距离的定义如下:

$$MSD(A, B) = \max \left\{ \max_{S_A \in S(A)} d(S_A, S(B)), \max_{S_B \in S(B)} d(S_B, S(A)) \right\} \quad (15)$$

由于最大表面距离对异常值很敏感, 所以我们可以通过它预测结果的最坏情况。因为肝脏的特殊情况, 预测坏的情况导致的后果比一般的分割误差导致的后果更严重。所以这里也使用最大表面距离作为评估分割结果的指标之一。

(2) RVD(relative volume difference): 表

示两者体积之间的差异, 数学定义如下。

$$RVD = \left(\frac{S(A)}{S(B)} - 1 \right) * 100 \% \quad (16)$$

$S(A)$ 为算法分割出的肝脏所有表明像素, $S(B)$ 为医生分割出的肝脏所有表明像素。

2 实验及结果分析

为了验证本文算法的有效性, 设计了 3 个实验, 1)使用 3Dircadb 数据集随机抽取 4 组图像测试, 对其进行肝脏分割并定量分析。2)对分割好的肝脏图进行肿瘤分割并与其他算法的指标进行比较。3)为验证不同参数变化时的肿瘤分割情况。

在所有实验中, 本文算法参数设置如下所示: $c_0 = 2$, $\mu = 0.2$, $\lambda = 5$, $\alpha = -3$ 。本次实验主要分为两个阶段, 第一阶段是肝脏的分割。具体步骤如下, 首先对原始输入图像进行一系列预处理, 以增强肝脏与背景的对比度, 利用

灰度值去除冗余信息,为区域生长算法提供种子点。然后,在图像上设置种子点,得到肝脏的初始轮廓。最后,利用数学形态学,对粗肝脏分割进行细化得到最后的分割结果图,对分割图像进行指标分析。通过 VTK 和 ITK 对二维肝脏 CT 图进行三维重建。第二阶段分割肝肿瘤,在第一阶段肝脏分割的基础上,结合参数梯度形态学和各向异性扩散滤波,应用优化的水平集算法对肝脏进行肿瘤提取,利用优化真实图像与偏置场这两项乘积分割肝肿瘤使用改进的 DRLSE 算法进行肿瘤分割,计算 DICE、VOE、ASD 和 MSD 指标评估分割的性能。

实验环境为在 Intel(R) Core(TM)i7-855U CPU, 16.0 GB(15.9 GB 可用)、Windows 10 环境下采用 Matlab R2016a 编写,使用 3Dircadb 数据集^[25],该数据集包含了来自欧洲医院的 20 个静脉期增强 CT 扫描图,其中 10 套是女

性检查的 CT 图,10 套是男性检查者的 CT 图。数据集中有 15 例序列的病人其肝脏区域显示不同程度的肿瘤病变现象,CT 图像中切片层内的分辨率在 0.56 mm~ 0.81 mm 之间,单层切片的大小为 512×512,厚层在 1.2 mm~ 4 mm 之间,切片数量在 74~225 之间。

实验 1:实验采用 3Dircadb 数据集随机抽取 4 组图像对其进行肝脏分割并定量分析,实验结果图 5 所示。在图 5 中,(a)为 512×512 的扫描腹部 CT 原始图像,图中肝脏区域与周边组织对比度不明显且含有噪声,图(b)为专家手工标注分割结果图。图(c)为采用本文算法,分割肝脏结果图,对比图(b)与图(c)观察得到本文算法的分割结果与专家标注的结果较为接近,充分证明了本文算法的准确性和可行性,图(d)为分割结果映射到扫描腹部 CT 图像上。

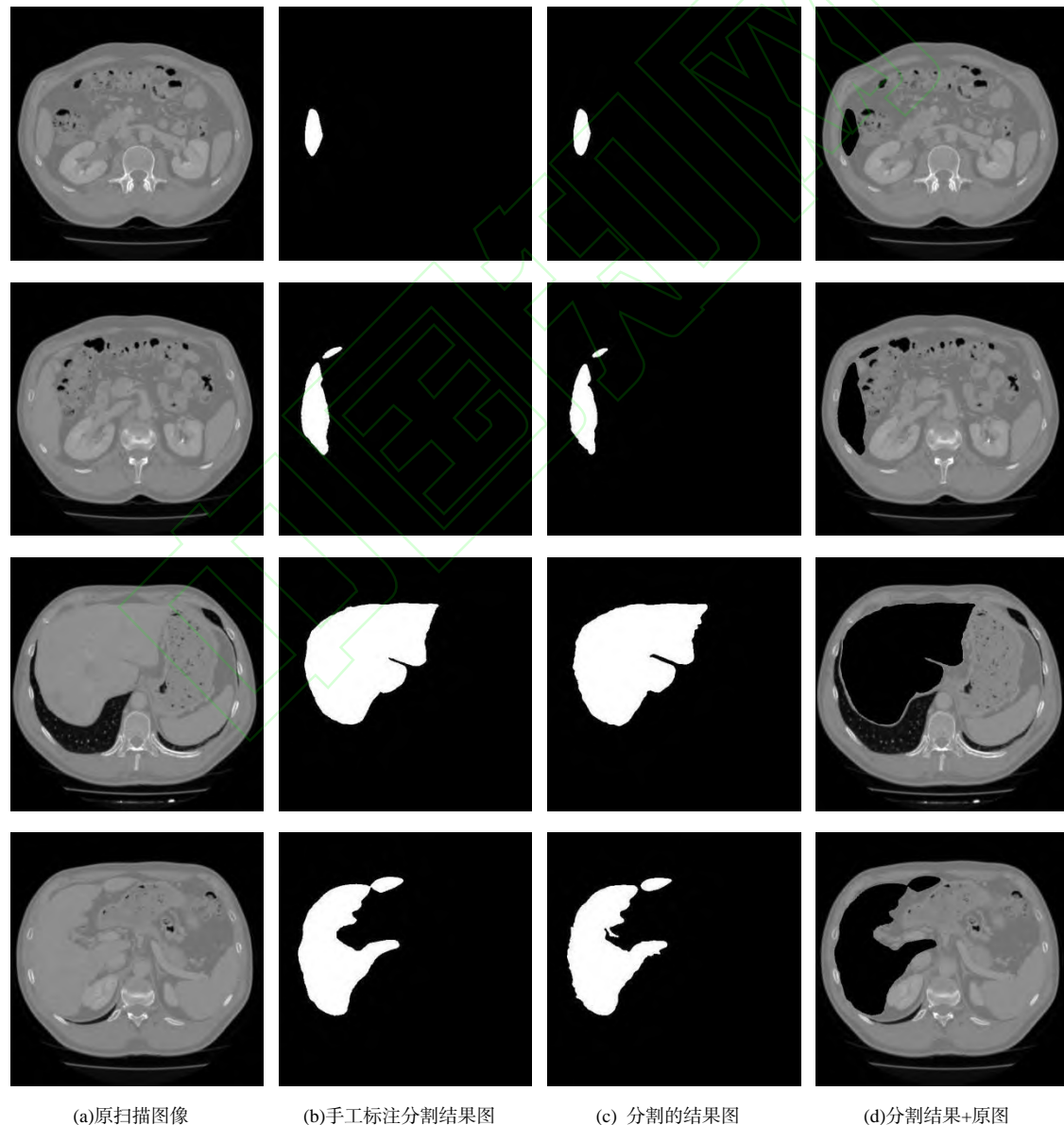


图 5 肝脏分割结果

Fig. 5 Segmentation results of the liver

为了更准确的评价算法分割精度,下面使用定量指标:DICE、ASD、VOE 和 MSD 来衡量不同算法之间的分割肝脏效果。在 3Dircadb 数据集上对 U-net 算法^[26]、图形切割算法^[27]、MARS-GC 算法^[28]和 Graph cuts 算法^[29]进行了比较,得到结果如下所示,其中 DICE 值越接

近于 1, ASD、VOE 和 MSD 的值越接近于 0,说明分割算法性能越好。改进 DRLSE 的分步式肝脏及肿瘤分割方法与其他分割算法进行比较, DICE 值为 93.94、ASD 值为 0.97, VOE 值为 2.74,均优于其他四个算法,如表 1 所示。

表 1 五种算法的肝脏 CT 图分割结果对比

Table 1 Comparison of liver CT image segmentation results of five algorithms				
算法	CDICE/%	DASD/%	EVOE/%	DMSD/mm
U-net 算法	72.90	19.40	39.00	119.00
图形切割算法	----	0.8	5.7	20.5
MARS-GC 算法	93.16	7.82	4.96	22.96
Graph cuts 算法	92.98	1.53	6.81	21.57
本文算法	93.94	0.79	2.74	20.75

为了方便医生直接检查患者肝脏是否有病灶,及早的发现肿瘤的位置,需要利用 VTK 和 ITK 系统^[30-31]将分割后的二维切片重建成肝脏区域三维立体结构。肝脏三维可视化(three dimensional visualization)用于显示肝脏

三维形态,基于 CT 肝脏图像进行数据分析、融合、渲染等,对肝脏的空间分布进行描述,并直观地从视觉上分离,为手术方案提供决策^[32]。如图 6 所示,在一定程度上提高了医生的工作效率,减轻患者经济上的负担。

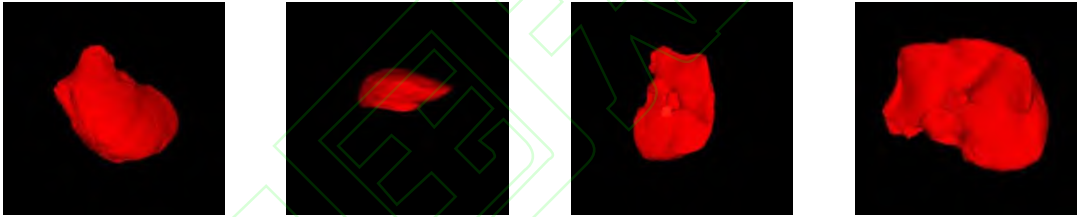


图 6 三维重建

Fig. 6 3D reconstruction

实验 2: 基于以上肝脏 CT 图像的分割,进行第二阶段肝肿瘤分割,此时采用了优化水平集对肝脏 CT 图像进行肿瘤分割。图 7 为本文采用改进模型分割准确度验证,选用 3Dircadb 中的四幅分割好的肝脏 CT 图,图像大小均为 512×512,第一幅图的肝脏肿瘤位于肝脏边界,容易产生边缘泄露,第二幅图肝脏肿瘤位于肝脏内部,且周围有血管包围,第三幅图肝脏肿瘤产生了拓扑现象,由一个肝脏肿瘤变为两个,第四幅图肝脏中存在 3 个肿瘤。以此分别对比了不同的 DRLSE 算法的分割效果,从图中可以看出,三个算法都可以分割出肝脏肿瘤区域,但是图(a)为采用了 δ 和 α 的 DRLSE 模型,由于 DRLSE 模型中的高斯滤波

破坏了肿瘤区域的边界信息,影响了水平集曲线在演化过程中的判别何时停止演化边界的能力, DRLSE 模型通过迭代了 350 次,产生了边界泄露,无法准确的分割肿瘤的边界,出现过分割现象;如图(b)所示为边界函数中添加了梯度参数形态学函数,在新的边界指示函数作用下,避免了高斯滤波对肝脏肿瘤边界的破坏,得到比(a)图好的分割效果,但是出现了欠分割。本文采用梯度参数形态学函数和各向异性扩散滤波的水平集算法,得出分割结果(c),相比其他算法,本文算法的演化曲线能够相对准确的停留在肝脏肿瘤的边界并且演化曲线平滑,有效增强了肿瘤与周边对比度,并很好的保留边界信息,得到了较好的分割效果。

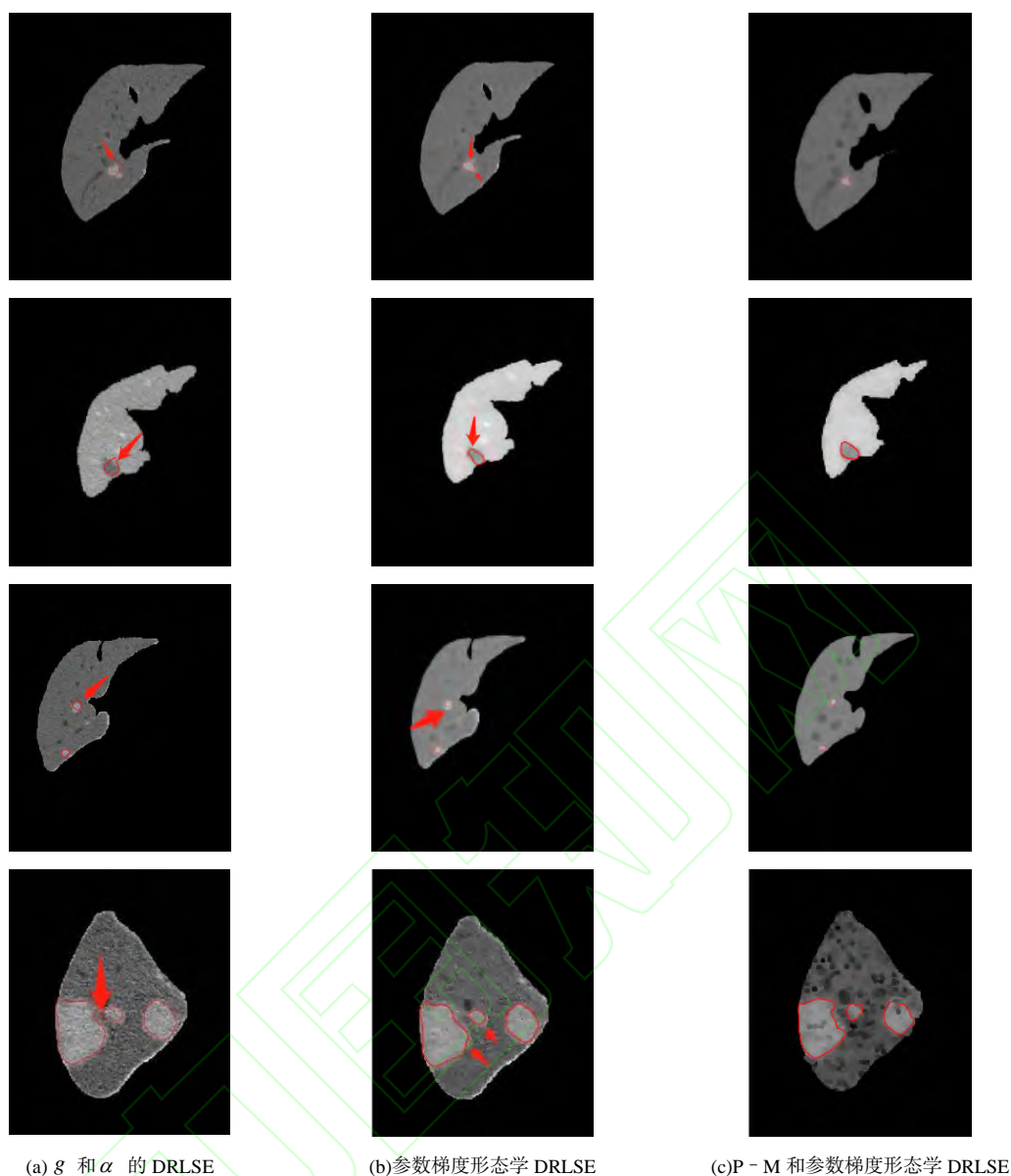


图 7 实验对比图

Fig. 7 Comparison of experiments

为了更准确的评价分割性能，下面选用 3Dircadb 中的四幅分割好的肝脏肿瘤 CT 图，采用 ASD、VOE、MSD 和 RVD 指标与文献 [33]、文献[34]、文献[35]、文献[36]、文献[37] 和本文算法对弱边缘肝脏肿瘤 CT 图的分割效果进行对比。如表 2 所示，列出四项评价指标的平均值，表中 ASD(即平均表面距离越接近于 0 表示分割效果越好)本文算法的 ASD 平均为 0.75，比其他算法平均值 1.55、1.74、1.29、

1.11、0.84 更接近于 0，分割精度平均值高出 0.74。VOE(体素重叠误差)平均值为 5.8，比其他算法的平均值高出 0.328。算法 MSD(最大表面距离)与 RVD(分割差异)平均值为 9.03、-0.95，对比其他算法针对的分割精度平均值高出 1.37、-1.35，相对而言本文算法在图像验证上得到的指标更好。由此可见不论从定量还是定性的角度，均验证了本文算法的有效性。

表 2 不同方法对 3Dircadb 肝脏肿瘤分割效果比较

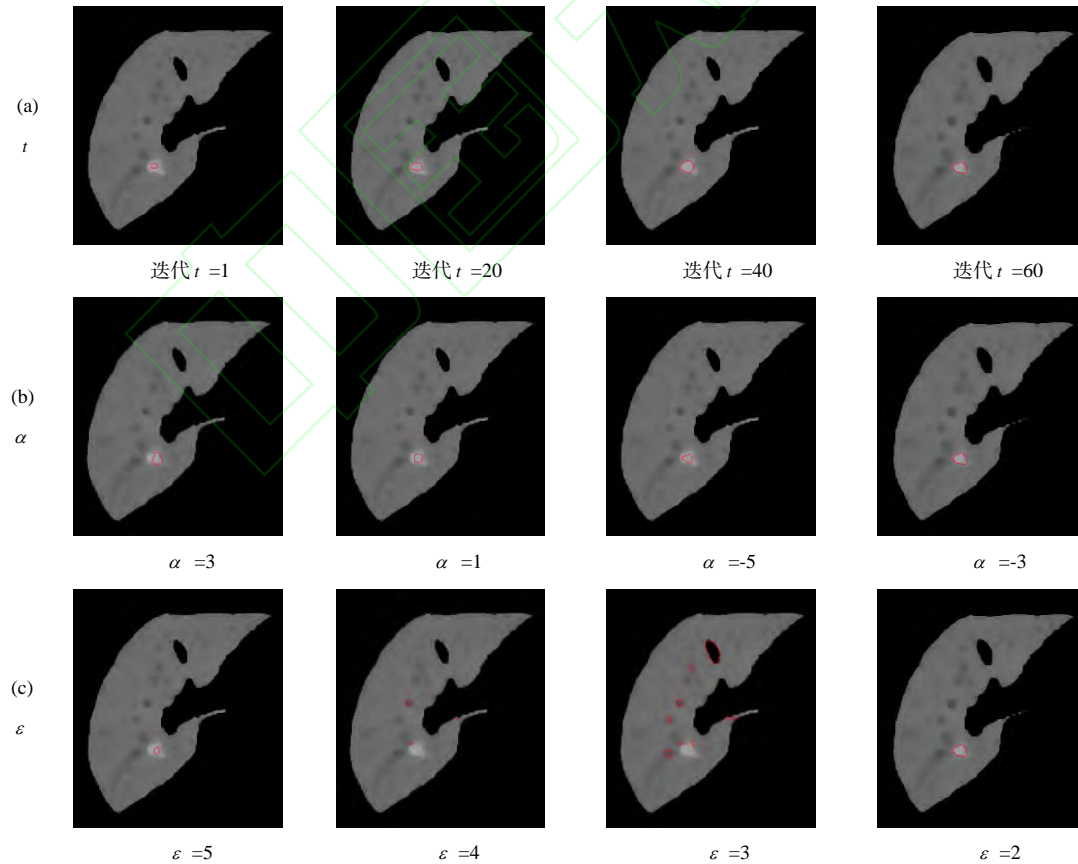
Table 2 Comparison of the segmentation effects of different methods on 3Dircadb liver tumors

方法	DASD/%	EVOE/%	DMSD/mm	RVD/%
文献 33	1.55	9.15	28.22	- 0.07
文献 34	1.74	10.34	26.83	1.55
文献 35	1.29	6.73	9.68	- 1.02
文献 36	1.11	6.34	9.49	1.15
文献 37	0.84	5.98	21.4	0.05
本文方法	0.75	5.8	9.03	-0.95

实验(3)为了验证参数变化对分割结果的影响,在本文算法中设计以下几组实验进行测试。

其中图 8(a)是迭代参数 t 的变化对分割结果的影响,设定不同参数 $t=10, t=20, t=40, t=60$ 时,对图 7 中的数据进行测试。从图 8(a)观察,尽管初始曲线开始演化时,分割效果不好,但是随着迭代次数的增加,分割结果逐渐变好,当迭代次数达到 60 次时,改进算法收敛于目标值,分割达到较好的效果。图 8(b)是面积项权重系数 α 变化时对分割结果的影响, α 是面积项权重系数用来加快曲线分割目标的速率,

当 α 取不同的参数 $\alpha =3,1,-5,-3$ 时,对图 7 中数据进行测试。从图 8(b)观察, $\alpha =3,1,-5$ 时图像都出现了欠拟合现象,当 $\alpha =-3$ 时,改进算法收敛于目标值,分割达到较好的效果。图 8(c)中 ε 是模型的能量函数,设定不同的参数 $\varepsilon =5, 4, 3, 2$ 时,对图 7 中数据进行测试。从图 8(c)观察,当 ε 取越小的值时,分割的结果越好,但取 2 和取 1 时分割结果是相同的。图 8(d)中的 λ 表示长度项权重系数,由图可以看出当取不同的 λ 值时对肝脏肿瘤的分割结果是一样的,说明本文算法具有较强的鲁棒性。



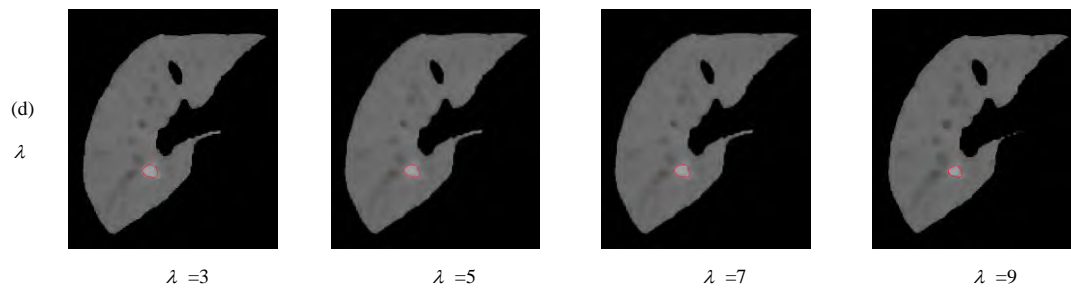


图 8 不同参数对改进 DRLSE 的肝脏肿瘤分割结果图

Fig. 8 Liver tumor segmentation results of improved DRLSE with different parameters

3 结论

在这项工作中，针对 DRLSE 对含噪声的肝脏肿瘤 CT 图分割效果较差，提出一种改进 DRLSE 的分步式肝脏及肝脏肿瘤分割算法。本文通过设置窗值及预处理有效减少血管、肌肉、胰腺等组织对肝脏及肝脏肿瘤分割的影响，通过区域生长算法对肝脏进行分割；在此基础上对肝脏肿瘤进行梯度校正，加入参数梯度形态和各向异性滤波有效避免 DRLSE 算法陷入局部极小值导致过分割。以 3Dircadb 数据集中的 CT 图像为实验对象，并与其他算法进行定性与定量比较，通过分析 DICE、VOE、ASD 和 MSD 指标评估分割效果，表明了本文算法的对肝脏及肝脏肿瘤分割准确度高，证明了本文算法的有效性。由于本文算法在预处理时会丢失部分信息，所以在未来考虑将在此处融入能量函数以解决肝脏及肝脏肿瘤分割问题。

参考文献：

[1] THOMAZ R L,CARNEIRO P C,BONIN J E,et al. Liver segmentation from MDCT using region rowing based on t location-scale distribution[C].//XXV Congresso Brasileiro de Engenharia Biomédica. Anais... Foz do Iguaçu. 2016.

[2] TAN S,Li L,CHOI W,et al. Adaptive region-growing with maximum curvature strategy for tumor segmentation in 18F-FDG PET[J]. Physics in Medicine and Biology, 2017,62(13): 5383.

[3] ARICA S,AVSAR T S,ERBAY G. A Plain Segmentation Algorithm Utilizing Region Growing Technique for Automatic Partitioning of Computed Tomography Liver Images[C].//2018 Medical Technologies National Congress (TIPTEKNO). IEEE, 2018: 1-4.

[4] ZENG Y,LIAO S,TANG P,et al. Automatic liver vessel segmentation using 3D region growing and hybrid active contour model[J]. Computers in Biology and Medicine, 2018,97: 63-73.

[5] CHARTRAND G,CRESSON T,CHAV R,et al. Liver segmentation on CT and MR using Laplacian mesh optimization[J]. IEEE Transactions on Biomedical Engineering, 2016,64(9): 2110-2121.

[6] OSHER S, SETHIAN J. Fronts propagating with curvature dependentspeed: algorithms based on the Hamilton-Jacobi formulation[J]. Journal of Computational Physics, 1988,79(1):12-49.

[7] ZHENG Z,ZHANG X,Xu H,et al. A unified level set framework combining hybrid algorithms for liver and liver tumor segmentation in CT images[J]. BioMed Research International, 2018.

[8] LI C Y, WANG X Y, EBERL S, et al. A likelihood and local constraint level set model for liver tumor segmentation from CT volumes.[J]. IEEE Transactions on Bio-medical Engineering,

2013,60(10).

[9] LI Y, ZHAO Y Q, ZHANG F, et al. Liver segmentation from abdominal CT volumes based on level set and sparse shape composition[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2020,195.

[10] VIVANTI R, EPHRAT A, JOSKOWICZ L, et al. Automatic liver tumor segmentation in follow-up CT scans: preliminary method and results[C]// International workshop on patch-based techniques in medical imaging. Springer, Cham, 2015: 54-61.

[11] WANG X, ZHANG W, CUI Y. Tumor segmentation in lung CT images based on support vector machine and improved level set[J]. Optoelectronics Letters, 2015,11(5): 395-400.

[12] 郭雯, 鞠忠建, 吴青南, 全红, 戴相昆. 基于深度学习的器官自动分割研究进展[J]. 医疗卫生装备, 2020, 41(1):85-94.

GUO W, JU Z J, WU Q N, QUAN H, DAI X K. Research Progress of automatic organ segmentation based on deep learning[J]. Medical and Health Equipment, 2020,41(1):85-94.

[13] 张丽园. 基于 CT 图像的肝部肿瘤的自动分割算法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2019.

ZHANG L Y. Research on automatic segmentation algorithm of liver tumor based on CT image [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology, 2019.

[14] 李雯. 基于深度卷积神经网络的 CT 图像肝脏肿瘤分割方法研究[D]. 深圳: 中国科学院深圳先进技术研究院, 2016.

LI W. Segmentation of Liver tumors in CT images based on deep convolutional neural network[D]. Shenzhen: Shenzhen Institute of Advanced Technology, Chinese Academy of Sciences.

[15] HAVAEI M, DAVY A, et al. Brain tumor segmentation with deep neural networks[J]. Medical Image Analysis, 2017,35: 18-31.

[16] LI C M, XU C Y, GUI C F, FOX M D. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing: a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2010,19(12):.

[17] 李阳, 赵于前, 廖苗, 廖胜辉, 杨振. 基于水平集和形状描述符的腹部 CT 序列肝脏自动分割[J/OL]. 自动化学报: 1-11 [2020-11-12]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180544>.

LI Y, ZHAO Y Q, LIAO M, LIAO S H, YANG Z. Automatic liver segmentation of abdominal CT sequence based on level set and shape descriptor [J/OL]. Automation: 1-11 [2020-11-12]. <https://doi.org/10.16383/j.aas.c180544>.

[18] FAN D, CHENG M, LIU Y, et al. Structure-Measure: A New Way to Evaluate Foreground Maps[C]. international conference on computer vision, 2017: 4558-4567.

[19] 杨雪. 肝脏 CT 图像分割并行处理方法的设计与实现[D]. 辽宁: 大连理工大学, 2016.

YANG X. Design and Implementation of liver CT image segmentation parallel processing method[D]. Liaoning: Dalian University of Technology, 2016.

[20] 裘静韬, 邹俊忠, 郭玉成, 张见, 王蓓. 应用化肝病灶分割的预测方案[J/OL]. 计算机工程与应用: 1-8 [2020-06-04]. <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20191213.1633.012.html>.

QIU J T, ZOU J Z, GUO Y C, ZHANG J, WANG B. Prediction of liver lesion segmentation by application [J/OL]. Computer Engineering and Application: 1-8 [2020-06-04].

- [21]袁勇,张固澜.一种改进的中值滤波方法[J].成都理工大学学报(自然科学版),2013,40(2):125-129.
- YUAN Y, ZAHNG G L. An improved median filtering method[J]. Journal of Chengdu University of Technology (Natural Science Edition), 2013, 40(2): 125-129.
- [22]WANG Y, WANG Y J. Anisotropic diffusion filtering method with weighted directional structure tensor[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 53.
- [23]HEIMANN T, VAN G B, STYNER M, et al. Comparison and Evaluation of Methods for Liver Segmentation From CT Datasets[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2009, 28(8): 1251-1265.
- [24]牛力丕,毛士艺,陈炜.基于 Hausdorff 距离的图像配准研究[J].电子与信息学报,2007(1):35-38.
- NIU L P, MAO S Y, CHEN W. Image Registration Based on Hausdorff Distance [J]. Journal of Electronics and Information Technology, 2007(1): 35-38.
- [25]张杰妹,杨词慧.基于 RV-FCN 的 CT 肝脏影像自动分割算法[J].计算机工程,2019,45(7):258-263.
- ZHANG J M, YANG C H. Automatic segmentation algorithm of CT liver image based on rv-fcn[J]. Computer Engineering, 2019,45(7):258-263.
- [26]RONNEBERGER O, FISCHER P, BROX T, et al. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation[C]. medical image computing and computer assisted intervention, 2015: 234-241.
- [27]LIAO M, ZHAO Y, LIU X, et al. Automatic liver segmentation from abdominal CT volumes using graph cuts and border marching[J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2017: 1-12.
- [28]谢勤岚,潘先攀.自适应形状约束 Graph cuts 算法在腹部 CT 图像分割中的应用[J].中南民族大学学报(自然科学版),2019,38(1):119-125.
- XIE Q L, PAN X P. application of adaptive shape constraint Graph cuts algorithm in abdominal CT image segmentation[J]. Journal of Central South University for Nationalities (Natural Science Edition),2019,38(1):119-125.
- [29]亢洁,丁菊敏,万永,雷涛.基于分水岭修正与 U-Net 的肝脏图像分割算法[J].计算机工程, 2020, 46(1):255-261+270.
- YU J, DING J M, WAN Y, LEI T. liver image segmentation algorithm based on watershed correction and u-net[J]. Computer Engineering, 2020, 46(1): 255-261+270.
- [30]关天民,刘光孟,轩亮.基于 ITK 和 VTK 的医学图像分割与重建[J].大连交通大学学报, 2019, 40(3): 61-65.
- GUAN T M, LIU G M, XUAN L. Medical image segmentation and reconstruction based on ITK and VTK[J]. Journal of Dalian Jiaotong University, 2019, 40(3): 61-65.
- [31]李泽宇,陈一民,赵艳,朱立峰,吕圣卿,陆佳辉.拟合正态分布曲线的肺野图像分割与三维重建[J].计算机工程与设计,2017,38(5):1277-1281.
- LI Z Y, CHEN Y M, ZHAO Y, ZHU L F, LV S Q, LU J H. Segmentation and three-dimensional reconstruction of lung field image by fitting normal distribution curve[J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(5):1277-1281.
- [32]方驰华,卢绮萍,刘允怡.复杂性肝脏肿瘤三维可视化精准诊治指南(2019 版)[J].中国实用外科杂志,2019,39(8):766-774.
- FANG C H, LU Q P, LIU Y Y. Chinese Journal of

Applied Surgery, 2019,39(8):766-774.

[33]LI G D, CHEN X J, SHI F, et al. Automatic Liver Segmentation Based on Shape Constraints and Deformable Graph Cut in CT Images.[J]. IEEE Transactions on Image Processing : a Publication of the IEEE Signal Processing Society, 2015,24(12):.

[34]ERDT M, KIRSCHNER M. Fast automatic liver segmentation combining learned shape priors with observed shape deviation[C]// 2010 IEEE 23rd International Symposium on Computer-Based Medical Systems (CBMS). Perth: IEEE, 2010: 249–254.

[35]郑洲,张学昌,郑四鸣,施岳定. 基于区域增长与统一化水平集的 CT 肝脏图像分割[J]. 浙江大学学报(工学版),2018,52(12):2382-2396.

ZHENG Z, ZHANG X C, ZHENG S M, SHI Y D. CT liver image segmentation based on regional growth and unification level set [J].Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2012, 52(12): 2382-2396.

[36]刘洵. 延时增强 MRI 图像左心房分割与心房壁纤维化组织量化分析[D].上海:上海交通大学,2019.

LIU X. Quantitative Analysis of Left atrial Segmentation and Atrial Fibrosis Tissue in MRI Image D]. Delay Enhancement Shanghai: Shanghai Jiaotong University, 2019.

[37]李冰. 基于水平集方法的肝脏 CT 图像分割算法研究[D]. 沈阳:东北大学, 2015.

LI B. Research on Liver CT Image Segmentation Algorithm Based on Level Set Method [D]. Shenyang: Northeast University, 2015.