



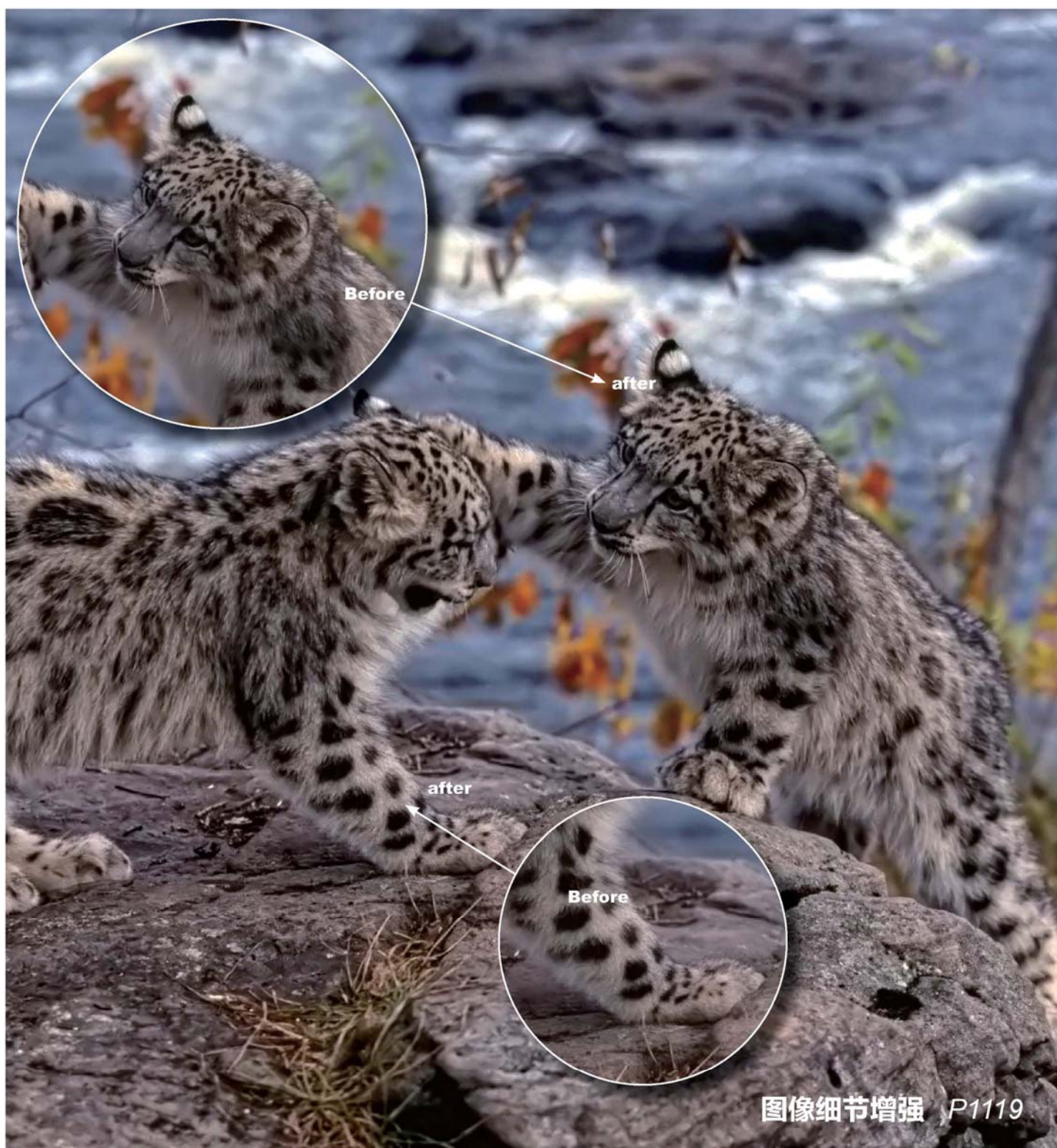
JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS

主办: 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

2016
09
VOL.21

ISSN1006-8961
CN11-3758/TB



图像细节增强 P1119



第21卷第9期（总第245期）
2016年9月16日

中国精品科技期刊
中国国际影响力优秀学术期刊
中国科技核心期刊
中文核心期刊

版权声明

凡向《中国图象图形学报》投稿，均视为同意在本刊网站及CNKI等全文数据库出版，所刊载论文已获得著作权人的授权。本刊所有图片均为非商业目的使用，所有内容，未经许可，不得转载或以其他方式使用。

Copyright

All rights reserved by Journal of Image and Graphics, Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS. The content (including but not limited text, photo, etc) published in this journal is for non-commercial use.

主管单位 中国科学院
主办单位 中国科学院遥感与数字地球研究所
中国图象图形学学会
北京应用物理与计算数学研究所

主 编 顾行发
编辑出版 《中国图象图形学报》编辑出版委员会
邮政信箱 北京9718信箱
邮 编 100101
电子信箱 jig@radi.ac.cn
电 话 010-64807995
网 址 www.cjig.cn

广告经营许可证 京朝工商广字第0361号
总 发 行 北京报刊发行局
订 购 全国各地邮局
海外发行 中国国际图书贸易集团有限公司
(邮政信箱: 北京399信箱 邮编: 100048)
印刷装订 北京科信印刷有限公司

Journal of Image and Graphics

Title inscription: Song Jian | Monthly, Started in 1996

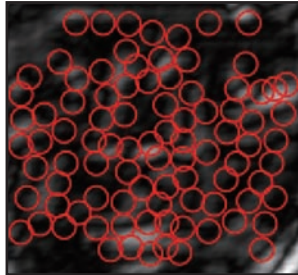
Superintended by Chinese Academy of Sciences
Sponsored by Institute of Remote Sensing and Digital Earth, CAS
China Society of Image and Graphics
Institute of Applied Physics and Computational Mathematics

Editor-in-Chief Gu Xingfa
Editor, Publisher Editorial and Publishing Board of Journal of Image and Graphics
P.O.Box 9718, Beijing, P.R.China
Zip code 100101
E-mail jig@radi.ac.cn
Telephone 010-64807995
Website www.cjig.cn

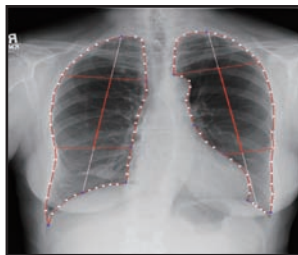
Distributed by Beijing Bureau for Distribution of Newspapers and Journals
Domestic All Local Post Offices in China
Overseas China International Book Trading Corporation
(P.O.Box 399, Beijing 100048, P.R.China)
Printed by Beijing Kexin Printing Co., Ltd.

CN 11-3758/TB
ISSN 1006-8961
CODEN ZTTXFZ

国外发行代号 M1406
国内邮发代号 82-831
国内定价 60.00元



基于频率簇模型的人脸识别
(第1166页)



胸部解剖结构回归模型的虚拟双能量X线减影方法(第1247页)



参考1维光谱差异的区域生长种子点选取方法(第1256页)

图像处理和编码

融合梯度信息的改进引导滤波

谢伟, 周玉钦, 游敏 1119

用于屏幕图像编码的索引图快速预测算法

陈规胜, 宋传鸣, 王相海, 刘丹 1127

图像分析和识别

哈希编码结合空间金字塔的图像分类

彭天强, 栗芳 1138

自上而下注意力分割的细粒度图像分类

冯语姝, 王子磊 1147

结合类内和类间距离的可能聚类分割算法

刘璐, 吴成茂 1155

基于频率簇模型的人脸识别

袁姮, 王志宏, 姜文涛 1166

图像理解和计算机视觉

不同池化模型的卷积神经网络学习性能研究

刘万军, 梁雪剑, 曲海成 1178

惰性随机游走视觉显著性检测算法

李波, 卢春园, 金连宝, 冷成财 1191

自适应邻域相关性的背景建模

万剑, 洪明坚, 赵晨丘 1202

实时鲁棒的特征点匹配算法

陈天华, 王福龙 1213

暗通道先验图像去雾的大气光校验和光晕消除

赵锦威, 沈逸云, 刘春晓, 欧阳毅 1221

计算机图形学

定点容量限制质心Power图生成

郑利平, 郜文灿, 李尚林, 曹力 1229

医学图像处理

多相期增强CT中肝内血管的自动分割

袁戎, 石姝玥, 谢庆国 1238

胸部解剖结构回归模型的虚拟双能量X线减影方法

陈胜, 张茗屋 1247

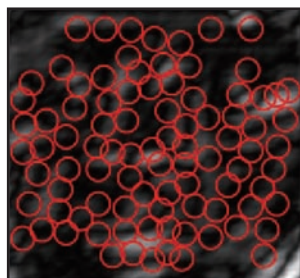
遥感图像处理

参考1维光谱差异的区域生长种子点选取方法

李修霞, 荆林海, 李慧, 唐韵玮, 戈文艳 1256

CONTENTS

JOURNAL OF IMAGE AND GRAPHICS



Face recognition method based on frequency cluster (P1166)



Virtual dual-energy subtraction method for X-ray radiographs by using regression model based on chest anatomical structure(P1247)



Seed extraction method for seeded region growing based on one-dimensional spectral differences(P1256)

Image Processing and Coding

Improved guided image filtering integrated with gradient information

Xie Wei, Zhou Yuqin, You Min1119

Fast prediction algorithm of index maps for screen image coding

Chen Guisheng, Song Chuanming, Wang Xianghai, Liu Dan1127

Image Analysis and Recognition

Image classification algorithm based on hash codes and space pyramid

Peng Tianqiang, Li Fang1138

Fine-grained image categorization with segmentation based on top-down attention map

Feng Yushan, Wang Zilei1147

Possibilistic clustering segmentation algorithm based on intra-class and inter-class distance

Liu Lu, Wu Chengmao1155

Face recognition method based on frequency cluster

Yuan Heng, Wang Zhihong, Jiang Wentao1166

Image Understanding and Computer Vision

Learning performance of convolutional neural networks with different pooling models

Liu Wanjun, Liang Xuejian, Qu Haicheng1178

Saliency detection based on lazy random walk

Li Bo, Lu Chunyuan, Jin Lianbao, Leng Chengcai1191

Background modeling based on adaptive neighborhood correlation

Wan Jian, Hong Mingjian, Zhao Chenqiu1202

Real-time robust feature-point matching algorithm

Chen Tianhua, Wang Fulong1213

Dark channel prior-based image dehazing with atmospheric light validation and halo elimination

Zhao Jinwei, Shen Yiyun, Liu Chunxiao, Ouyang Yi1221

Computer Graphics

Generation method for a centroidal capacity constrained Power diagram with fixed sites

Zheng Liping, Gao Wencan, Li Shanglin, Cao Li1229

Medical Image Processing

Automatic hepatic vessel segmentation algorithm in multi-phase contrast-enhanced CT

Yuan Rong, Shi Shuyue, Xie Qingguo1238

Virtual dual-energy subtraction method for X-ray radiographs by using regression model based on chest anatomical structure

Chen Sheng, Zhang Mingwu1247

Remote Sensing Image Processing

Seed extraction method for seeded region growing based on one-dimensional spectral differences

Li Xiuxia, Jing Linhai, Li Hui, Tang Yunwei, Ge Wenyan1256

中图法分类号: TP79 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2016)09-1238-09

论文引用格式: Yuan R, Shi S Y, Xie Q G. Automatic hepatic vessel segmentation algorithm in multi-phase contrast-enhanced CT[J]. Journal of Image and Graphics, 2016, 21(9): 1238-1246. [袁戎, 石姝玥, 谢庆国. 多相期增强 CT 中肝内血管的自动分割[J]. 中国图象图形学报, 2016, 21(9): 1238-1246.][DOI:10.11834/jig.20160913]

多相期增强 CT 中肝内血管的自动分割

袁戎¹, 石姝玥¹, 谢庆国^{1,2}

1. 华中科技大学生命科学与技术学院, 武汉 430074; 2. 武汉光电国家实验室(筹), 武汉 430074

摘要: 目的 在肝脏手术规划系统中, 肝内精确的血管模型是实施肝脏分段和手术模拟的重要基础。为此提出一种基于多相期增强 CT 影像的肝内血管自动分割方法。方法 首先, 采用各向异性滤波的方式减少图像上的噪声干扰。然后将图像灰度信息和汉森矩阵的特征值相结合, 设计了一种新的滤波器, 增强图像中的血管结构, 以解决传统方法中血管连接处断裂的问题。最后, 应用迭代式的自适应区域增长算法, 进一步分割出增强图像中的血管。结果 使用 5 组临床上的真实数据测试算法的有效性, 实验结果显示肝内血管由粗到细被完整分割出来。结论 本文肝脏 CT 血管分割方法, 分别在不同尺度的增强图像对其进行处理, 使得肝内血管从粗壮的主枝到细小的末端都能被很好地分割出来, 能够获得正确的血管拓扑结构。

关键词: 多相期增强 CT; 肝脏血管分割; 增强滤波; 区域增长

Automatic hepatic vessel segmentation algorithm in multi-phase contrast-enhanced CT

Yuan Rong¹, Shi Shuyue¹, Xie Qingguo^{1,2}

1. College of Life Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;

2. Wuhan National Laboratory for Optoelectronics, Wuhan 430074, China

Abstract: **Objective** In liver surgical planning, accurate and effective vessel segmentation is the basis of necessary topological analysis for preoperative volumetric assessment and surgery simulation. An algorithm is proposed for automatic hepatic vessel segmentation in multi-phase contrast-enhanced CT. **Method** First, segmented CT images are processed with anisotropy filter for noise reduction. With the segmented mask, the influence of related organs, such as ribs, is avoided, and the computational expense is reduced. An improved Hessian-based enhancing filter with intensity information is designed to overcome the discontinuity of the junction region. Intensity information is used for noise reduction rather than Frobenius matrix norm. Finally, an adaptive multi-scale region growing method is implemented for vessel segmentation in the enhanced result. The mean values of current segmented target and background are used for the adaptive threshold selection. A multi-scale iteration is implemented in the growing region to avoid intensity inhomogeneity. **Result** Five sets of clinical multi-phase contrast-enhanced CT images were used for the evaluation. In Cases1 – Case4, images from portal phase were chosen as input, and only portal vessel systems were segmented. Topological analysis shows that fifth-stage bifurcation or sixth-

收稿日期: 2016-01-18; 修回日期: 2016-04-19

基金项目: 国家科技支撑计划基金项目 (2012BAI13B06)

第一作者简介: 袁戎 (1987—), 男, 华中科技大学生物医学工程博士研究生, 主要研究方向为医学图像处理。

E-mail: yuanrong@hust.edu.cn

Supported by: National Key Technology Research and Development Program of the Ministry of Science and Technology of China (2012BAI13B06)

stage bifurcation could be detected with good accuracy. In Case5, images from the delayed phase were chosen as input, and both portal vessel and hepatic vessel systems were extracted. Topological analysis of a single hepatic vein demonstrated that fifth-stage bifurcation could still be detected. Experimental results indicated that the trunks and branches of hepatic vessels were completely segmented. **Conclusion** This paper presented a novel automatic segmentation for hepatic vessels. Different parameters were assigned for the region growing on different multi-scale enhanced images. The results showed the algorithm was effective and accurate. In addition, it provided the corrected topological structures of hepatic vessels.

Key words: multi-phase contrast-enhanced CT; hepatic vessel segmentation; enhancing filter; region growing

0 引言

多相期增强 CT 扫描是肝病诊断的常见检查方法。通过注射造影剂,扫描可以获得多个相期下的 CT 图像序列,从而得到肝脏动脉、静脉血管的解剖信息。在基于多相期增强 CT 影像的肝脏计算机辅助诊断、治疗和手术规划系统中,从复杂的组织结构中单独提取血管有重要的意义,它是肝血管结构 3 维可视化及病理分析的基础。特别是在局部肝切除以及肝脏移植等手术中,能否保证剩余组织的足够供血是决定手术成败的关键因素之一,需要准确的血管系统结构及分布信息作为支撑^[1]。

在多相期增强 CT 影像中,组织血管的成像质量非常容易受到造影剂分布的影响,此外,图像本身的分辨率、噪声、伪影等都会提升血管分割的难度,特别是肝脏的血管系统包含了复杂的动脉、静脉和肝门静脉系统,使得肝内血管分割十分具有挑战。

利用 Hessian 矩阵特征进行管状结构增强是目前最常用的肝内血管分割方法,这一类的方法应用于噪声较多的肝脏 CT 图像具有比较好的效果^[2]。Frangi 等人^[3]将血管增强当成是管状结构的滤波处理。通过分析管状、球状和片状等不同结构下 Hessian 矩阵 3 个特征值之间的关系,定义了一个多参数的度量函数用于管状血管结构的增强,同时提出采用多层滤波的方式来处理不同尺度的血管。这种增强方法对管状血管几何结构具有比较好的增强效果,但是增强的血管树可能存在一些断落而使得拓扑结构受到影响,并且增强结果还需要经过进一步的分割标记才能提取出最终的血管树^[4]。Mirhassani 等人^[5]提出采用高阶阈值的方法去除一部分非血管噪声,然后使用霍夫变换和形态学运算的方法对断裂血管进行修复;Truc 等人^[6]则提出加入方向信息来提高噪声环境下细小血管的增强效果,同时

还可以解决血管断裂的问题。

本文提出了一种全自动的肝内血管分割方法。首先,对造影增强的肝脏 CT 图像进行各向异性的滤波处理,消除噪声影响;然后,改进了 Frangi 等人^[3]提出的血管度量函数,结合血管的灰度分布信息设计了一个新的度量项,可以在抑制噪声的同时增强血管树的连续性,避免节点断裂;随后,提出了一种自适应的区域增长算法,自动选取种子点并且在区域增长过程能自适应的调整阈值,这种方法对增强结果具有比较好的分割效果;最后,提出通过“由粗到细”的策略对多层增强融合结果进行迭代式分割,将上层的分割结果作为下一层的先验信息,从而更好地调整各层自适应区域增长算法的阈值,最终实现肝内血管的全自动分割。

1 肝内血管分割方法

1.1 图像预处理

因为处理主要针对肝脏及其内部的血管,为了消除临近组织对于分割效果的影响,本文采取了半自动的分割算法来提取感兴趣范围,首先将包含了血管的肝脏部分标记出来。

为了减弱肝脏 CT 图像上的噪声对血管分割的影响,需要在分割之前对图像进行平滑处理。选择各向异性滤波作为图像的降噪预处理^[7],即

$$\begin{cases} \partial_t u = \operatorname{div}[g(|\nabla u|^2) \cdot \nabla u] \\ u|_{t=0} = u_0 \end{cases} \quad (1)$$

式中, u 表示图像的像素值, ∇u 表示图像的梯度, div 表示图像的散度, t 表示热扩散的时间, g 则表示扩散系数。这种方法能够在去除图像噪声的同时避免对边界区域的模糊。

1.2 增强滤波

虽然基于汉森矩阵特征值的管状结构增强方法

很多。但是 Frangi 等人^[3]所提出的算法是其中最被广泛使用的。该方法首先分析了 Hessian 矩阵特征值与图像结构之间的关系。Hessian 矩阵描述了 3 维图像上某一点的二阶导数。如果用 λ_1 、 λ_2 、 λ_3 分别表示 Hessian 矩阵的 3 个特征值,并且假设 $|\lambda_1| \leq |\lambda_2| \leq |\lambda_3|$, Frangi 等人所提出的血管度量函数为

$$f(\sigma) = \begin{cases} 0 & \lambda_2 > 0 \text{ 或 } \lambda_3 > 0 \\ \left(1 - \exp\left(-\frac{R_A^2}{2\alpha^2}\right)\right) \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{S^2}{2c^2}\right)\right) & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

式中, σ 为进行汉森矩阵特征值计算时所使用的 Gauss 滤波器的标准差, $R_A = |\lambda_2|/|\lambda_3|$, $R_B = |\lambda_1|/\sqrt{\lambda_2\lambda_3}$, $S = \sqrt{\lambda_1^2 + \lambda_2^2 + \lambda_3^2}$ 。

在这个函数中, R_B 用来将管状结构与球状结构

区分开来; R_A 是用来区分管状结构和薄片结构。但是 Frangi 方法指出,这两个度量值虽然有比较好的几何特性,可以使得结果不受到图像灰度变化的影响。然而 CT 血管造影图像和 MR 图像的随机噪声容易使增强结果受到影响,因此需要利用“血管比周围组织具有更高的灰度值且血管只是少数高亮体素”^[3]的先验信息来弥补。因此 S 作为补充项被提出,它利用了 Frobenius 矩阵范数来表征特征值的特性,认为在背景区域或者随机噪声处,由于对比不强烈,矩阵的特征值都比较小,所以 S 也比较小,而在血管结构上,由于其高亮的特性,特征值相对较大。

但是在实际的实验中, S 对应的阈值 c 需要依据图像的灰度分布做调整,这给设计自动分割算法带来了难度。并且式(2)的度量函数没有充分考虑到血管主支或者血管节点处往往膨胀粗大,实际上不是规则的管状结构,所以它在这些部位的增强效果不佳,如图 1 所示。但血管粗大的主支和交叉却又是血管拓扑分析最为关心的。

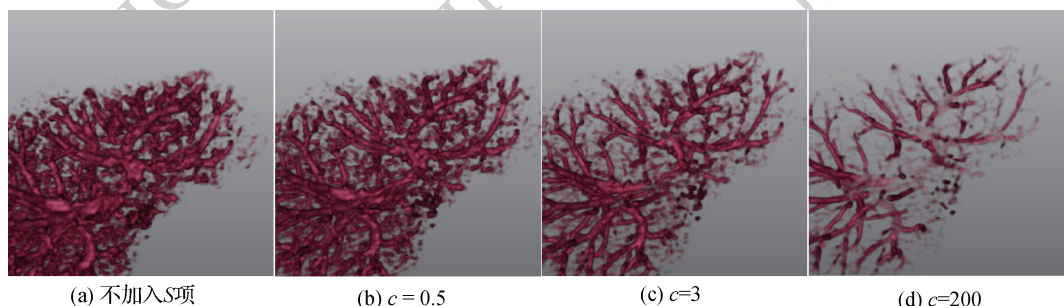


图 1 Frangi 提出的血管度量函数的多层增强叠加效果

Fig. 1 Volume rendering results of Frangi's multi-scale filter with different parameter c for S ((a) no S term; (b) $c=0.5$; (c) $c=3$; (d) $c=200$)

为了解决上述问题,提出了一种改进的血管度量函数。充分利用血管比周围组织具有更高的灰度值且血管只是少数高亮体素的特点,使用灰度信息来代替矩阵范数设计噪声抑制项。该血管度量函数为

$$f(\sigma) = \begin{cases} 0 & \lambda_2 > 0 \text{ 或 } \lambda_3 > 0 \\ \left(1 - \exp\left(-\frac{R_A^2}{2\alpha^2}\right)\right) \exp\left(-\frac{R_B^2}{2\beta^2}\right) \left(1 - \exp\left(-\frac{I^2}{2c^2}\right)\right) & \text{其他} \end{cases} \quad (3)$$

式中, $I = (y(x) - y_{\text{back}})/(y_{\text{max}} - y_{\text{back}}) \circ y(x)$ 是当前

像素点的灰度值, y_{max} 是感兴趣区域像素点最大的灰度值, y_{back} 为肝脏与血管的分割灰度值。如图 2 所示,

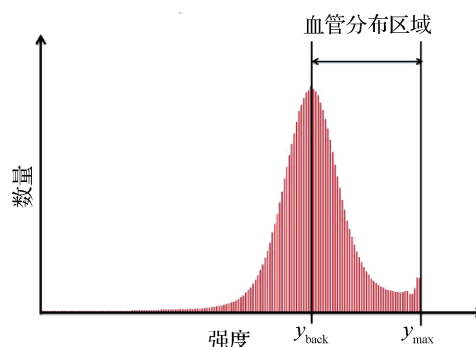


图 2 肝脏图像灰度直方图

Fig. 2 The histogram of the liver images

统计感兴趣区域的所有像素点得到灰度直方图,取直方图峰值对应的灰度值作为 y_{back} ,只有当像素点的灰度值大于 y_{back} 时,才认为该点属于血管。

1.3 自适应区域增长

区域增长是图像分割领域常用的分割算法。由于血管树的联通特性,所以区域增长算法适用于血管的分割。区域增长中决定是否将种子点邻近区域像素合并的标准多种多样,因此区域增长的方法也有很多。Orkisz 等人^[8]提出了结合变分模型来描述区域增长,以便于将先验信息加入到区域增长过程中。他们采取以下的方式来描述血管分割中的先验信息:对于当前需要被判定的像素点 x 而言,如果它属于血管区域,那么它的像素值 v 应该更接近已经划分出来的血管区域(Ω_{in})的平均像素值 μ_{in} ,而远离背景区域(Ω_{out})的平均像素值 μ_{out} 。假设以 $v(x)$ 表示当前待判断像素点 x 的响应值,如果有 $x \in \Omega_{in}$,需要满足 $|v(x) - \mu_{in}| < |v(x) - \mu_{out}|$ 。

将血管先验信息作为判定准则,结合肝脏血管增强图像的直方图特性,提出了一种自适应的区域增长算法实现对增强图像的全自动分割。自适应区域增长包括以下两个关键步骤:

1) 初始种子点选取。初始种子点应该选取属于血管概率最高的点。依据血管增强的度量函数,单一尺度的增强结果中响应值越大,其属于血管的概率越高。如图3所示,统计增强响应值得到直方图表现出了非常强的单调性,靠近直方图右边的点属于血管的概率更大。

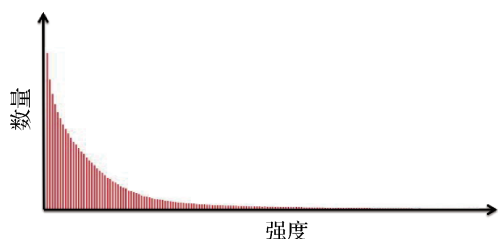


图3 增强结果的直方图表现典型单调性

Fig. 3 The monotonic histogram of the enhancing images

为了防止随机噪声干扰种子点选取,如图4所示,以当前所选择的增强尺度作为半径设置区域,统计区域响应值的总和,采用遍历法选取总和值最大的区域作为种子点的选择范围,然后再在区域中选择响应值最大的像素点作为初始种子点。

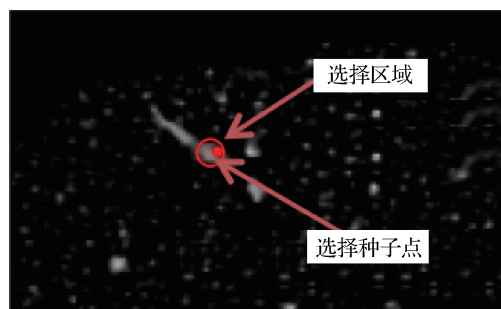


图4 初始种子点选取

Fig. 4 Choose the initial seed

2) 阈值自适应的区域增长。依据判定准则:以 $v(x)$ 表示当前待判断像素点 x 的响应值,如果有 $x \in \Omega_{in}$,则 $|v(x) - \mu_{in}| < |v(x) - \mu_{out}|$ 。在这里 μ_{in} 和 μ_{out} 不是固定不变的,而是随着区域增长过程而收敛的。 μ_{in} 的初始值由初始种子点的响应值决定, μ_{out} 的初始值则为0。对于当前待判断像素点 y 而言,有

$$\begin{cases} \mu_{in} = \frac{\sum v(y)}{N} & y \in \Omega_{in} \\ \mu_{out} = \frac{\sum v(y)}{M} & y \in \Omega_{out} \end{cases} \quad (4)$$

式中, N 表示当前已经过判断属于 Ω_{in} 区域的像素点的数目, M 表示当前已经过判断属于 Ω_{out} 区域的像素点的数目。

1.4 血管树分割

由于肝脏血管树中不同级别的分支半径分布不均,单一尺度增强效果无法满足整个血管树的分割。常用的方法是选取不同的参数对血管进行多尺度增强并将不同尺度的增强结果融合,最后从融合结果中提取血管树。这其中需要克服的关键问题是,不同尺度的增强图像存在响应强度不一致性,融合参数的选取将会直接影响到最终的分割结果。

为此,提出一种全自动的血管树分割算法,在多尺度血管融合的基础上,采用迭代的区域增长来对增强结果进行分割,将上一次迭代的分割结果补充为下一次迭代的初始种子点,以减弱图像融合不一致对阈值 μ_{in} 和 μ_{out} 的影响。本文分割算法流程图如图5所示,主要包括以下几个关键步骤:

1) 多尺度的图像增强。在标准差 σ 下,图像的

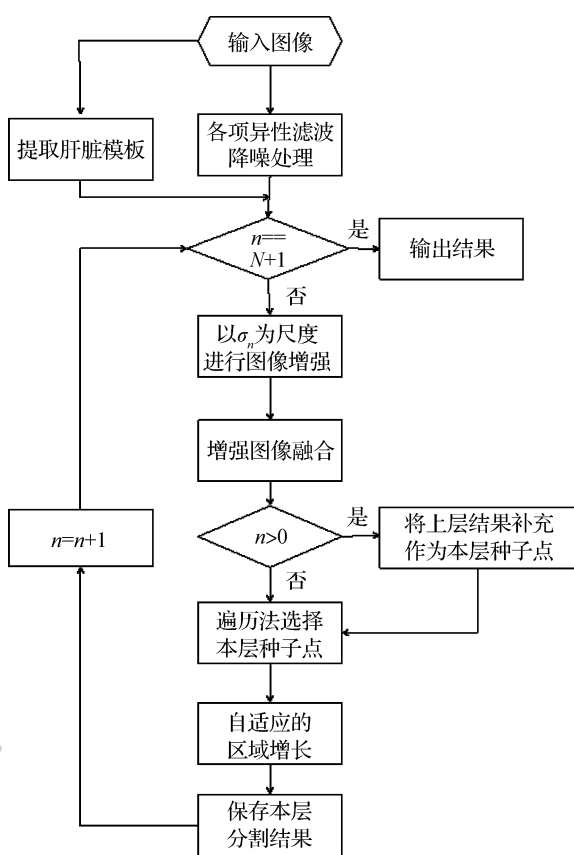


图5 分割算法流程图

Fig. 5 The framework of our algorithm

二阶导数可以表示为

$$I_{xx}(\mathbf{r}) = \frac{\partial^2}{\partial x^2} G(\mathbf{r}) * I(\mathbf{r}) \quad (5)$$

$$G(\mathbf{r}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}\|}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

式中, $I(\mathbf{r})$ 表示像素点的灰度。因此标准差 σ 的选取将影响 Hessian 矩阵的特征值, 从而决定增强结果的尺度。

Li 等人^[9]提出在多尺度融合时, 尺度 σ 的取值范围为 $[\sigma_{\min}, \sigma_{\max}]$, 对应的血管值范围为 $[d_{\min}, d_{\max}]$,

则两者满足关系 $\sigma = \frac{d}{4}$, 因此假设增强总次数为 N ,

第 n 次增强尺度 σ_n 可表示为

$$\sigma_n = \left(\frac{d_{\max}}{d_{\min}}\right)^{\frac{n-1}{N}} \frac{d_{\min}}{4}, n = 1, 2, 3, \dots, N \quad (7)$$

2) 标准化的图像融合。Frangi 等人^[3]提出引入标准化参数 γ 来解决多尺度融合中响应不一致的问题。对不同尺度, 在式(6)中加入标准化项, 即

$$G(\mathbf{r}) = \sigma^\gamma \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left(-\frac{\|\mathbf{r}\|}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

以此为基础, 在本文所提出的框架中, 不同尺度图像的融合采用取层间最大值的方法, 且每一次增强以后均对之前所有尺度的增强结果进行融合。从对应最粗血管的 σ_N 开始, 对于以 σ_n 为尺度的增强而言, 像素点 $\mathbf{x}$ 的增强结果 $v(\mathbf{x})$ 表示为

$$v(\mathbf{x}) = \max_{\sigma_N \leq \sigma \leq \sigma_n} v(\mathbf{x}, \sigma) \quad (9)$$

3) 迭代式的自适应区域增长。经过标准化的图像融合虽然可以一定程度解决不同尺度增强相应结果不一致的问题, 但是对于不同的数据, 融合参数的选取会对最终的分割效果造成差异, 这给设计自动算法设计带来了难度。因此, 在固定融合参数的基础上, 采用迭代式区域增长的方式来对增强图像进行分割。

迭代从最大尺度 σ_N 开始, 第 1 次增强以后, 直接用遍历法选取初始种子点进行自适应的区域增长。之后, 在以 σ_n 为尺度进行增强之后, 均先进行标准化图像融合并选取初始种子点, 然后将上一层区域增长的结果, 全部标记成种子点补充进入本层, 以此为基础进行区域增长。迭代式的自适应区域增长的结果如图 6 所示。从图 6 中可以看出, 这种方法可以有效地保证血管主支的完整性。

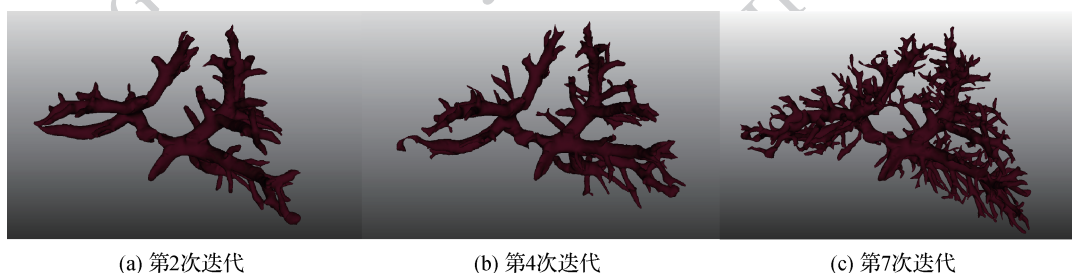


图6 迭代式自适应区域增长结果

Fig. 6 Adaptive multi-scale region growing ((a) the 2nd iteration; (b) the 4th iteration; (c) the 7th iteration)

2 实验结果和分析

选择5例临床数据(Case1、Case2、Case3、Case4、Case5)来评估本文方法。实验数据来源于华中科技大学同济医院提供的16层螺旋肝脏CT造影图像。图像的层间距为1.25 mm,层内间距为0.703 125 mm。采用的双线性的方法对处理前的数据进行插值,从而得到层间和层内间距均为0.703 125 mm的图像。实验平台采用的计算机配置为:Inter® Core™ i5-4660 CPU@3.20 GHz,8 GB 内存,NVIDIA GeForce GTX 980 显卡,64 位操作系统。

按照图5所示的分割流程,首先对输入图像进行各项异性滤波降噪和肝脏模板提取预处理。预处理的结果如图7所示。

为了对比本文提出的新的度量函数与Frangi方法^[3]在血管主支及血管交叉处的增强效果,在实验中使用多个不同的尺度对原始图像进行了血管增强,并将不同尺度的增强结果融合。最终得到的对比结果如图8所示,图中红色区域为增强效果。从图8中可以看到,新的度量函数在血管分叉处拥有更好的连续性,并且对粗大的主支有更好的增强效果。

在血管增强结果的基础上,比较了本文使用的迭代式自适应区域增长算法与传统的连接门限法区域增长算法的效果。设增强结果像素的最大值为 $I_{\max}$,最小值为 $I_{\min}$, $I(x)$ 代表候选像素点的像素值,选取 $I(x) \in [I_{\min} + \omega \times (I_{\max} - I_{\min}), I_{\max}]$ 作为连接门限。在实验中,分别对 ω 取0.2、0.15和0.1得到3组门限,2维的分割结果如图9所示。图中红

色标记表示血管分割结果与原始图像的叠加。从图9(a)(b)中可以看出, ω 取0.2和0.15时,血管处于欠分割状态,血管主支出现了明显的断裂;从图9(c)中可以看出,当 ω 取0.1时,血管处于过分割状态,噪声被当成血管分割进来,但此时血管主支的分割仍然不完全。图9(d)展示了本文提出的迭代式自适应区域增长的分割结果,其中血管主支部分分割完全,细支没有出现明显的过分割。

最后,对5组临床数据进行了完整分割,前4组数据选取了门脉期CT图像作为输入,获得了门静脉的分割结果,最后一组数据选择了静脉期的图像作为输入,同时获得了门静脉和肝静脉的分割结果。图10展示了最终的分割结果。从上至下每一排展示每个临床病例的分割结果,从左至右分别是该病例的血管体绘制可视化结果、血管分割在2维切片上的标记以及用血管体绘制结果穿过2维切片的展示。从血管体绘制结果可以看出,本文方法所分割的血管具有比较完整的树形结构;从2维叠加结果及3维切片展示中可以看出,本文方法可以标记出绝大部分的血管,在主支和细支的分割上都具有比较好的效果。

在分割基础上,进一步对分割的结果进行了拓扑分析。其中Case1至Case4为门脉期图像的門脉分析,Case5为静脉期图像中单独对静脉的分析,各病例可检测到的分支级别,以及不同级别分支数目的统计结果如表1所示。从表1中可以看出,所有的数据都可以检测到比较完整的5级拓扑结构,其中Case1至Case3可以检测到第6级的细小分支。

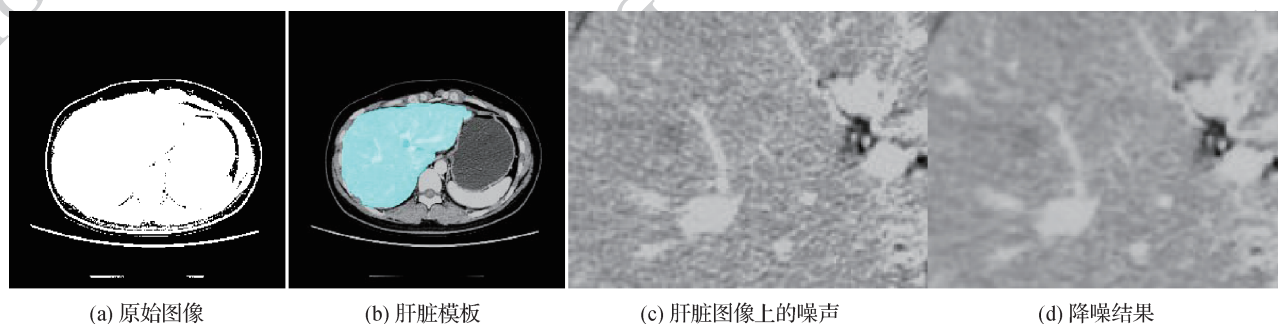
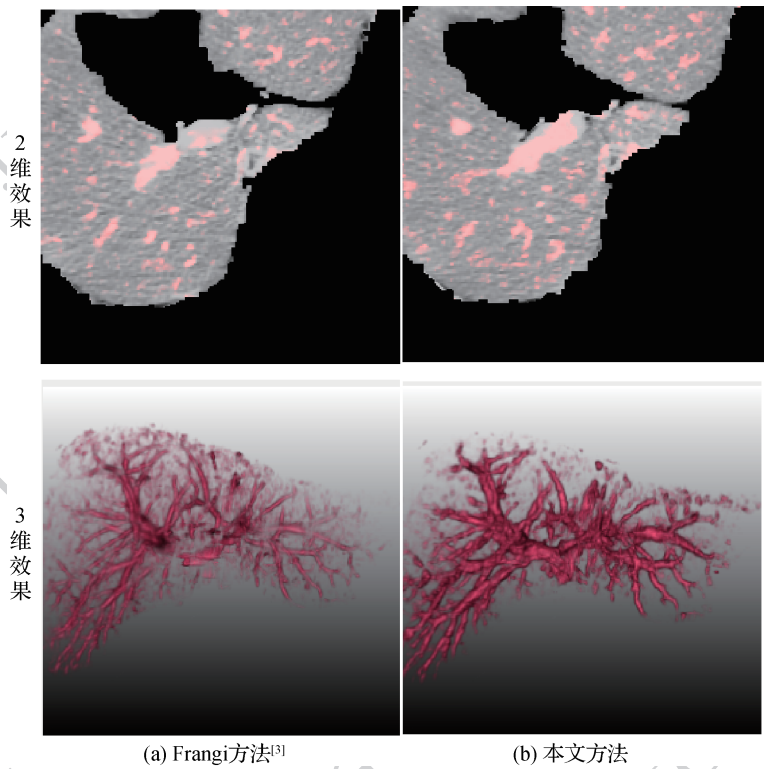


图7 预处理结果

Fig.7 Results of pre-processing ((a) original CT image; (b) segmented liver mask; (c) noise on liver; (d) noise reduction result)



(a) Frangi方法^[3] (b) 本文方法

图 8 Frangi 方法^[3]与本文方法的增强效果对比

Fig. 8 Example results obtained with Frangi's multi-scale filter and with our multi-scale filter
((a) Frangi's method^[3] ; (b) our method)

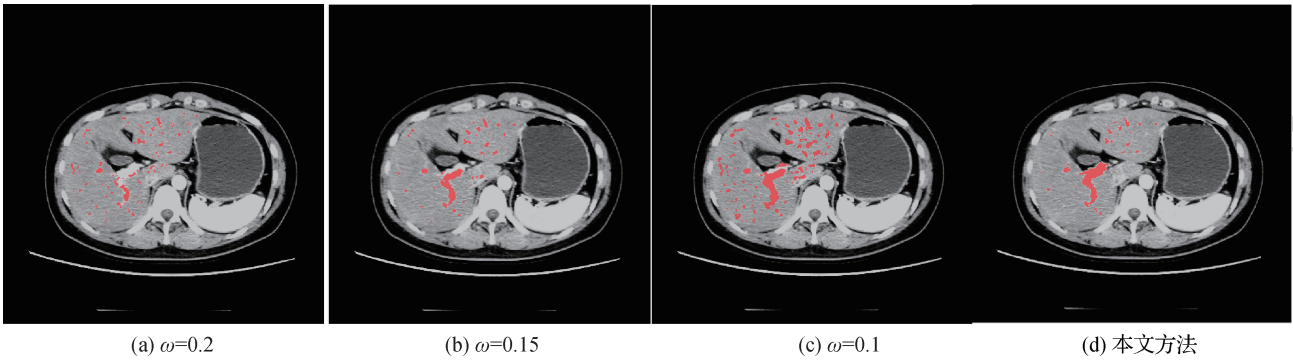
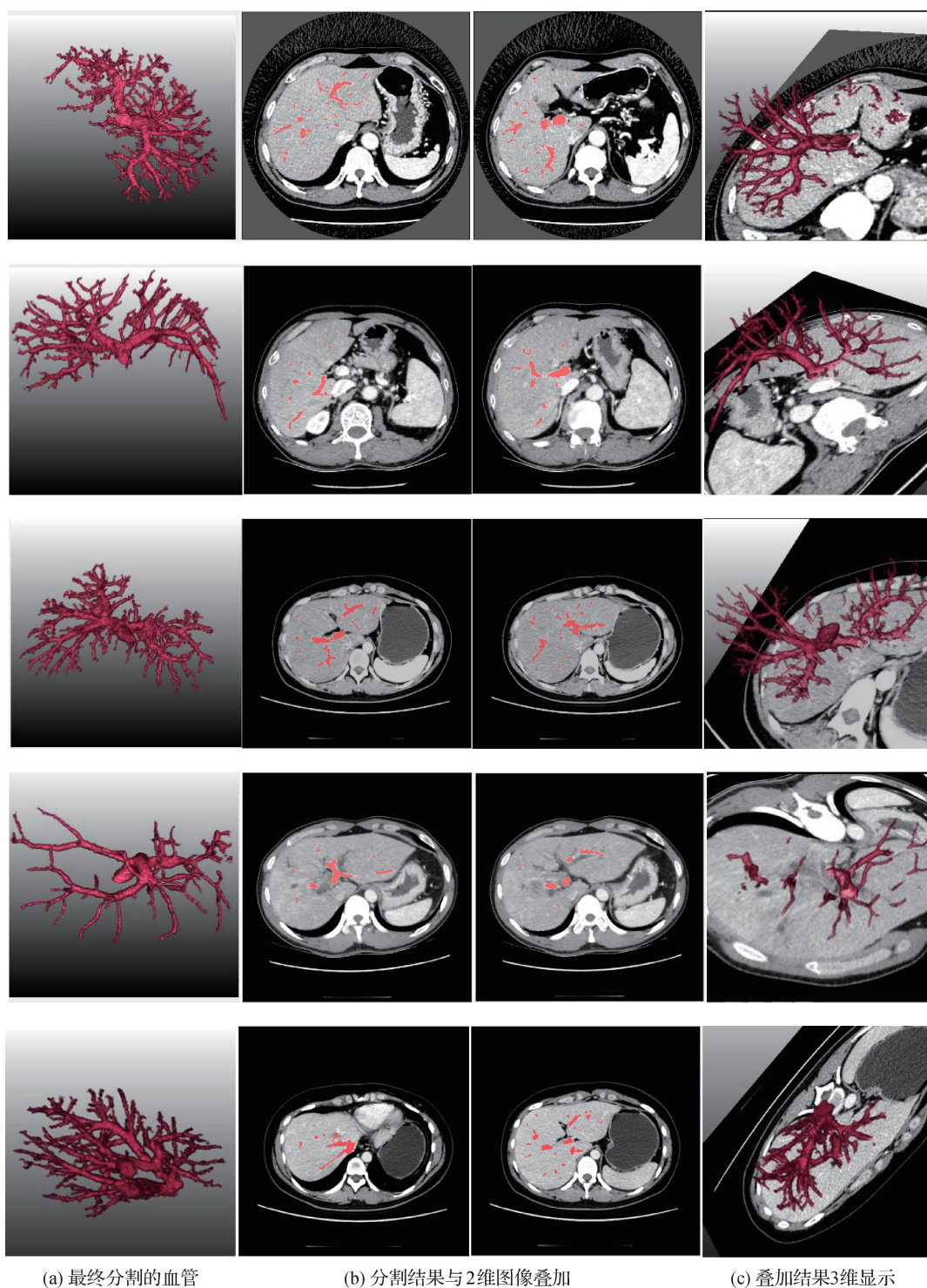


图 9 连接门限区域增长方法与本文提出的迭代自适应区域增长方法对比

Fig. 9 Example results obtained with Connected Threshold and with our method ((a) $\omega = 0.2$; (b) $\omega = 0.15$;
(c) $\omega = 0.1$; (d) our method)

表 1 血管分割结果的拓扑分析
Table 1 Topological analysis of the extraction results

临床病例	总分支数	1 级分支	2 级分支	3 级分支	4 级分支	5 级分支	6 级分支
Case1	195	1	4	9	33	44	104
Case2	201	1	5	14	24	53	104
Case3	150	1	5	11	26	29	78
Case4	67	1	6	11	15	34	0
Case5	49	1	5	9	10	24	0



(a) 最终分割的血管

(b) 分割结果与2维图像叠加

(c) 叠加结果3维显示

图 10 实验病例的分割结果

Fig. 10 Results of the experiment ((a) shows final results of vessel extraction; (b) shows 2D results on original slices; (c) shows 3D results on original slices))

3 结 论

提出了一种自动的肝内血管分割方法,适用于多相期 CT 影像中的肝内门静脉及静脉提取。改进

了传统的基于汉森矩阵的图像增强算法,提出将图像灰度信息和汉森矩阵特征值相结合来设计增强滤波器,解决了传统方法在血管节点处增强不连续的问题,然后提出了一种迭代式的自适应区域增长算法来对多尺度的增强结果进行进一步分割,这种方

法采用“由粗到细”的策略,将上层的分割结果作为下层先验信息,以完成血管树的完整分割。使用5例临床CT病例评估了本文方法,结果显示本文方法对肝内血管提取具有良好的效果。未来,将使用更多的临床数据对本文方法进行评估,检测算法的鲁棒性。

参考文献 (References)

- [1] Selle D, Preim B, Schenk A, et al. Analysis of vasculature for liver surgical planning[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(11): 1344-1357. [DOI: 10.1109/TMI.2002.801166]
- [2] Kirbas C, Quek F. A review of vessel extraction techniques and algorithms[J]. ACM Computing Surveys, 2004, 36(2): 81-121. [DOI: 10.1145/1031120.1031121]
- [3] Frangi A F, Niessen W J, Vincken K L, et al. Multiscale vessel enhancement filtering[M]//Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention-MICCAI '98. Berlin Heidelberg: Springer, 1998: 130-137. [DOI: 10.1007/BFb0056195]
- [4] Xu X, Liu B, Zhou F G. Hessian-based vessel enhancement combined with directional filter banks and vessel similarity[C]//Proceeding of the 2013 ICME International Conference on Complex Medical Engineering. Beijing: IEEE, 2013: 80-84. [DOI: 10.1109/ICCME.2013.6548216]
- [5] Mirhassani S M, Hosseini M M, Behrad A. Improvement of Hessian based vessel segmentation using two stage threshold and morphological image recovering[C]//Proceeding of the 2009 International Conference on Innovations in Information Technology. Al Ain: IEEE, 2009: 50-54. [DOI: 10.1109/IIT.2009.5413357]
- [6] Truc P T H, Khan M A U, Lee Y K, et al. Vessel enhancement filter using directional filter bank[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2009, 113(1): 101-112. [DOI: 10.1016/j.cviu.2008.07.009]
- [7] Perona P, Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12(7): 629-639. [DOI: 10.1109/34.56205]
- [8] Orkisz M, Hoyos M H, Romanello V P, et al. Segmentation of the pulmonary vascular trees in 3D CT images using variational region-growing[J]. IRBM, 2014, 35(1): 11-19. [DOI: 10.1016/j.irbm.2013.12.001]
- [9] Li Q, Sone S, Doi K. Selective enhancement filters for nodules, vessels, and airway walls in two-and three-dimensional CT scans[J]. Medical Physics, 2003, 30(8): 2040-2051. [DOI: 10.1118/1.1581411]