

改进 Chan-Vese 模型的肝癌消融 CT 图像 肿块分割方法

谢志南, 郑东, 陈嘉耀, 洪国斌

中山大学附属第五医院, 广东, 珠海 519000

摘要 针对肝癌消融计算机断层扫描(CT)图像分割中肿块区域存在成分多变和弱边界问题,为准确提取肝肿块轮廓,提出了一种改进 Chan-Vese 模型的水平集算法。利用肝与肿块的高斯均值、标准差有显著差异的特点,通过高斯混合模型区分目标与背景的像素隶属,结合边缘梯度信息驱动的长度与形状约束项构造能量泛函,以肿块先验知识确定目标的初始轮廓,促使活动轮廓收敛在目标区域边缘。通过肝 CT 图像实验数据集验证算法,实现肝上已灭活或部分灭活的癌组织和碘油沉积等构成复杂轮廓提取,实验结果表明,算法平均相似度值大于 0.87,其周密性与精确度均优于局部 Chan-Vese 和局部二值拟合模型。

关键词 医用光学; Chan-Vese 模型; 计算机断层扫描图像; 消融; 肿瘤分割

中图分类号 TP391 **文献标识码** A

doi: 10.3788/LOP54.021702

A Tumor Segmentation Method of Improved Chan-Vese Model for Liver Cancer Ablation Computed Tomography Image

Xie Zhinan, Zheng Dong, Chen Jiayao, Hong Guobin

The Fifth Affiliated Hospital of Sun Yat-Sen University, Zhuhai, Guangdong 519000, China

Abstract With respect to varied components and weak edge in tumor areas during the segmentation of computed tomography (CT) image of liver cancer ablation, a level set algorithm using the improved Chan-Vese model was proposed to accurately extract the contour of the hepatic tumor. According to significant difference of Gaussian mean and standard deviation between liver and tumor, the Gaussian mixture model was used to distinguish the subjection of pixels between target and background, and the bound terms of length and shape of edge gradient were combined to construct energy functions. The priori knowledge of tumor was applied to determining the initial profile of target, so that the active contour can converge on the edge of target area. By virtue of the verification algorithm of experimental data set of liver CT image, it is feasible to extract irregular contour of components such as inactivated or partially inactivated carcinoma tissues and iodized oil accumulation in liver. Experimental results showed that the average similarity value of our approach was higher than 0.87, the accuracy and precision of the improved algorithm were better than those of local Chan-Vese and local binary fitting models.

Key words medical optics; Chan-Vese model; computed tomography image; ablation; tumor segmentation

OCIS codes 170.6960; 170.3880; 100.2960

1 引言

肝癌及肝转移瘤是常见的恶性肿瘤之一,中晚期肝癌手术难以切除,采用局部放射治疗、全身化疗、介入栓塞等传统治疗方法通常效果欠佳^[1]。计算机断层扫描(CT)图像引导肝癌消融术具有创伤小、疗效好且治疗性价比高等优点,近年来发展迅猛。然而,在术前规划、术中定位和术后评价过程中,由于肝癌消融 CT 图像中存在消融针金属噪声、肿块成分多样等因素制约,给肿瘤的分割带来一定困难^[2-3];通常消融治疗肝癌病

收稿日期: 2016-09-07; 收到修改稿日期: 2016-11-07

基金项目: 珠海市科技计划(2015A1007)

作者简介: 谢志南(1971—),男,硕士,工程师,主要从事医学图像处理方面的研究。E-mail: haizhu618@139.com

人 2~4 月要进行一次影像学检查,如仅靠传统方法阅片评价疗效,人力成本高,耗时长。利用计算机辅助 CT 图像定量分析^[4],不仅能够提供有价值的计算机解释,而且有助于提高肿瘤结构密度、弱边界及消融时肿块信息的处理效率^[3]。

CT 图像分割仅使用梯度变化求边缘,或只利用区域灰度信息来获取分割结果,目标提取速度较快,但在处理肿块复杂边缘时,需人工干预才能弥补分割的不足^[5]。活动轮廓模型由于具有标准的、开放的表达形式,与区域增长、边缘检测和神经网络等传统方法比较,具备边缘定位准确率高的特点,已被广泛应用在医学图像处理领域^[6]。常用的活动轮廓模型有基于边缘和基于区域两种^[7-8],前者通过定义一个边缘停止函数,由图像梯度信息引导曲线演化,使轮廓线靠近目标的边缘^[9];后者利用某种区域描述方式来引导曲线演化,最终让轮廓停止在边缘。为解决 Mumford-Shah 模型使用光滑的分片函数及长度惩罚项造成的边界不连续问题,Vese 等^[8]提出了 Chan-Vese 模型,利用无边活动轮廓模型,轮廓演化过程包括了背景与前景的灰度分布。然而,在前景和背景灰度分布不均匀的场合,依靠 Chan-Vese 模型中水平集内部、外部的特性参数计算的结果,并不能准确地表达所代表的图像部分。Li 等^[9]提出局部二值拟合(LBF)模型,通过引入一个核函数来定义能量泛函,利用局部灰度信息来驱动曲线的演化,提供了平滑和封闭轮廓的亚像素级精度的分割结果^[10]。根据欧氏距离相似性和梯度相似性,Gong 等^[11]提出了一种基于图像分割和改进的自适应支撑权重的匹配算法,具有很好的稳健性和较高的准确率。

在解决肝 CT 图像中灰度变化多样问题上, Lee 等^[6]利用区域增长结合水平集方法,实现肝脏准确和快速分割且体积误差率小于 2%。Lankton 等^[12]提出一种基于局部区域框架来引导轮廓曲线演化的模型局部 Chan-Vese(LC-V),以演化曲线上点周围很小的局部区域分成两部分,并以这两个小部分的统计信息取代全局的统计信息用来驱动和演化曲线,取得更好的轮廓。Li 等^[13]在能量函数设计上利用高斯混合模型,通过边缘控制器保护弱小的边界,保留多个目标梯度与弱边缘^[14],实现肝部 CT 图像中多个肿瘤轮廓的提取。Wang 等^[15]提出将内部活动项修改为各输入通道耦合平均,动态阈值变化采用上升指数,改善了图像分割效果的同时大幅减少运算时间。

文献^[9, 12, 14]等所述 Chan-Vese 模型具有一定的分割效果,能够实现 CT 图像中部分器官边界的提取,但是,由于模型采用欧氏距离度量位置点与拟合中心间的距离,测量距离时不能较好地识别像素点的差异,噪声点和真实像素都有可能被统计进来;因此,当肝 CT 图像上感兴趣区(ROD)肿块在消融能量作用下,图像中肝肿块灰度变化多样时,须改进 Chan-Vese 模型才能提取更准确目标。本文提出利用高斯混合模型区分目标与背景像素隶属,在能量函数中加入结合梯度下降法的长度及面积正则项,以增加边缘的连续性。

2 肝 CT 图像肿块分割算法原理

2.1 Chan-Vese 模型的边缘定位算法

在 Chan-Vese 模型^[8]中, φ 为零水平集曲线, c_1 、 c_2 分别表示分割图像轮廓的内部和外部灰度均值,Chan-Vese 模型对应的能量函数中加入长度 $L(\varphi)$ 与面积 $S(\varphi)$ 作为正则项,得到其能量泛函为

$$E^{CV}(\varphi, c_1, c_2) = \mu L(\varphi) + \nu S(\varphi) + \lambda_1 \int_{\Omega_1} |I(x) - c_1|^2 dx + \lambda_2 \int_{\Omega_2} |I(x) - c_2|^2 dx, \quad (1)$$

式中 $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_1 \geq 0, \lambda_2 \geq 0$ 是能量项的权值系数,用来控制内、外部权重, λ_1, λ_2 为能量项系数, ν 为形状正则项系数, μ 为长度项系数,用来调整长度项和形状正则项在总能量中的权重, Ω_1, Ω_2 对应图像轮廓线内部与外部区域。

按极大速度下降法,得到 Chan-Vese 模型的曲线演化方程为

$$\begin{cases} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta \left\{ \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu - \lambda_1 [I(x) - c_1]^2 + \lambda_2 [I(x) - c_2]^2 \right\} \text{ in } \Omega \\ \frac{\delta(\varphi)}{|\nabla \varphi|} \cdot \frac{\partial \varphi}{\partial n} = 0 \text{ on } \partial \Omega \end{cases}, \quad (2)$$

式中 $\delta(\varphi)$ 为 Dirac 函数。随着研究工作的深入, Li 等^[10]的 LBF 模型定义了可变的局部能量项,用两个拟合函数分别逼近活动轮廓两侧的部分,具备较好的局部边缘定位能力。不过, LBF 模型分割质量很大程度由

核带宽的选取决定,同时对初始位置敏感。

2.2 改进的肿块分割算法

针对 Chan-Vese 模型水平集方法分割肝肿块存在的受限问题,构造由内部能量项、外部能量项组成的改进 Chan-Vese 水平集分割模型能量泛函为

$$E(\varphi) = \lambda P(\varphi) + E^p(\varphi) + E^e(\varphi), \quad (3)$$

式中第一项、第二项为内部能量驱动项,第三项为外部能量约束项,以此推动零水平集曲线向目标边界演化,为像素 $E^p(\varphi)$ 隶属目标或背景的可能归属,定位边缘的能量为

$$E^e(\varphi) = \mu L_g(\varphi) + \nu A_g(\varphi), \quad (4)$$

式中 μ, λ 为正数, ν 为实数,计算依据为^[10]

$$P(\varphi) = \beta \int p(|\nabla\varphi|) dx, \quad (5)$$

$$L(\varphi) = \int g \delta(\varphi) |\nabla\varphi| dx, \quad (6)$$

$$A(\varphi) = \int g H(\varphi) dx. \quad (7)$$

(5)式为距离正则化项,势函数 p 用来控制水平集函数、距离函数的偏差,消除重新初始化的不利影响;(6)式为图像梯度信息的驱动项;(7)式计算 $\varphi(x) < 0$ 的区域面积权重,其中, $H(\varphi)$ 为 Heaviside 函数。

水平集方式下重写能量泛函,则(3)式中内部能量泛函分配项为

$$E^p(\varphi, \mu, \sigma, \pi) = \int_{\Omega} e_T(x) H(\varphi) dx + \int_{\Omega} \left[\ln \sum_{k=1}^K e_k(x) \right] \cdot [1 - H(\varphi)] dx, \quad (8)$$

式中 $e_T(x) = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sigma_T} \exp\{-[I_0(x) - \mu_T]^2 / 2\sigma_T^2\}$, $e_k = \frac{1}{(2\pi)^{1/2} \sigma_k} \exp\{-[I_0(x) - \mu_k]^2 / 2\sigma_k^2\}$, σ_T 为目标标准偏差, μ_T 为目标均值; σ_k 为背景标准偏差, μ_k 为背景均值, $I_0(x)$ 为输入图像, K 为背景分级数。

为促使演化曲线向目标对象边界演化,当零水平集通过目标边界时,图像分割依据为

$$E^e(\varphi) = \mu L_g(\varphi) + \nu A_g(\varphi) = \mu \int_{\Omega} g \delta(\varphi) |\nabla\varphi| dx + \nu \int_{\Omega} g H(\varphi) dx. \quad (9)$$

综合(5)、(8)、(9)式正则化后,总能量方程式可表达为

$$E(\varphi) = P(\varphi) + E^p(\varphi, \mu, \sigma, \pi) + E^e(\varphi). \quad (10)$$

利用变分法原理,极小化总能量(10)式可以获取目标区域边界,得到关于 φ 的水平集的 Euler-Lagrange 方程为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left\{ \left[e_T(x) - \ln \sum_{k=1}^K e_k(x) \right] + \mu \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|} \right) - \nu g \right\} + \beta \operatorname{div} [d(|\nabla\varphi|) \nabla\varphi], \quad (11)$$

应用差分方法求解,数值解法迭代公式为

$$\varphi_{i,j}^{k+1} = \varphi_{i,j}^k + \tau L(\varphi_{i,j}^k), \quad (12)$$

$$\varphi_0(x) = \begin{cases} -\beta, & x \in I_0 - \partial I_0 \\ 0, & x \in \partial I_0 \\ \beta, & x \in I - I_0 \end{cases}, \quad (13)$$

式中 $L(\varphi_{i,j}^k)$ 是(11)式的数值近似; τ 为时间步长; β 为正常数, $I(x)$ 为原图像, I_0 为 ROI, ∂I_0 为边界。由构造方法可知,文中模型结合了 Chan-Vese 水平集模型与 Li 等^[14]模型特点。

2.3 基于改进 Chan-Vese 模型的肿块检测方法

在能量泛函中引入待分割目标的均值和标准差,利用高斯混合模型作为内能驱动,与长度和形状项一起引导水平集函数的演化。在所选用的实验数据集中,对含噪图像进行降噪和增强处理,实验中可将 CT 图像中与肝无关部分裁去,以减少运算量。文中分割算法如下。

- 1) 输入图像 I , 选取目标初始种子点和迭代次数 N ;
- 2) 按(13)式初始化水平集函数;

- 3) 按(8)式计算像素隶属信息;
- 4) 按(11)式更新水平集演化函数,并按(12)式进行水平集迭代;
- 5) 如水平集更新到设定迭代次数 N 时停止,输出分割结果;否则返回到步骤 4)。

算法验证中,对相同类型的肿块提供同样种子点,尺寸为 $4 \text{ pixel} \times 4 \text{ pixel}$,选取时间步长 τ 为 1,文献[9]中建议 $\beta\tau < 0.25$, β 设为 0.15, τ 设为 1.3,形状正则项系数 ν 取 0.01,长度项系数 μ 取 4, K 取 3。根据实验总结,灰阶在 0~255 之间的 CT 图像,肿块种子点均值在 110~130 之间。

3 实验结果与讨论

在珠海地区某三甲医院肿瘤科的肝癌消融 CT 图像库中,随机选取 10 例 CT 图像共 120 幅作为实验数据集,图像参数详见表 1。数据采集 CT 机型 SIEMENS Definition Flash,数据格式 DICOM。代码运行环境 Matlab 2012a,Windows 7 操作系统,Core i3 CPU 3.4 GHz,4.0 GB RAM。本文方法在实验数据集上进行了多组实验以验证其分割效果,本节给出的 6 组实验均与文献[12]和文献[9]两种方法进行对比,以验证本文方法的有效性和实用性,分别以 LC-V,LBF 来表示文献[12]、文献[9]中方法。

表 1 实验数据集

Table 1 Experimental data set

CT image	Selection of each group	Image parameter				Tumor number
		Image size / pixel \times pixel	Tube voltage / kV	Tube current / mA	Slice thickness / mm	
120	12	512 \times 512	100-120	90-277	2	14

实验中采用 LC-V 模型和 LBF 方法,时间步长 τ 取 0.01,能量项系数 λ_1 和 λ_2 都取 1,正则项系数 ν 取 0.8,长度项系数 μ 取 0.01,核带宽度 σ 取值为 25,迭代次数 N 设定在 400~500 之间。

图 1 为提取的肝脏轮廓图,图 1 第一行为切片 # 13 肝右叶射频消融术后照片,图 1 第二行为切片 # 25 肝右叶肿块冷冻消融术后照片。蓝色曲线为自动提取轮廓。由图 1(d)可见本文方法比 LC-V 方法[图 1(b)]、LBF 方法[图 1(c)]的轮廓线更接近实际肝脏。

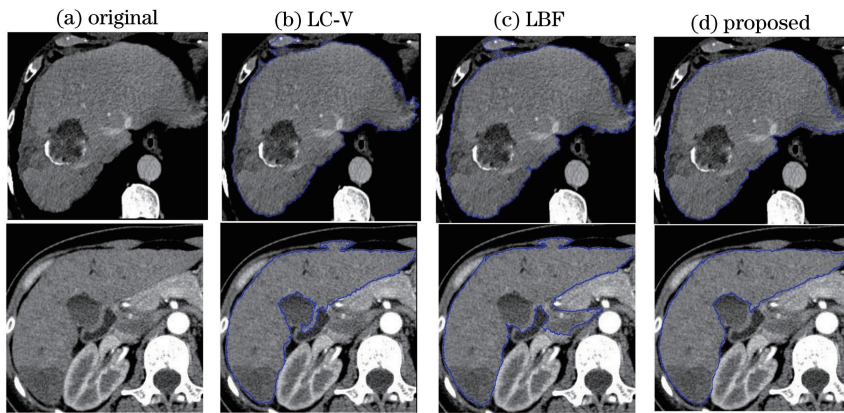


图 1 肝轮廓提取

Fig. 1 Liver contour extraction

图 2 为消融肿块轮廓提取图,图 2(a)中消融区由已灭活或部分灭活癌组织(白色直箭头所指)、碘油沉积(直角箭头所指)与正常肝组织(弯箭头所指)等构成,图 2(b)~(d)中蓝线为自动提取轮廓,图 2(e)中红线为专家勾画轮廓。第一行 # 13 肝脏,LC-V 和 LBF 方法与肝右叶肿块金标准图 2(e)差距偏大,文中方法边界提取完整[图 2(d)]。图 2 第二行为切片 25 # 肝轮廓,图中消融病灶区域灰度均值差异不大,LC-V 方法[图 2(b)]提取轮廓不完整,本文方法[图 2(d)]比 LBF 方法[图 2(c)]更接近肿块的真实边界[图 2(e)]。

图 3 蓝色方框内为 ROI,第一行为切片 # 18(右叶肝射频消融)肝肿块轮廓图,第二行为切片 # 32(右叶肝表层射频消融)肝肿块轮廓图,可见在处理局部小范围的 ROI 时,不同的方法提取的结果存在差异增大,本文方法[图 3(d)]边界泄漏更小。

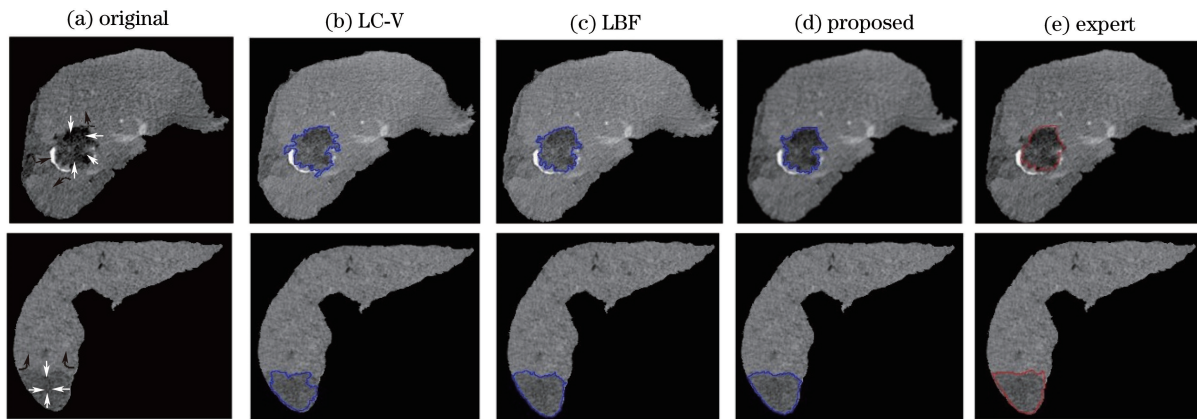


图 2 消融肿块的轮廓

Fig. 2 Contour of the ablated tumors

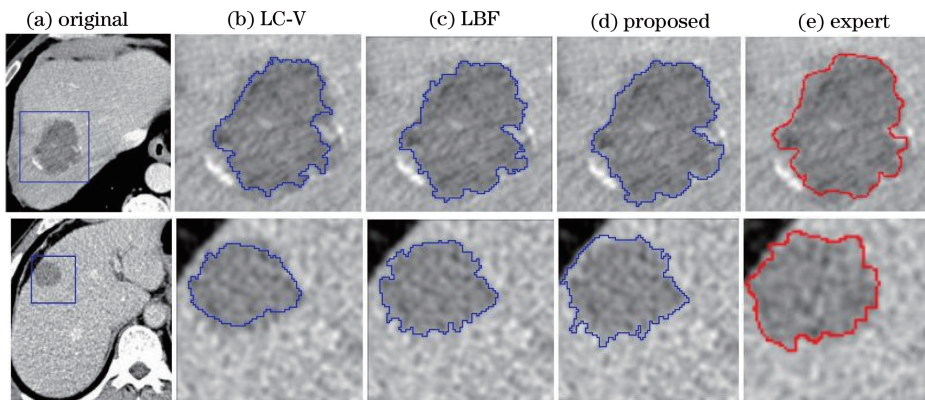


图 3 射频消融 ROI 肿块轮廓

Fig. 3 Contour of the ablated tumor ROI

4 分析与讨论

通常评价肝肿块的变化, 主要根据目标上 CT 值变化判断边界大小, 实际工作中, 对应的纹理也能准确反映肿块的活性变化。因此充分利用肿块的纹理信息是极具价值的, 以专家组人工勾画肝肿瘤为金标准, 采用相似度 (DSC)^[10] D 评价分割精度, DSC 定义为

$$D = \frac{2N(S_1 \cap S_2)}{N(S_1) + N(S_2)}, \tag{14}$$

式中 S_1 和 S_2 分别代表图像自动分割结果与真实 (金标准) 结果, N 为分割出的像素个数。 D 越接近 1, 表明分割越接近金标准, 精度越高。图 4 采用 LC-V、LBF 方法及本文方法分割出典型切片肿块的 DSC 值, 三

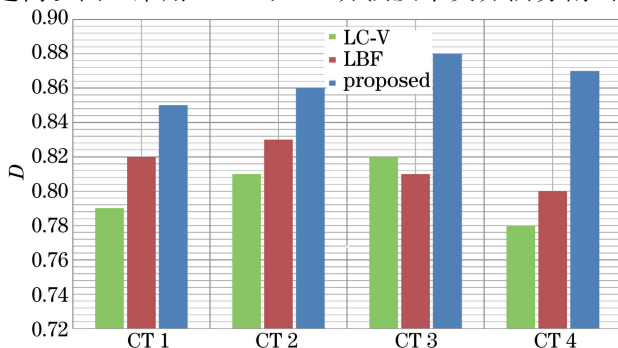


图 4 三种实验方法的 DSC 值

Fig. 4 DSC of the three experimental methods

种实验方法结果的平均 DSC 值分别为 0.800,0.850,0.875。可见本文方法优于 LC-V 方法与 LBF 方法。

5 结 论

根据肝癌消融 CT 图像的特点,提出了一种改进 Chan-Vese 模型的肿块检测方法,引入高斯混合模型区分像素隶属,结合边缘梯度变化信息和区域面积构造能量泛函;以肿块先验知识确定目标的初始轮廓,使活动轮廓收敛在目标区域边缘。利用实验数据集验证算法,实现肝上已灭活或部分灭活的癌组织和碘油沉积等复杂轮廓提取,实验结果表明,本文方法分割结果的平均相似度值大于 0.87,具有一定的应用价值。不足之处为仅以肝 CT 图像讨论肿块的变化,下一步工作结合肿块核磁共振图像功能信息提取轮廓,使肿块边界更加真实可靠。

参 考 文 献

- [1] Coupal T M, Mallinson P I, Munk P L, *et al.* CT-guided percutaneous cryoablation for osteoid osteoma: initial experience in adults[J]. *American Journal of Roentgenology*, 2014, 202(5): 1136-1139.
- [2] Goryawala M, Guillen M R, Cabrerizo M, *et al.* A 3-D liver segmentation method with parallel computing for selective internal radiation therapy[J]. *IEEE Transactions on Information Technology in Biomedicine*, 2012, 16(1): 62-69.
- [3] Mharib A M, Ramli A R, Mashohor S, *et al.* Survey on liver CT image segmentation methods [J]. *Artificial Intelligence Review*. 2012, 37(2): 83-95.
- [4] Tan Hai, Wang Dadong, Xue Yanling, *et al.* Parallelization of 3D thinning algorithm for extracting skeleton of micro-CT vasculature[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(11): 1117003.
谭海,王大东,薛艳玲,等. 显微 CT 血管系统三维结构的骨架细化算法并行化设计实现[J]. *光学学报*, 2015, 35(11): 1117003.
- [5] Foruzan A H, Aghaeizadeh Z R, Hori M, *et al.* Liver segmentation by intensity analysis and anatomical information in multi-slice CT images[J]. *International Journal of Computer Assisted Radiology & Surgery*, 2009, 4(3): 287-297.
- [6] Lee J, Kim N, Lee H, *et al.* Efficient liver segmentation using a level-set method with optimal detection of the initial liver boundary from level-set speed images[J]. *Computer Methods & Programs in Biomedicine*, 2007, 92(88): 26-38.
- [7] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- [8] Vese L A, Chan T F. A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(3): 271-293.
- [9] Li C, Xu C, Gui C, *et al.* Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [10] Li C M, Huang R, Ding Z H, *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.
- [11] Gong Wenbiao, Gu Guohua, Qian Weixian, *et al.* Stereo matching algorithm based on image segmentation and adaptive support weight[J]. *Acta Optica Sinica*, 2015, 35(s2): s210002.
龚文彪,顾国华,钱惟贤,等. 基于图像分割和自适应支撑权重的立体匹配算法[J]. *光学学报*, 2015, 35(s2): s210002.
- [12] Lankton S, Tannenbaum A. Localizing region-based active contours[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2008, 17(11): 2029-2039.
- [13] 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 Biomedical Engineering*, 2013, 60(10): 2967-2975.
- [14] Li Junwei, Chen Xiaodong, Jia Zhongwei, *et al.* A coronary artery lumen segmentation algorithm based on ray casting [J]. *Chinese J Lasers*, 2015, 42(8): 0804002.
李俊威,陈晓冬,贾忠伟,等. 基于光线投射法的冠脉血管腔壁分割算法[J]. *中国激光*, 2015, 42(8): 0804002.
- [15] Wang Mengjun, Guo Lin, Wang Xia, *et al.* Color image segmentation based on improved internal activity multi-channel pulse coupled neural networks[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2015, 52(12): 121001.
王蒙军,郭林,王霞,等. 改进内部活动项的多通道 PCNN 彩色图像分割[J]. *激光与光电子学进展*, 2015, 52(12): 121001.