

文章编号: 1001-3806(2016)01-0126-05

改进边界指示函数的水平集活动轮廓模型

郑伟^{1,2}, 张晶^{1,2}, 杨虎³

(1. 河北大学 电子信息工程学院, 保定 071002; 2. 河北大学 河北省数字医疗工程重点实验室, 保定 071002; 3. 中国人民解放军 66165 部队, 保定 071000)

摘要: 由于受成像原理的限制, 导致超声图像对比度低、边界模糊, 因此基于边界的水平集分割效果很不理想。为了提高超声图像的分割精度和分割效率, 提出了一种梯度信息与区域信息相结合的水平集分割算法。首先对基于边界的距离正则化水平集演化(DRLSE)模型进行改进, 将区域信息引入到边界指示函数中, 并用改进后的边界指示函数代替 DRLSE 模型中的边界指示函数, 最后, 得到一个梯度与区域信息相结合的水平集演化模型。结果表明, 本文中的模型能准确分割甲状腺肿瘤超声图像, 且在分割效率和分割精确度方面均比 DRLSE 模型有所提高。

关键词: 图像处理; 图像分割; 距离正则化水平集演化模型; 边界指示函数; 梯度信息; 区域信息

中图分类号: TN911.73 **文献标志码:** A **doi:** 10.7510/jgjs.issn.1001-3806.2016.01.028

Level set active contour model improving boundary indicator function

ZHENG Wei^{1,2}, ZHANG Jing^{1,2}, YANG Hu³

(1. College of Electronic and Information Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China; 2. Key Laboratory of Hebei on Digital Medical Engineering, Hebei University, Baoding 071002, China; 3. 66165 Unit, Chinese People's Liberation Army, Baoding 071000, China)

Abstract: Because of the restriction of imaging principle, ultrasound images led to are always with low contrast and weak boundaries, segmentation effect of level set based on edge was not ideal. In order to improve segmentation precision and efficiency of ultrasound images, new a novel level set segmentation algorithm was proposed combining gradient information with regional information was proposed. Firstly, distance regularized level set evolution (DRLSE) model based on boundary was improved, regional information was put into boundary indicator function. And then, the improved boundary indicator function was used instead of DRLSE model's. Finally, a level set evolution model combining gradient information with regional information was obtained. The experimental results show that the model can accurately segment ultrasound images of thyroid tumor and the segmentation efficiency and precision are higher than DRLSE model.

Key words: image processing; image segmentation; distance regularized level set evolution model; boundary indicator function; gradient information; region information

引言

甲状腺是人体最大的内分泌腺体, 是人体的重要器官。2011年, 中华医学会内分泌学分会公布中国首次甲状腺疾病流行病学调查结果显示, 甲状腺结节患病率高达 18.6%, 这意味着我国每 5 人中就有近 1 人存在甲状腺结节。甲状腺上的结节可能是甲状腺癌, 也可能是甲状腺瘤, 在未明确其性质以前统称为甲状腺结节。随着影像学检查方法的不断发展, 甲状腺超

声检查由于其价格低廉、无损伤无辐射、实时性强等优势备受青睐。因此, 精确迅速分割出结节部位对于计算机辅助诊断至关重要, 有助于提高医生诊断的准确性和效率。

图像分割就是把感兴趣区域从背景中提取出来的过程, 它是由图像处理到图像分析的关键步骤。目前, 国内外学者做了大量工作, 已经提出了很多图像分割的方法, 其中水平集分割方法是一个广受关注的方法。依据图像特征的不同, 分为基于区域的水平集模型^[1-3]和基于边界的水平集模型^[4-7]。基于区域的水平集模型利用图像的区域统计信息构造能量方程, 如 CHAN 和 VESE 提出的无边缘主动轮廓模型, 简称 CV 模型; WANG^[8]提出的局部二值拟合 (local binary fitting, LBF) 模型, 其中 CV 模型利用图像全局信息, 因此对灰度不均匀图像分割效果较差, 而 LBF 模型利用图像

基金项目: 河北大学医工交叉研究中心开放基金资助项目 (BM201103)

作者简介: 郑伟 (1972-), 女, 教授, 博士, 现主要从事图像处理、图像安全通信的研究。

E-mail: 147685650@qq.com

收稿日期: 2014-10-24; 收到修改稿日期: 2014-12-17

局部信息,虽然对灰度不均匀图像分割效果有所改善,但对初始轮廓非常敏感,所以此类模型对甲状腺超声图像的分割结果是毫无意义的区域^[9]。基于边界的水平集模型主要依赖边界指示函数,如测地线主动轮廓(geodesic active contour, GAC)模型、距离正则化水平集演化(distance regularized level set evolution, DRLSE)模型,根据目标边界梯度信息的变化使演化曲线停止在目标边界。

由于超声图像组织边界比较模糊且灰度分布不均匀,因此,使用传统的基于梯度信息的边界指示函数的水平集模型进行图像分割不能准确分割出目标轮廓。为解决这一问题,作者将区域信息融入到边界指示函数中,由梯度信息和区域信息共同驱动曲线进行演化,取得了较好的实验结果。

1 研究背景

1.1 DRLSE 模型

DRLSE 模型是 LI^[4]在无需重新初始化水平集演化模型^[10]的基础上提出的一种变分水平集方程实现 GAC 模型。该模型对惩罚项函数进行了改进,提高了数值的精确性,避免扩散率趋于无穷大的问题,使其为一有界常数,并且纠正了水平集函数与符号距离函数之间的误差,提高了水平集函数的演化速度,其能量泛函是:

$$\begin{aligned} \varepsilon(\varphi) = \mu R_p(\varphi) + \varepsilon_{\text{ext}}(\varphi) = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \varphi|) dx + \\ \lambda \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\varphi) |\nabla \varphi| dx + \alpha \int_{\Omega} g H_{\varepsilon}(-\varphi) dx \end{aligned} \quad (1)$$

对该能量泛函进行最小化,得到其梯度下降流方程是:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \varphi - \text{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right] + \\ \lambda \delta_{\varepsilon}(\varphi) \text{div} \left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) + \alpha g \delta_{\varepsilon}(\varphi) \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $R_p(\varphi)$ 是水平集正则化项, p 是势函数, $\varepsilon_{\text{ext}}(\varphi)$ 是外部能量项, μ 是距离正则项的权重参量, λ 和 α 分别是长度项和面积项的权重参量, φ 是水平集函数, g 是边界指示函数, div 是散度算子, Δ 是拉普拉斯算子, ∇ 是梯度算子, $\delta_{\varepsilon}(\varphi)$ 是 Dirac 函数, $H_{\varepsilon}(\varphi)$ 是 Heaviside 函数, ε 是正则化参量。

由(1)式可以看出,其能量泛函由两部分组成,第一部分是水平集正则项,作用是矫正水平集与符号距离间的误差,避免曲线在演化过程中重复初始化问题;第二部分是外部能量项,其中包括长度项和面积项,长度项用于驱使零水平集轮廓朝目标边界演化,而面积项则用于加快零水平集的演化速率。

1.2 边界指示函数

g 称为边界指示函数,也称停止项函数^[11],通常选取经高斯平滑处理后图像的梯度信息,并且是递减函数,其表达式为:

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I|^2} \quad (3)$$

式中, G_{σ} 是均方为 σ 的高斯滤波器,*表示卷积运算, I 是待分割图像。对 g 进行分析:当在图像同质区时,图像梯度较小,此时 $g \neq 0$,所以曲线继续演化;当在图像非同质区或边缘时,图像梯度较大,因此, $g \approx 0$,曲线停止演化。由图 1 和图 2(左边是超声图像,右边是灰度分布直方图)可知,超声图像灰度分布不均匀、对比度较低且组织边界比较模糊。对此类图像进行分割时,仅由梯度信息控制的边界指示函数无法准确停止在目标边界。由(3)式可知,在 DRLSE 模型中 g 函数中的 L (梯度阈值)^[11]设置为一个常数,所以 g 函数仅由梯度信息来控制,因此需要对 DRLSE 模型的边界指示函数进行改进,作者将区域信息引入到边界指示函数中,与梯度信息共同作用推动曲线进行演化。

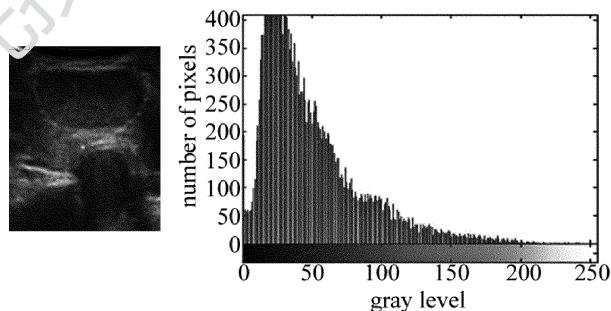


Fig. 1 Ultrasound images 1 and its gray level distribution histogram

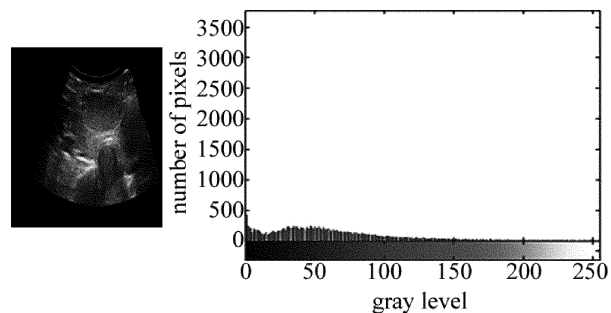


Fig. 2 Ultrasound images 2 and its gray level distribution histogram

2 梯度和区域信息相结合的 DRLSE 模型

2.1 构造新的边界指示函数

在基于边界的水平集活动轮廓模型当中,边界指示函数起着非常重要的作用,很多学者对其进行了研究。ZHOU^[12]提出了自适应变化的边缘停止函数,但是对于超声图像灰度对比度较低,当演化曲线接近目

标边界时,曲线内外的平均灰度值相差很小,而非边界处梯度模也比较小,会使曲线演化停滞,陷入局部极小值;QI^[13]提出了一种基于区域信息的自适应改变的边界停止函数,其边界停止函数如下式所示:

$$g(I, M_\rho) = \frac{1}{1 + \left| \frac{\nabla G_\sigma * I}{M_\rho} \right|^2} \quad (4)$$

$$M_\rho = \rho \left| I - \frac{c_1 + c_2}{2} \right| + \theta \quad (5)$$

式中, ρ 和 θ 均是常量, I 是待分割图像, c_1 和 c_2 分别是图像在区域 $\{\varphi > 0\}$ 和 $\{\varphi < 0\}$ 内的平均灰度值。

在 QI 提出的 $g(I, M_\rho)$ 基础上,本文中对其进行改进,结果如下:

$$L = \beta \left(I - \frac{c_1 + c_2}{2} \right)^2 + \gamma \quad (6)$$

式中, β 和 γ 均是常量。

结合(6)式提出的 L , 得出新的边界指示函数为:

$$g_L = \frac{1}{1 + \left| \frac{\nabla G_\sigma * I}{L} \right|^2} \quad (7)$$

下面对边界指示函数 g_L 进行分析。

首先令 $L = \beta M + \gamma$, $M = \left| I - \frac{c_1 + c_2}{2} \right|$, 其中 β 为

控制噪声的敏感度, γ 为控制曲线的收敛速率, 为方便分析, 设 $\beta = \gamma = 0.5$ 。图 3 是梯度阈值 L 关于灰度差模值 M 的函数图像, 曲线 a 代表 QI 的梯度阈值函数, 曲线 b 代表改进后的梯度阈值函数。当 $M < 1$ 时, 曲线 b 的梯度阈值小于曲线 a 的梯度阈值, 那么改进后的边界指示函数更趋于 0, 所以在目标边界时, 本文中的演化曲线可以更准确地停止在目标边界处。当 $M > 1$ 时, 本文中的边界指示函数更接近 1, 因此收敛速率比较快。

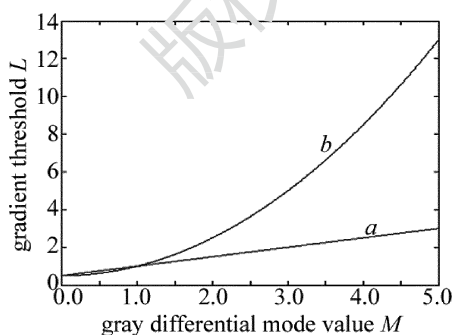


Fig. 3 Relationship between gray differential mode value and gradient threshold

因此, 当演化曲线在目标内部且远离目标边界时, M 值较大, 即 L 将远远大于 γ , 又由于图像梯度较小, 所以 $g_L \approx 1$, 此时该分割结果不会陷入局部极小值; 当演化曲线在目标边界处时, $M \approx 0$, 即 $L \approx \gamma$, 又由于在

边界处图像梯度较大, 所以 $g_L \approx 0$, 此时曲线停止演化, 准确停止在目标边界处, 这样就提高了对低对比度、弱边界图像的分割效果。

2.2 本文中模型的水平集表达

以本文中提出的边界指示函数 g_L 代替 DRLSE 模型中的边界指示函数 g 作为曲线演化的外部约束力, 得到一种新的梯度与区域信息相结合的水平集分割模型, 其能量泛函是:

$$E(\varphi) = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla \varphi|) dx +$$

$$\lambda \int_{\Omega} g_L \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx + \alpha \int_{\Omega} g_L H(-\varphi) dx \quad (8)$$

对能量泛函进行最小化, 得到其梯度下降流方程是:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \left[\Delta \varphi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) \right] +$$

$$\lambda \delta(\varphi) \operatorname{div} \left(g_L \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) + \alpha g_L \delta(\varphi) \quad (9)$$

式中, $\mu, \lambda, \alpha, \nu, \delta_\varepsilon(\varphi), H_\varepsilon(\varphi)$ 各参量所表示的意思与(2)式相同。(9)式的梯度下降流方程就是改进边界指示函数的水平集活动轮廓模型的曲线演化方程。

3 实验结果及分析

实验环境如下: 联想计算机, Intel(R) Core(TM) i3 CPU 2.10GHz, 2GB 安装内存, Windows 7 旗舰版操作系统, 编程软件是 MATLAB R2009b。经实验测得各参量的设置为: $\lambda = 15, \alpha = -5, \varepsilon = 1.0$ 。为了验证本文中方法的有效性, 分别采用局部或全局选择性分割(selective local or global segmentation, SLGS)模型^[14]、DRLSE 模型、QI 的模型和本文中模型对甲状腺超声图像进行分割对比实验。

3.1 甲状腺超声图像 1 分割(实验 1)

本实验中所用图像是一幅乳头状癌甲状腺超声图像(255pixel × 308pixel)(见图 4a), 该肿瘤形状不规则且边界不清晰, 整体回声低。设置参量 $\beta = 0.3, \gamma = 0.6$ 。图 4b 是 SLGS 模型分割结果, 出现了边缘泄露现象, 没有获得封闭的轮廓, 即不能准确停止在肿瘤边界, 由于 SLGS 模型中的符号压力函数是基于灰度均值构造的, 只能分割出灰度对比度较高的区域。图 4c 是 DRLSE 模型的分割结果, 出现了过分割现象, 由于目标边界比较模糊, 仅靠基于梯度信息的边界停止力, 很难使演化曲线停止在目标边界处。图 4d 是 QI 的分割结果, 虽然得到了封闭的轮廓线, 但并没有与肿瘤边界吻合, 由于超声图像灰度对比度低, 演化曲线在接近肿瘤边界处时, 灰度差模值相对较小, 没有足够的外力推动曲线继续演化, 因此造成欠分割。从图 4e 可以看

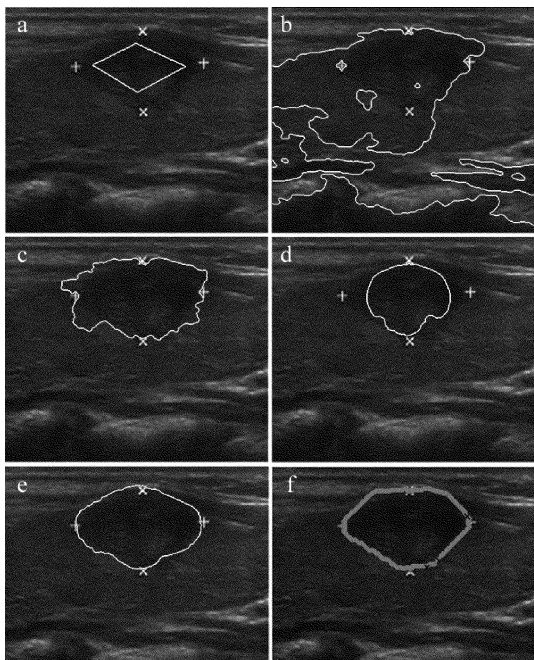


Fig. 4 Segmentation results of ultrasound image of papillary carcinoma of thyroid
a—original shape b—SLGS model c—DRLSE model d—QI's model e—model in the paper f—manual segmentation result

出本文中模型的分割方法结果比较理想,由于在边界停止函数中融合了区域信息,因此可以保证演化曲线正确停止在目标边界处,并且曲线比较平滑。图 4f 是手动分割结果。

3.2 甲状腺超声图像 2 分割(实验 2)

本实验中所用图像是一幅恶性肿瘤甲状腺超声图

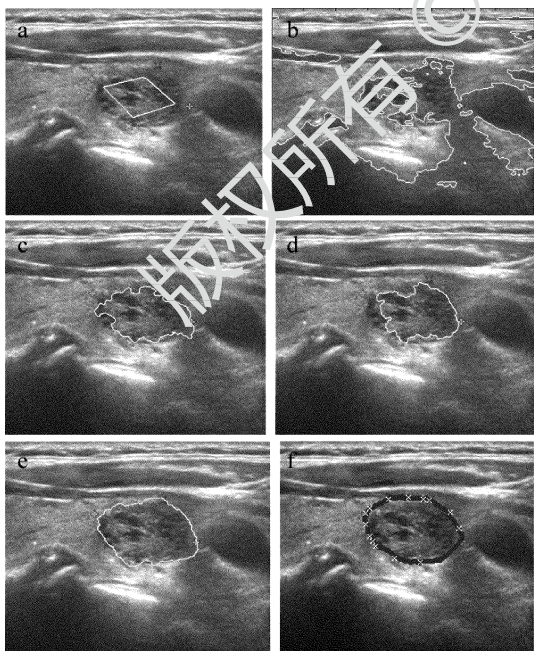


Fig. 5 Segmentation results of ultrasound image of malignant tumor of thyroid
a—original shape b—SLGS model c—DRLSE model d—QI's model e—model in the paper f—manual segmentation result

像(341pixel × 410pixel) (见图 5a),该肿瘤形状不规则,边界不清晰,内部回声不均匀且无包膜。设置参量 $\beta = 0.6, \gamma = 0.5$ 。从图 5b 的实验结果可知,SLGS 模型无法有效分割非同质区域,原因在于该模型只用了图像的全局区域信息,因此只能分割出相对同质的区域。图 5c 是 DRLSE 模型分割结果,由于该超声图像对比度极低且肿瘤轮廓模糊,所以经过 405 次迭代后产生欠分割和过分割现象。图 5d 存在欠分割现象,由于恶性肿瘤边界很不清晰,因此不能正确分割肿瘤边界。图 5e 是本文中模型分割结果,从图中可以看出分割效果明显好于其它分割结果,由于边界停止函数综合了梯度信息和全局区域信息,使演化曲线不易陷入局部极小值,因此可以准确停止在目标边界处。

3.3 甲状腺超声图像 3 分割(实验 3)

本实验中所用图像是一幅甲状腺肿瘤超声图像(349pixel × 354pixel) (见图 6a)。设置参量 $\beta = 0.3, \gamma = 0.6$ 。图 6b 中 SLGS 模型把图像分割成明暗两个区域,但分割结果毫无意义。图 6c 中 DRLSE 模型在肿瘤区域内部陷入局部极小值,且最终的分割结果没有与肿瘤边界吻合。图 6d 中 QI 的模型出现欠分割现象。图 6e 为本文中模型,可以正确分割出肿瘤边界,与图 6f 手动分割结果进行对比,可以说明本文中方法的有效性。

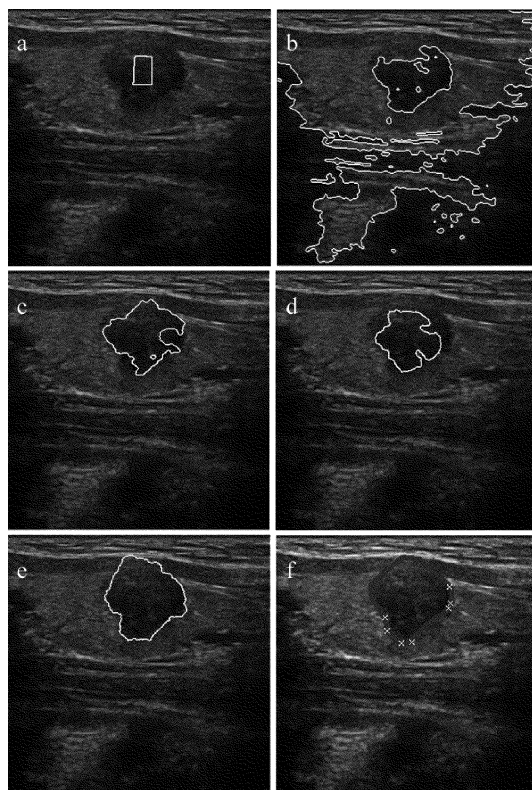


Fig. 6 Segmentation results of ultrasound image of thyroid tumor
a—original shape b—SLGS model c—DRLSE model d—QI's model e—model in the paper f—manual segmentation result

表1是实验1、实验2、实验3在相同初始轮廓下运行时间的比较。由表1可知,SLGS模型的运行时间相对较少,但是该模型的分割结果是无效的,而本文中模型的运行时间稍次于SLGS模型但好于其它两种模型,且分割结果比较理想,因此本文中模型的分割效率是相对较好的。

Table 1 Contrast of running time

	running time /s			
	SLGS model	DRLSE model	QI's model	model in the paper
experiment 1	9.0949	56.8624	20.4205	13.5097
experiment 2	22.3549	106.0183	36.8942	33.7118
experiment 3	22.0741	41.5431	41.3403	30.6386

在分割精度方面,为了客观评价分割质量,本文中采用相对差异度^[15]来进行对比,首先定义 O_i 表示待分割图像的像素点数, O_s 表示分割后图像的像素点数,则相对差异度 R 定义为 O_i 与 O_s 之间大小差异的程度:

$$R = \frac{|O_i| - |O_s|}{|O_i|} \times 100\% \quad (10)$$

式中, $||$ 符号为求分割对象的像素数目,由(10)式可知, R 值越小则分割结果相对越精确。表2是DRLSE模型、QI的模型和本文中模型的相对差异度比较。通过表2中的数据可以看出,本文中算法的分割精度比其它两个模型的分割精度更高。

Table 2 Comparison of relative difference degree

	R/%		
	DRLSE model	QI's model	model in the paper
experiment 1	20.11	40.44	0.66
experiment 2	28.57	34.35	0.95
experiment 3	28.11	44.93	0.09

4 结 论

提出了一种改进边界指示函数的水平集活动轮廓模型,将图像区域信息融入边界指示函数中,代替DRLSE模型中的边界指示函数,使梯度信息与区域信息共同作用推动曲线演化。实验表明,本文中的方法能有效分割边界模糊且对比度较低的超声图像,分割速率与分割精确度均有所提高。

参 考 文 献

- [1] ZHANG K H, SONG H H, ZHANG L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43 (4): 1199-1206.
- [2] CHEN K, LI B, TIAN L F. A segmentation algorithm of pulmonary nodules using active contour model based on fuzzy speed function [J]. Acta Automatica Sinica, 2013, 39(8):1257-1264 (in Chinese).
- [3] LIU R J, HE C J, YUAN Y. Active contours driven by local and global image fitting energy [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2012, 24(3):364-371 (in Chinese).
- [4] LI C M, XU C Y, GUI C F, et al. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation [J]. IEEE Transactions Image Processing, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [5] CASELES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contour [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1):61-79.
- [6] ZHENG W, PAN Z Y, HAO D M. The Improved DRLSE ultrasound image segmentation model based on phase congruency [J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(1):60-64 (in Chinese).
- [7] ZHANG J W, FANG L, CHEN Y J, et al. Application of local GAC model for medical image segmentation [J]. Journal of Image and Graphics, 2012, 17(2):215-221 (in Chinese).
- [8] WANG S F, RUAN J, WANG Y. Image segmentation based on improved LBF model [J]. Computer Applications and Software, 2011, 28(2): 27-28 (in Chinese).
- [9] ZHANG J, LI C M, PAN Z Y. Active contour segmentation modal of combining global and dual-core local fitting energy [J]. Journal of Computer Applications, 2013, 33(4): 1092-1095 (in Chinese).
- [10] LI C M, XU C Y, GUI C F, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation [C]//IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA; IEEE, 2005:430-436.
- [11] YU R X, ZHU B. New stop function of level set method [J]. Journal of System Simulation, 2008, 20(22):6154-6157 (in Chinese).
- [12] ZHOU B, HE C J, YUAN Y. Edge-based active contour model with adaptive varying stopping function [J]. Application Research of Computers, 2012, 29(1):366-368 (in Chinese).
- [13] QI Y Q, ZHANG T. Region-based method of adaptive distance preserving level set evolution [J]. Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology, 2013, 5(5): 1608-1613.
- [14] ZHANG K H, ZHANG L, SONG H H. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method [J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(4):668-676.
- [15] COLLINS D L, EVANS A C, HOLMS C, et al. Automatic 3-D segmentation of neuro-anatomical structures from MRI [C]//14th International Conference on Information Processing in Medical Imaging. De Berder, France; Information Processing in Medical Imaging, 1995:139-152.