

融合 KFCM 与改进 DRLSE 模型的甲状腺结节图像分割

徐文杰, 王 昕

(长春工业大学 计算机科学与工程学院, 长春 130012)

摘要: 针对超声甲状腺结节图像分割问题, 提出一种融合模糊核(KFCM)聚类算法与改进距离正则化水平集演化(DRLSE)模型的分割算法, 解决了 DRLSE 模型对初始轮廓敏感、演化参数需要人工设定及分割弱边缘能力较差的问题. 该算法先利用 KFCM 聚类算法粗分割出结节区域并二值化作为水平集初始演化轮廓, 然后利用初始演化轮廓围成的区域自动计算出水平集演化参数, 最后采用高斯正则化规则演化水平集分割出甲状腺结节区域. 对比实验结果表明, 该算法提高了甲状腺结节的分割精度, 在噪声干扰下也能准确地分割出结节区域.

关键词: 甲状腺结节; 模糊核聚类; 水平集; 高斯正则化

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-5489(2016)05-1123-08

Image Segmentation of Thyroid Nodules Based on Fusion KFCM and Improved DRLSE Model

XU Wenjie, WANG Xin

(College of Computer Science and Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: Aiming at the problem of thyroid nodule segmentation of ultrasound images, we proposed the new segmentation algorithm combining kernel fuzzy C-means (KFCM) clustering with improved distance regularized level set evolution (DRLSE) model. The algorithm solved the problem that the DRLSE model was sensitive to initial contour, and the evolution parameters needed to be manually set, and the ability of segmentation for weak edges was poor. Firstly, the KFCM clustering algorithm was used to segment the nodule region coarsely which was regarded as the initial evolution contour after binaryzation. Secondly, the evolution parameters of the level set were calculated automatically using the region surrounded by the initial evolution outline. Finally, the region of thyroid nodules was segmented by Gaussian regularization rule evolution level set. Comparative experimental results show that the proposed algorithm can improve segmentation accuracy of thyroid nodules, and the nodule area can be segmented accurately even in the presence of noise.

Key words: thyroid nodule; kernel fuzzy C-means clustering; level set; Gaussian regularization

超声医学图像在临床医学诊断中应用广泛. 目前, 大部分采用图像分割法定位病变边界, 也有一些特殊的定位法^[1]. 由于超声波成像原理的限制, 传统经典图像分割算法很难准确定位分割出病变部

收稿日期: 2016-01-15.

作者简介: 徐文杰(1989—), 男, 汉族, 硕士研究生, 从事数字图像处理的研究, E-mail: xuwenjieyouxiang@126.com. 通信作者: 王昕(1972—), 女, 汉族, 博士, 副教授, 从事图像处理与机器视觉的研究, E-mail: wangxin315@ccut.edu.cn.

基金项目: 吉林省科技发展计划项目(批准号: 201201129).

位的边界. 因此, 超声图像分割是当前图像处理的一个难点^[2]. 甲状腺结节分割是甲状腺结节诊断治疗的基础^[3], 对指导临床治疗有重要指导价值.

医学图像的分割, 除了帮助医生及时发现病变外还可以减少数据冗余, 提高传输率^[4]. 随着偏微分方程的发展, 水平集活动轮廓模型在图像分割中应用越来越广泛, 目前已将其应用于超声甲状腺结节图像分割中. 根据不同的约束条件可将传统水平集模型分为两类: 基于区域^[5-6]和基于边界^[7-8]. 但传统的边界和区域水平集很难直接用于分割甲状腺结节超声图像, 所以目前已提出了很多改进的水平集分割法. 典型的超声甲状腺结节水平集分割方法有: 文献[9]提出的改进的 C-V 超声图像分割模型, 该方法可以分割不均匀超声图像, 但水平集演化参数需要人工给出, 且运用规则水平集稳定项降低演化效率; 文献[10]提出了区域与边缘结合的模型, 该方法解决了对初始轮廓敏感问题, 并采用四阶高斯滤波取代了传统高斯滤波, 解决了弱边缘检测, 但该模型仍需人工给出初始轮廓, 水平集演化参数需要根据不同图像给出不同的取值, 自适应能力较弱; 文献[11]提出相位一致边界速率停止函数改进的水平集模型, 检测超声甲状腺结节弱边缘, 但相位一致对不同超声甲状腺结节图像检测结果差异度较大, 很难准确控制检测结果, 易出现过分割; 文献[12]提出了聚类与水平集相结合的分割方法, 但该方法受制于局部拟合(RSF)水平集模型的缺陷, 改进后水平集仍然不能准确地分割出甲状腺结节边缘; 除了利用水平集方法分割外, 文献[3]和文献[13]分别利用各自改进的方法分割出甲状腺结节区域.

本文针对以上问题, 提出一种利用模糊核(KFCM)聚类和改进距离正则化水平集(DRLSE)模型相结合的分割算法. 该方法首先使用 KFCM 聚类粗分割出结节区域, 然后从聚类结果中提取出感兴趣的类, 并采用阈值将其转化为二值化图像, 并将二值化图像为 1 的区域作为改进 DRLSE 模型的初始轮廓, 水平集参数也将根据二值化图像的面积和长度自动计算给出, 不再需要人工设置, 实现了水平集根据聚类结果自动演化. 改进了边缘停止项, 提高了 DRLSE 模型弱边缘探测能力, 同时用高斯正则化代替了 DRLSE 模型的惩罚项, 最终准确分割出了甲状腺结节区域.

1 模糊核聚类算法

模糊核聚类算法^[14]是一种将原始输入样本空间映射到高维空间, 通过迭代方式优化目标函数, 对输入样本空间进行模糊聚类的方法. 设图像样本为 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$, 初始的样本空间 X 被映射到高维空间 H 中. 该映射关系记为 $\varphi: x \rightarrow \varphi(x)$, $\varphi(x) \in H$, 高维特征空间 H 的点积记为 $k(x, y) = \langle \varphi(x), \varphi(y) \rangle = \varphi(x)^T \varphi(y)$, 欧氏距离为

$$\|\varphi(x) - \varphi(y)\| = \sqrt{[\varphi(x) - \varphi(y)]^T [\varphi(x) - \varphi(y)]} = \sqrt{k(x, x) + k(x, y) - 2k(x, y)}. \quad (1)$$

用高斯核函数 $k(x, y) = \exp\{-\|x - y\|^2 / (2\delta^2)\}$ 简化式(1), 其中 δ 表示高斯核宽度, 可得 $k(x, x) = k(y, y) = 1$, 于是式(1)可简写为

$$\|\varphi(x) - \varphi(y)\|^2 = 2 - 2k(x, y),$$

则 KFCM 目标函数表示为

$$J_{\varphi, m}(U, V) = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m \|\varphi(x_i) - \varphi(y_j)\|^2 = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ij}^m [2(1 - k(x_j, y_i))]. \quad (2)$$

KFCM 聚类算法主要通过迭代聚类中心 v_i 和隶属度矩阵 $U = (u_{ij})$ 使目标函数 $J_{\varphi, m}(U, V)$ 最小. 其中, 聚类中心 v_i 和隶属度矩阵 U 定义如下:

$$u_{ij} = \frac{1}{\sum_{i=1}^c \frac{1}{[2(1 - k(x_j, v_i))]^{1/(m-1)}}}, \quad (3)$$

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m k(x_j, v_i) x_j}{\sum_{j=1}^n u_{ij}^m k(x_j, v_i)}. \quad (4)$$

通过KFCM聚类算法,可粗分割出甲状腺结节区域,但由于聚类算法固有的缺陷,所以不能准确地分割出结节.本文使用聚类算法粗分割结节,同时用聚类的隶属度矩阵 U 计算水平集系数,并利用隶属度矩阵 U 构造边缘停止项,调节DRLSE模型水平集的自适应能力.

2 DRLSE 模型

DRLSE模型^[7]是基于边缘信息的一种变分水平集分割模型.为了克服水平集需要不断重新初始化为符号距离函数的缺陷,在水平集模型中添加了一个距离保持的正则化项,该项的引入提高了分割的演化效率和速度,能量函数如下:

$$\epsilon_{\epsilon}(\phi) = \mu \int_{\Omega} p |\nabla \phi| dx + \lambda \int_{\Omega} T \delta_{\epsilon}(\phi) dx + a \int_{\Omega} TH_{\epsilon}(-\phi) dx. \quad (5)$$

其中: μ, λ, a 分别为水平集正则化项、长度项、边缘停止项的系数; ϕ 为水平集轮廓线.

距离保持正则化项,即水平集惩罚项定义为

$$R_p(\phi) \triangleq \int_{\Omega} p (|\nabla \phi|) dx. \quad (6)$$

边缘停止函数 T 定义为

$$T = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\delta} \times \mathbf{I}|^2}, \quad (7)$$

其中: G_{δ} 表示高斯核滤波函数; \mathbf{I} 表示待处理图像; ∇ 表示图像梯度.在图像非边缘区域,梯度较小, g 函数值较大驱动曲线演化;在边缘区域,图像梯度大, g 函数趋向于零曲线停止演化.根据梯度流下降法可得如下水平集演化方程:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi) + \lambda \delta_{\epsilon}(\phi) \operatorname{div}\left(T \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) + a T \delta_{\epsilon}(\phi). \quad (8)$$

DRLSE模型法可用于分割均匀或边界清晰图像,但由于超声图像背景复杂、边缘模糊、斑点噪声严重的特点,当其运用在超声甲状腺结节图像分割时存在如下问题:

- 1) 对初始化活动轮廓较敏感^[8];
- 2) 自适应能力较弱,演化方向单一;
- 3) 规则水平集稳定项计算较复杂;
- 4) 探测超声图像弱边缘时存在边缘“泄露”问题;
- 5) 边缘停止速度函数收敛到零的速度较慢.

3 改进的水平集模型

3.1 水平集系数

水平集系数能否正确给出直接影响水平集能否正确分割出图像的目标区域及演化速度.传统的DRLSE模型演化系数需要根据不同图像给出不同的演化参数,不能实现根据图像特征自动改变参数,不具有自动调节能力.本文假设聚类结果选取类别为 k 的分类结果,通过选择合适的阈值 T_1 将其二值化.用 ζ 计算二值化后曲线的长度,用 η 计算二值化后曲线包围的面积,定义如下:

$$\zeta = \int_{\Omega} \delta(\phi_0) dx dy, \quad (9)$$

$$\eta = \int_{\Omega} H(\phi_0) dx dy, \quad (10)$$

其中: ϕ_0 为二值化初始轮廓; $\delta(\phi_0)$ 为Dirac函数; $H(\phi_0)$ 为Heaviside函数.时间步长、长度项系数分别为 $\Delta t = 0.2\eta/\zeta$, $\lambda = \zeta/\eta + 5$,这两个系数的给出,使水平集的演化完全依据聚类结果自动进行.

3.2 自适应边缘停止项

演化曲线能否正确停止在目标边界,主要控制边缘停止函数在目标边界时要接近于零,否则会出现穿过弱边界现象.对于超声图像,由于图像边缘模糊,对比度较低,传统DRLSE模型中的停止函数无法准确定位弱边缘,存在“泄漏”的情况.为了能够使边缘停止函数在超声图像较弱的边界处停止,

本文使用改进的径向基高斯核函数作为边缘停止函数,定义如下:

$$\phi = \beta \exp \left\{ \frac{-|\nabla G_{\delta} \times \mathbf{I}|^2}{2\delta^2} \right\}. \quad (11)$$

改进方程满足了函数单调性,函数变量为 ∞ 时,函数值为0,函数变量为0时,函数值为 β .改进的径向基高斯核函数演化速度明显比式(7)快,且不会出现弱边界无法停止的问题,能准确地定位到甲状腺结节弱边界.

式(5)中第三项是以边缘停止函数加权的停止项,做为气球力,加快曲线演化速度.曲线在目标物体内部时, a 取值为正,驱动轮廓加快收缩;曲线在目标物体外部时, a 取值为负,驱动轮廓快速膨胀.固定的 a 取值束缚了水平集自适应能力,演化方向单一.为了能够让边界函数具有自适应能力,本文提出自适应系数取代传统 DRLSE 模型固定的系数 a ,该系数利用隶属度矩阵,在每个像素处给出不同的符号系数,调节曲线的膨胀与收缩.自适应系数定义如下:

$$B(U_k) = 2 - 4U_k, \quad (12)$$

其中 U_k 表示第 k 类隶属度矩阵,其取值为 $[0,1]$, $B(U_k)$ 函数值也将根据 U_k 改变正负和取值,控制曲线向边界靠近.结合式(11),(12),本文构造新的自适应边缘停止项如下:

$$\epsilon(\phi) = \int_{\Omega} B(U_k) \phi H_{\epsilon}(-\phi) dx. \quad (13)$$

3.3 高斯正则化替代惩罚项

式(6)可保证水平集模型只在零水平集附近符合符号距离特性,即 $|\nabla \phi| = 1$,在远离水平集时,让水平集保持为一个常数,从而避免周期初始化水平集为符号距离的问题.惩罚正则化方法只适用于变分水平集,而不适用于纯偏微分方程驱动的水平集,并且惩罚项计算复杂,使水平集演化效率降低. LIF 模型法^[15]中用高斯正则化 $\phi^{n+1} = G_{\sqrt{\Delta t}} \phi^n$ 稳定水平集方法,其中 $G_{\sqrt{\Delta t}}$ 表示偏差为 Δt 的高斯核.高斯正则化稳定水平集可避免周期性初始化问题,简化了水平集演化能量函数,水平集计算更简洁、高效.为了避免惩罚项的缺点,本文将高斯正则化引入到传统 DRLSE 模型水平集,简化了水平集函数,提高了演化效率.利用高斯正则化, DRLSE 模型水平集函数表示为

$$\epsilon_{\epsilon}(\phi) = \lambda \int_{\Omega} T \delta_{\epsilon}(\phi) dx + a \int_{\Omega} T H_{\epsilon}(-\phi) dx. \quad (14)$$

3.4 本文水平集函数表达式

综合以上分析,得到本文水平集能量函数:

$$\epsilon_{\epsilon}(\phi) = \lambda \int_{\Omega} \phi \delta_{\epsilon}(\phi) dx + \int_{\Omega} B(U_k) \phi H_{\epsilon}(-\phi) dx. \quad (15)$$

根据梯度流下降法可得水平集演化方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \lambda \delta_{\epsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(\phi \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + B(U_k) \phi \delta_{\epsilon}(\phi). \quad (16)$$

本文水平集模型使用聚类后二值化图像中为1的区域作为初始轮廓,可避免水平集模型对初始轮廓敏感的问题,水平集参数也不再需要根据不同图像人工给出演化参数实现,使水平集真正实现自动分割,同时改进边缘停止速度函数使水平集能准确定位到结节较弱的边缘.为了克服边缘停止函数加权面积项的单一演化缺陷,算法使用自适应边缘停止项,同时使用高斯正则化规则水平集,水平集演化比传统 DRLSE 模型法更简洁、高效.

本文算法主要步骤如下:

1) 设置迭代的停止条件 $\epsilon > 0$,最大迭代次数 k_{\max} 和最大聚类数 c_{\max} ,模糊度控制参数 $m=2$,采用 KFCM 聚类算法得到聚类结果,按下式初始化水平集轮廓:

$$\phi(x, y, t=0) = \begin{cases} 1, & u_{ij} > T_1, \\ 0, & u_{ij} \leq T_1; \end{cases} \quad (17)$$

2) 归一化图像样本集 \mathbf{X} ,计算高斯核矩阵 $k(x_j, v_i)$,初始化聚类隶属度矩阵 $\mathbf{U} = (u_{ij})_{c \times n}$;

3) 计算目标函数 $J_{\phi, m}(\mathbf{U}, \mathbf{V})$ 得到第 k 迭代值,根据式(3),(4)更新聚类隶属度矩阵 \mathbf{U} 和聚类

中心 v_i ;

4) 判断条件 $\|V^{(k+1)} - V^{(k)}\| < \varepsilon$ 或 $k \geq k_{\max}$, 若是, 则转 6); 否则 $k = k + 1$, 转 3);

5) 判断条件 $c < c_{\max}$, 若满足, 则 $c = c + 1$, 转 3); 否则迭代停止;

6) 选择其中感兴趣的第 k 类, 并取合适的阈值 T_1 , 根据式(17)二值化聚类结果, 计算水平集演化所需系数 $\Delta t, \lambda$;

7) 高斯卷积获取初始水平集轮廓;

8) 根据式(16)演化水平集函数, 并利用高斯正则化规则水平集;

9) 检查水平集是否收敛, 若否, 则转 4), 继续演化; 否则结束演化, 得到分割结果.

4 实验结果与分析

为了验证本文算法可以准确分割出甲状腺结节, 针对实际超声甲状腺结节图像, 分别采用文献[5]基于区域的 CV 模型, 文献[6]基于局部拟合的 RSF 模型与文献[7]基于边缘的距离正则化 DRLSE 模型这 3 种方法进行对比实验. 实验采用 PC 机, 处理器为 Pentium(R) Dual-CPU E5500@2.8 GHz, 内存为 2.00 GB, 操作系统为 Window7 旗舰版(64 位), 实验平台为 MATLAB 2012a(64 位). 实验中 CV 模型的主要参数: $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 2.5, \mu = 0.05 \times 255^2, \Delta t = 0.5$; RSF 模型主要参数: $\lambda_1 = 1, \lambda_2 = 2.5, \mu = 0.03 \times 255^2, \Delta t = 1$; DRLSE 模型主要参数: $\lambda = 8.2, \Delta t = 5, a = 1.5$. 为讨论方便, 本文聚类数统一为 $C_{\max} = 7$, 聚类后二值化阈值 T_1 , 在每幅图像说明部分给出. 为了能看出初始轮廓的位置, 用红色表示初始聚类二值化后给出的初始轮廓线, 绿色表示最终演化得到的边缘分割轮廓.

图 1 是针对对比度较高、噪声较少、边缘清晰结节图像的不同方法分割结果. 由图 1 可见: 本文方法与区域(CV)模型可准确分割出结节区域; DRLSE 模型由于边缘区域有亮度较高区域, 存在边缘泄露; RSF 模型由于局部拟合的特点, 存在过分割现象, 导致错误分割产生. 实验中, $T_1 = 0.5$, 水平集自动演化系数为 $\lambda = 11.7, \Delta t = 1.35$.

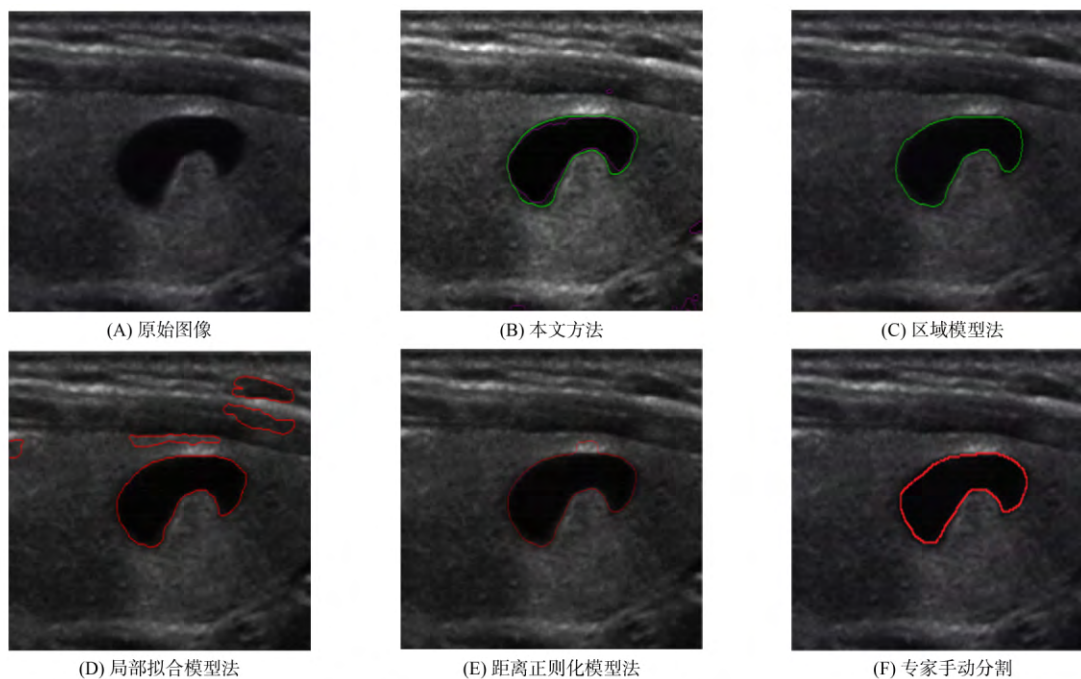


图 1 4 种不同方法对甲状腺超声图像 1 的分割结果

Fig. 1 Segmentation results of thyroid ultrasound image 1 with 4 different methods

图 2 是针对边缘较模糊, 噪声较强结节图像的不同方法分割结果. 由图 2 可见: 本文方法可准确地分割出结节区域, 没有出现边缘泄露; CV 模型和 RSF 模型都存在边缘泄露, 不能准确定位结节边

缘; 由于 DRLSE 模型一直存在不能探测弱边缘的原因, 分割结节时无法准确定位结节较弱的边缘. 实验中, $T_1=0.75$, 水平集自动演化系数为: $\lambda=8.35$, $\Delta t=0.66$.

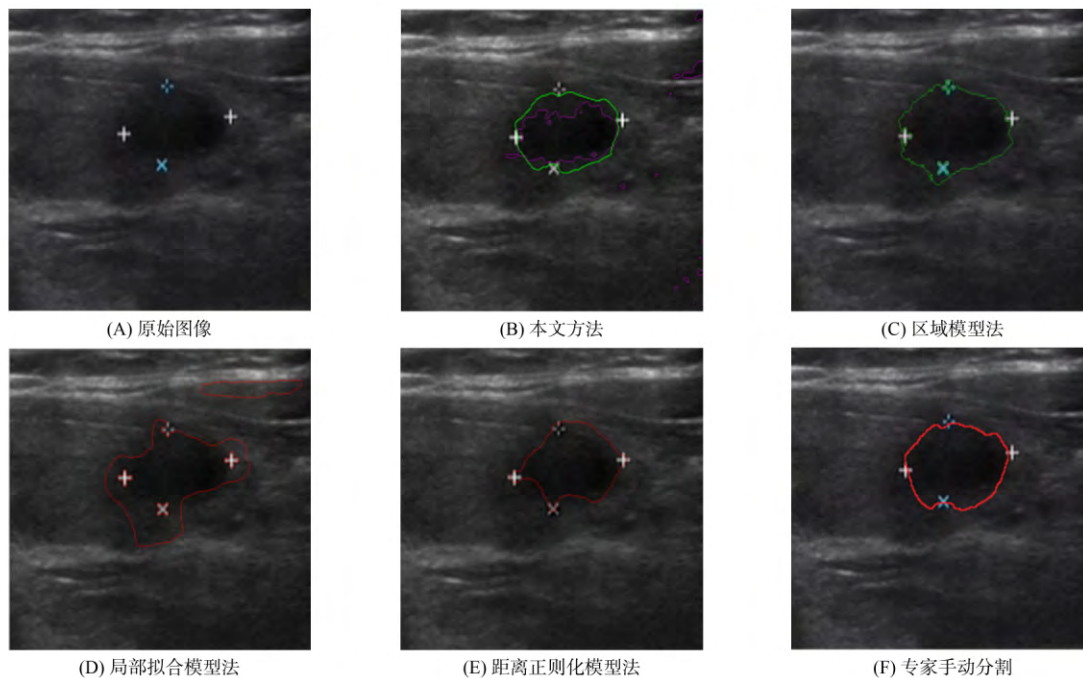


图 2 4 种不同方法对甲状腺超声图像 2 的分割结果

Fig. 2 Segmentation results of thyroid ultrasound image 2 with 4 different methods

图 3 是针对噪声严重, 背景差异度较大结节图像的不同方法分割结果. 由图 3 可见: 本文模型可以准确定位到结节边缘; CV 模型和 RSF 模型均存在边缘泄漏导致的误分割现象; DRLSE 模型在一些边缘模糊不清楚区域明显出现过分割泄漏边缘情况. 实验中, $T_1=0.8$, 水平集自动演化系数为: $\lambda=6.96$, $\Delta t=0.40$.

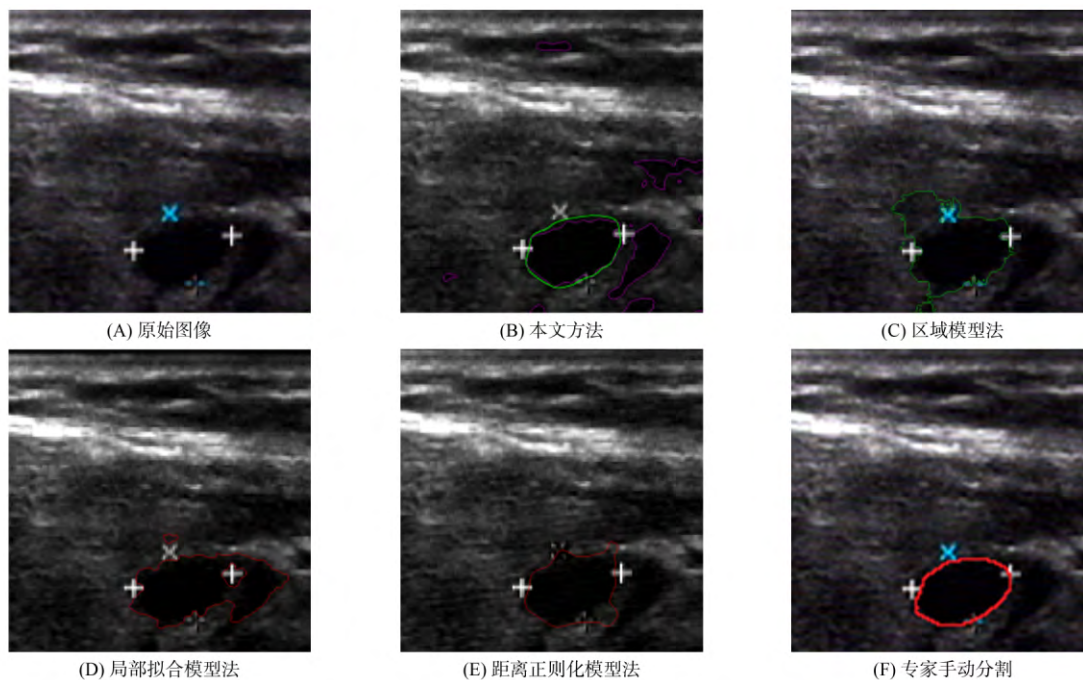


图 3 4 种不同方法对甲状腺超声图像 3 的分割结果

Fig. 3 Segmentation results of thyroid ultrasound image 3 with 4 different methods

图 4 为一幅噪声严重, 结节内部不均匀, 背景差异度大, 边缘模糊的结节图像不同方法的分割结

果. 由图 4 可见: 本文模型可以较准确地分割出结节; CV 模型在实验中很难再分割出结节, 出现严重的误分现象; RSF 模型虽然可以用于分割灰度不均匀图像, 但它过分依赖初始轮廓, 出现边缘泄露和误分割; DRLSE 模型明显存在边缘泄露, 不能准确分割出结节边缘. 实验中, $T_1=0.85$, 水平集自动演化系数为: $\lambda=6.78$, $\Delta t=0.35$.

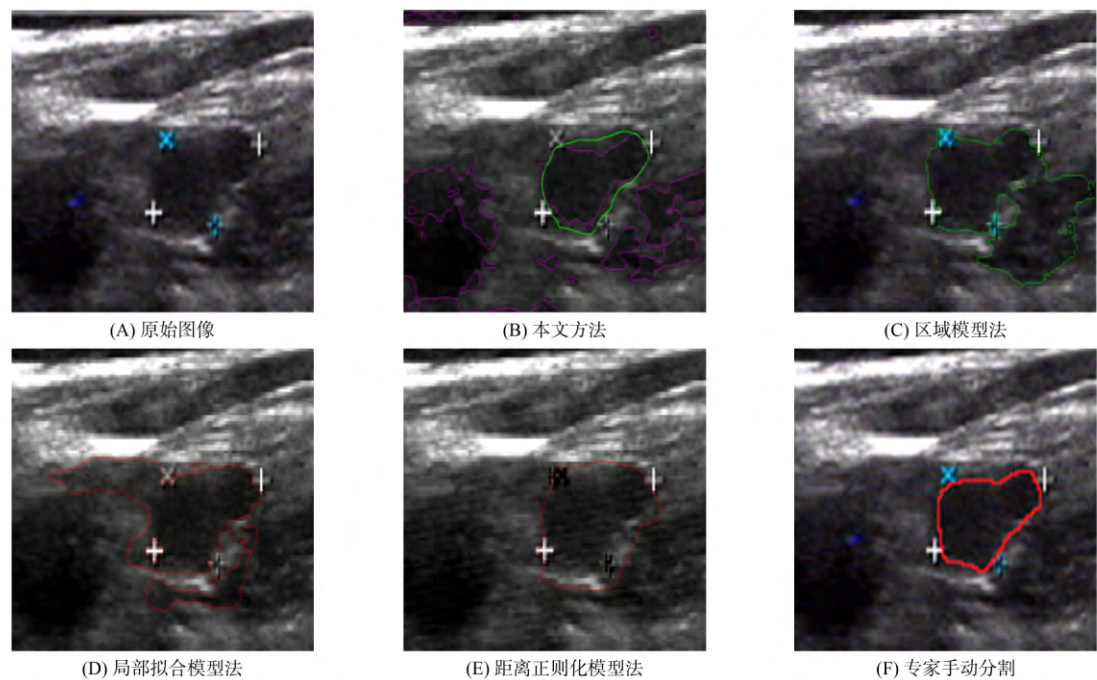


图 4 4 种不同方法对甲状腺超声图像 4 的分割结果

Fig. 4 Segmentation results of thyroid ultrasound image 4 with 4 different methods

通过实验对比可见, 本文方法分割甲状腺结节的准确度较高. 4 种不同方法中水平集迭代次数列于表 1.

表 1 4 种不同方法迭代次数对比

Table 1 Contrast of iteration times of 4 different methods

实验图像	本文方法	区域模型法	局部拟合模型法	距离正则化模型法
1	32	600	180	320
2	105	400	600	146
3	87	200	550	114
4	153	340	360	238

综上所述, 针对医学诊断中超声图像噪声大、对比度低、背景复杂、易导致甲状腺结节误分割的问题, 本文提出一种模糊核聚类与距离正则化水平集模型相结合的分割算法. 该算法克服了水平集模型对初始化轮廓敏感的问题, 且水平集演化参数可自动计算得出, 不再需要手动设置. 此外, 改进了水平集的边缘停止项, 使其具有较好的探测弱边缘图像能力. 最后, 算法使用高斯正则化替代水平集惩罚项规则水平集, 水平集演化效率更高效. 实验结果表明, 本文方法能够准确分割超声甲状腺结节, 水平集系数不需要人工干涉, 完全实现了自动化分割.

参 考 文 献

[1] 陈国平, 李怡萱. 生物组织中肿瘤定位的 TR-adjoint 法及应用 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2015, 27(5): 626-638. (CHEN Guoping, LI Yixuan. TR-Adjoint Method and Its Application of Tumors Positioning in Biological Tissues [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2015, 27(5): 626-638.)

[2] Maroulis D E, Savelonas M A, Iakovidis D K, et al. Variable Background Active Contour Model for Computer-

- Aided Delineation of Nodules in Thyroid Ultrasound Images [J]. IEEE Transaction on Information Technology in Biomedicine, 2007, 11(5): 537-543.
- [3] 朱玲, 施心陵, 刘亚杰, 等. 基于蚁群算法的甲状腺结节超声图像边缘检测法 [J]. 计算机工程, 2006, 32(24): 178-180. (ZHU Ling, SHI Xinling, LIU Yajie, et al. Edge Extraction of Thyroid Nodule in Ultrasound Images Based on Improved Ant Colony Algorithm [J]. Computer Engineering, 2006, 32(24): 178-180.)
- [4] 王超, 王浩, 王伟, 等. 基于优化 XSE 的医学图像分割与压缩方法研究 [J]. 重庆邮电大学学报(自然科学版), 2015, 27(2): 279-284. (WANG Chao, WANG Hao, WANG Wei, et al. Study of Optimized ROI Based Medical Image Segmentation and Compression Method [J]. Journal of Chongqing University of Posts and Telecommunications (Natural Science Edition), 2015, 27(2): 279-284.)
- [5] Chan T F, Vese L A. Active Countours without Edges [J]. IEEE Transaction on Image Process, 2001, 10(2): 266-277.
- [6] LI Chunming, KAO Chiuyen, Gore J, et al. Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [7] LI Chunming, XU Chenyang, Martin D, et al. Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Process, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [8] ZHANG Bo, SU Yongli, XU Yongfeng, et al. An Adaptive Geodesic Active Counter Model [C]//International Conference on Natural Computation. Piscataway, NJ: IEEE, 2010: 2267-2270.
- [9] 郑伟, 张晶, 李凯玄, 等. 结合局部信息改进的 C-V 超声图像分割模型 [J]. 光电工程, 2015, 42(8): 67-72. (ZHENG Wei, ZHANG Jing, LI Kaixuan, et al. The Improved C-V Ultrasound Image Segmentation Model of Combining Local Information [J]. Opto-Electronic Engineering, 2015, 42(8): 67-72.)
- [10] 赵杰, 祁永梅, 潘正勇, 等. 结合边界和区域的水平集超声图像分割算法 [J]. 激光杂志, 2013, 34(6): 46-48. (ZHAO Jie, QI Yongmei, PAN Zhengyong, et al. Ultrasound Image Segmentation Method Based on Level Set Combined with Boundary and Region [J]. Laser Journal, 2013, 34(6): 46-48.)
- [11] 郑伟, 潘正勇, 祁永梅, 等. 基于相位一致性改进的 DRLSE 超声图像分割模型 [J]. 光电工程, 2014, 41(1): 60-64. (ZHENG Wei, PAN Zhengyong, QI Yongmei, et al. The Improved DRLSE Ultrasound Image Segmentation Model Based on Phase Congruency [J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(1): 60-64.)
- [12] Gupta D, Anand R S, Tyagi B. A Hybrid Segmentation Method Based on Gaussian Kernel Fuzzy Clustering and Region Based Active Contour Model for Ultrasound Medicalimages [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2015, 16: 98-112.
- [13] Savelonas M, Maroulis D, Sangriotis M. A Computer-Aided System for Malignancy Risk Assessment of Nodules in Thyroid US Images Based on Boundary Features [J]. Computer Methods and Programs in Biomedicine, 2009, 96(1): 25-32.
- [14] 张莉, 周伟达, 焦李成. 核聚类算法 [J]. 计算机学报, 2002, 25(6): 587-590. (ZHANG Li, ZHOU Weida, JIAO Licheng. Kernel Clustering Algorithm [J]. Chinese J Computers, 2002, 25(6): 587-590.)
- [15] ZHANG Kaihua, SONG Huihui, ZHANG Lei. Active Contours Driven by Local Image Fitting Energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1199-1206.

(责任编辑: 韩 啸)