

基金项目论文

基于改进 DRLSE 模型的甲状腺 3D 超声图像自动分割

冉冬梅¹, 严加勇^{2,3*}, 崔峭峭³, 于振坤⁴

(1. 上海理工大学医疗器械与食品学院, 上海 200093; 2. 上海健康医学院医疗器械学院, 上海 201318;
3. 中科院苏州生物医学工程技术研究所, 苏州 215163; 4. 南京同仁医院, 南京 211102)

摘 要: 从超声图像中准确分割甲状腺区域是甲状腺疾病手术计划的关键之一。本文一方面, 针对甲状腺超声 3D 图像, 提出利用边缘指示函数和面积项系数改进的距离正则化水平集演化 (Distance Regularized Level Set Evolution, DRLSE) 模型来实现甲状腺区域的有效分割; 另一方面, 根据 3D 超声图像相邻帧之间甲状腺变化较小的特点, 通过计算已分割图像的质心, 作为相邻帧图像分割初始点来实现 3D 图像的自动分割。实验表明, 采用本文改进 DRLSE 模型分割甲状腺 3D 超声图像, 平均分割精度可以达到 90% 以上。

关键词: 甲状腺三维超声图像; 图像分割; DRLSE 模型; 边缘指示函数

中图分类号: R318.5 **文献标识码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1003-6970.2019.04.012

本文著录格式: 冉冬梅, 严加勇, 崔峭峭, 等. 基于改进 DRLSE 模型的甲状腺 3D 超声图像自动分割[J]. 软件, 2019, 40 (4): 61-66

Automatic Segmentation of Thyroid 3D Ultrasound Images Based on An Improved DRLSE Model

RAN Dong-mei¹, YAN Jia-yong^{2,3*}, CUI Xiao-yao³, YU Zhen-kun⁴

(1. University of Shanghai for Science and Technology, Shanghai 200093, China; 2. School of Medical Instrument, Shanghai University of Medical & Health Science, Shanghai 201318, China; 3. Institute of Biomedical Engineering and Technology, Chinese Academy of Sciences, Suzhou 215163; 4. Tongren Hospital of Nanjing, Nanjing 211102)

【Abstract】: Accurate segmentation of the thyroid region from ultrasound images is one of the keys to a surgical plan for thyroid disease. On the one hand, this paper proposes utilizing an improved edge indication function and the area regular coefficient to improve the Distance Regularized Level Set Evolution (DRLSE) model to achieve effective segmentation of the thyroid region. On the other hand, according to the characteristics of small thyroid change between adjacent frames of the three-dimensional ultrasound image, the centroid of the segmented image is used as the initial point for the adjacent frame image. Thus the segmentation of the three-dimensional image is performed automatically. Experiments show that the improved DRLSE model can segment the thyroid three-dimensional ultrasound image effectively, and the average segmentation accuracy is about 90%.

【Key words】: Thyroid three-dimensional ultrasound image; Edge indication function; Image segmentation; DRLSE model

0 引言

随着甲状腺疾病发展, 甲状腺腺体的大小会产生相应的变化, 因此, 要实现对甲状腺病变的有效诊断和治疗^[1], 往往需要对甲状腺进行分割, 以便

更准确地描述出甲状腺的病变区域及周围组织。

医学图像分割算法种类丰富^[2-8], 但是甲状腺超声图像分割受限于斑点噪声、形态不规则、对比度低且边缘模糊等因素。目前, 国内外学者运用多种算法, 已经做了很多关于如何在二维或三维超声图

基金项目: “江苏省省级重点研发专项资金项目”资助(BE2017601); 上海市浦东新区科技发展基金民生科研专项医疗卫生项目(PKJ2017-Y41)

作者简介: 冉冬梅(1992-), 女, 研究生, 主要研究方向: 生物医学仪器及生物信息技术; 崔峭峭(1974-), 女, 研究员, 主要研究方向: 图像处理技术研究; 于振坤(1965-), 男, 主任医师, 主要研究方向: 图像处理技术研究。

通讯联系人: 严加勇(1975-), 男, 副研究员, 主要研究方向: 图像处理技术研究。

像中分割甲状腺的研究。Chang^[9]等人在2010年提出使用径向基函数(RBF, radial basis function)神经网络自动分割甲状腺,并使用粒子群优化算法较为准确地实现甲状腺体积估计;2011年, Selvathi^[10]等开发了一种使用机器学习的算法对甲状腺图像自动分类、分割的系统,主要使用SVM、ELM分类器,分割精度分别可达80%, 90%; Zhao^[11]等人2012年对比了多种用于医学图像分割的方法,如边缘检测、阈值、区域分裂与合并、主动轮廓模型、图论(Graph theory)及归一化割(Ncut)等,并最终选取归一化割作为甲状腺肿瘤的分割算法;2013年 Kaur^[12]等比较了三种甲状腺分割方法的迭代次数、分割耗时和精度,即无边缘的活动轮廓(Active Contour without edges, ACWE)、基于局部区域的活动轮廓(Localized region Based active contour, LRAC)和DRLSE模型,实验表明LRAC分割性能最佳,分割精度为80%以上。

除此之外,针对甲状腺三维超声图像分割的方法也很多,2006年 Dornheim^[13]等人使用3D稳定质量弹簧模型(3D Stable Mass-Spring Models, SMSMs)来创建用于甲状腺软骨分割的3D可变形形状模型,该模型可适应患者特定的形状变化和病理形变; Poudel^[14-15]等提出使用活动轮廓和三维重建工具来获取甲状腺的三维模型,随后,还加入均方误差比(ratio of mean square error)和直方图之间的相关性(correlation between histograms),将甲状腺超声图像分割精度提高到86.7%。

甲状腺超声图像分割算法多种多样,但受甲状腺结构复杂性和超声成像质量的影响,各类算法均不具有普适性。大多算法计算过程复杂、耗时,而且,不同方法分割结果大多会出现不同程度的过分割和欠分割等问题。综合考虑前述分割算法的优缺点以及分割效率和精度等因素,本文选取了Li^[16]提出的距离正则化水平集演化模型来实现甲状腺的分割。针对现有甲状腺3D超声图像数据,本文采用可在滤除噪声的同时很好保持图像边缘信息的各向异性扩散模型,实现对原始图像的滤波操作,降低斑点噪声对分割结果的影响;为提高分割效率,本文在Li模型基础上采用改进的边缘指示函数和可变权系数来控制曲线的演化,实现甲状腺的分割。考虑到连续图像相邻帧图像间像素变化不大的特点,本文每分割完一幅图像,就计算其质心,并将其作为相邻的下一幅图像初始点继续分割。实验表明,本文改进的算法融入了图像的全局信息,提高了甲状

腺分割速度和精度,可以实现视频图像的自动分割。

1 预处理

甲状腺超声图像复杂度较高,斑点噪声较重,并且具有灰度对比度低、边缘模糊等特点。各向异性扩散滤波模型是基于物理学中热传递中热传导的原理来实现图像的平滑过程,该算法能够在平滑图像噪声的同时保留图像的边缘。因此,本文采用各向异性扩散^[17](Anisotropic Diffusion)滤波来平滑待处理的甲状腺超声图像。

假设灰度图像为 $I(x, y)$, 其各向异性扩散方程如下:

$$\frac{\partial I(x, y, t)}{\partial t} = \text{div}(c(x, y, t) \nabla I) = \nabla c \nabla I + c(x, y, t) \Delta I \quad (1)$$

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

$$c(\|\nabla I\|) = \frac{1}{1 + \left(\frac{\|\nabla I\|^2}{K}\right)} \quad (3)$$

其中, div 是散度, $c(x, y, t)$ 为控制扩散速率的扩散系数, ∇ 是梯度算子, Δ 是Laplacian算子, $\|\nabla I\|$ 为 t 时刻 $I(x, y)$ 梯度模, K 为控制边缘敏感度的热传导系数。

如图1(b), 即为对图1(a)进行各向异性扩散滤波得到的图像。

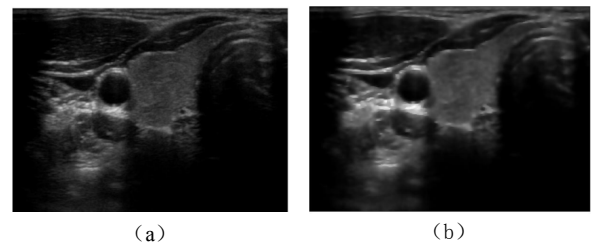


图1 甲状腺超声图像预处理

Fig.1 Thyroid ultrasound image preprocessing

((a) 为原图, (b) 为各向异性扩散滤波图像)

2 本文分割算法

2.1 DRLSE 模型

传统的水平集演化方法稳定性差, 并且计算复杂、耗时, 曲线演化速度慢, 导致图像分割精度和效率都较低。DRLSE模型通过在能量函数中添加水平集正则化项, 补偿了水平集函数和符号距离函数

的偏差,从而避免了演化过程中曲线的初始化问题,使得水平集曲线的演化无需重新初始化过程即能达到目标区域边界,极大地提高了图像分割效率。该模型的能量泛函为:

$$\varepsilon(\phi) = \mu R_p(\phi) + \varepsilon_{ext}(\phi) \quad (4)$$

其中: ϕ 是定义在域 $\Omega \rightarrow \mathbb{R}$ 上的水平集函数, $\mu > 0$, 是正则化系数, $R_p(\phi)$ 是水平集正则化项, 定义为:

$$R_p(\phi) \triangleq \int_{\Omega} P |\nabla \phi| dx \quad (5)$$

其中, P 为使水平集函数函数 ϕ 在零水平集附近保持符号距离特性, 即:

$$P(s) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi)^2), s \leq 1 \\ \frac{1}{2} (s-1)^2, s \geq 1 \end{cases} \quad (6)$$

$\varepsilon_{ext}(\phi)$ 为外部能量函数, 其作用是驱使零水平集曲线向目标边界演化, 定义为:

$$\varepsilon_{ext}(\phi) = \lambda L_g(\phi) + \alpha A_g(\phi) \triangleq \lambda \int_{\Omega} g \delta(\phi) |\nabla \phi| dx + \alpha \int_{\Omega} g H(-\phi) dx \quad (7)$$

其中, $L_g(\phi)$ 是以 g 为权重的加权长度项, $A_g(\phi)$ 以 g 为权重的加权面积项, $\lambda > 0$, $\alpha \in \mathbb{R}$, 分别为 $L_g(\phi)$ 和 $A_g(\phi)$ 两项的系数。 $\delta(x)$ 和 $H(x)$ 分别是 Dirac 函数和 Heaviside 函数。 g 为边缘停止函数, 即:

$$g \triangleq \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I(x)|^2} \quad (8)$$

其中, G_{σ} 为标准偏差为 σ 的 Gaussian 内核函数, $I(x)$ 为待分割图像。

则最小化能量泛函 $\varepsilon(\phi)$ 的梯度下降流为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \mu \operatorname{div} \left(d_p(|\nabla \phi|) \nabla \phi \right) + \lambda \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \alpha g \delta_{\varepsilon}(\phi) \quad (9)$$

DRLSE 模型通过增加正则化项避免了重新初始化过程, 使得计算相对简单、分割速度加快。但是, DRLSE 模型的外部能量项都依赖于控制曲线演化位置的边缘指示函数 g , 由式 (9) 知, 函数 g 利用图像梯度信息来控制演化曲线的停止, 而图像边缘点和噪声点梯度值均很高, 因此在图像噪声处 g 容易陷入局部极小, 对噪声及其敏感, 不利于甲状腺超声图像的分割。DRLSE 模型还存在曲线演化方

向单一、难以分割弱边缘图像等问题。本文提出一个新的边缘指示函数和面积项系数。

2.2 改进边缘指示函数

针对甲状腺超声图像的对比度低、边界模糊等特点, 提出基于相位信息的函数 g_1 和综合考虑图像控制噪声和甲状腺边界强弱的函数 g_2 相结合的边缘指示函数 g_p 。

2.2.1 基于相位信息的函数 g_1

图像的相位信息对亮度和对比度不敏感。基于相位的边缘检测是通过计算图像的相位一致性的特征算子来实现^[18-19], 该方法对图像局部的光照变化具有不变性, 对于低对比度图像也能较好检测出边缘信息, 更有利于超声图像的边缘检测。其中, 相位一致性函数定义为:

$$pc(x) = \max_{\varphi(x) \in (0, 2\pi)} \frac{\sum_n A_n \cos(\varphi_n(x) - \varphi(x))}{\sum_n A_n} \quad (10)$$

其中, A_n 指第 n 次谐波的幅度, $\varphi_n(x)$ 表示 x 点处各次谐波的局部相位。

基于相位一致性的边缘停止函数 g_1 定义为:

$$g_1 = \max(pc(x)) - pc(x)' \quad (11)$$

其中, $g_1 \in (0, 1)$, $pc(x) \in (0, 1)$ 。 $pc(x)'$ 定义为:

$$pc(x)' = \begin{cases} \max(pc(x)); \max(pc(x)) - pc(x) < \beta \\ pc(x), \text{others} \end{cases} \quad (12)$$

其中, $\beta \in (0, 1)$, 本文取 0.5。

2.2.2 结合噪声和边界强弱的函数 g_2

考虑到甲状腺超声图像的复杂性, 提出综合考虑甲状腺超声图像噪声和边界的函数 g_2 , 定义为:

$$g_2 \triangleq \frac{\rho}{1 + |\nabla G_{\sigma} * I(x)|^{2\theta}} \quad (13)$$

其中, ρ 为控制曲线收敛速率的参数, θ 为控制噪声敏感度的参数。 $\rho > 0$, $\theta > 0$, 且均为常量。经试验, $\rho \in (1, 100)$, 步长为 1; $\theta \in (0.1, 2)$, 步长为 0.1。本文实验过程中参数采用固定值, 分别为: $\rho = 10$, $\theta = 0.8$ 。

因此, 本文改进的边缘指示函数即为:

$$g_p = g_1 + g_2 \quad (14)$$

2.3 改进面积项系数

Li 模型里曲线演化的方向 (向里收缩或向外扩张) 受面积项系数 α 影响较大, $\alpha < 0$, 曲线膨胀并

向外扩张; $\alpha > 0$, 曲线向内收缩, 即曲线演化过程中不能根据图像本身的特点自适应变化。此外, α 值被固定, 曲线演化过程中无法根据图像本身特征自适应地改变, 不利于正确分割图像的目标边缘因此, 本文提出一个融合了图像区域信息的自适应变化系数 α_l , 定义为:

$$\alpha_l = \frac{f_1(x) + f_2(x)}{2} - I(x) \quad (15)$$

$$\text{其中, } f_1(x) = \frac{K(x) * [H(\phi) \cdot I(x)]}{K(x) * H(\phi)},$$

分别表示图像在点 x 处的灰度拟合值, $K(x)$ 为

$$\text{高斯函数, 即 } K(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{u^2}{2\sigma^2}}, u \geq 0。$$

函数 $K(x)$ 具有局部性质, 因此 α_l 值与图像局部区域有关, 曲线演化过程中可以自适应的根据图像的特点自适应调整大小, 提高了图像目标边缘的检验能力。

3 实验步骤及结果分析

本文实验均采用前述改进的 DRLSE 模型来实现甲状腺 3D 超声图像的分割。实验环境为 Intel(R)

Core(TM) i7-6700 CPU 3.40 GHz, RAM:8 GB。操作系统: Windows 7, 软件环境: MATLAB 2014a。本文实验图像来源于南京同仁医院。

3.1 实验步骤

本次实验采用了两个以视频方式呈现的甲状腺 3D 超声图像集, 分别称为 DATA1、DATA2。因此实验步骤主要分为两步: 第一步是预处理: 分别将 DATA1、DATA2 解码成顺序排列的连续帧图像(分别有 104 帧和 168 帧图像), 然后使用各向异性扩散滤波平滑噪声; 第二步为采用本文改进的 DRLSE 模型实现甲状腺超声图像的分割。针对连续帧图像相邻图像间像素变化不大的特点, 本文通过计算分割结果的质心作为相邻帧图像的初始轮廓点, 其中第一帧图像初始轮廓点需手动给定。

3.2 实验结果分析

图 2 为本文改进模型分割准确度验证, 分别对比了采用不同函数分割甲状腺的结果, 其中 (a) 图为初始轮廓; (b) 为采用 g 和 α 的 Li 模型; (c) 为采用 g_p 和 α 相结合的分割结果; (d) 为采用 g 和 α_l 相结合的分割结果; (e) 是采用 g_p 和 α_l 结合的分割结果; (f) 为手动分割结果。

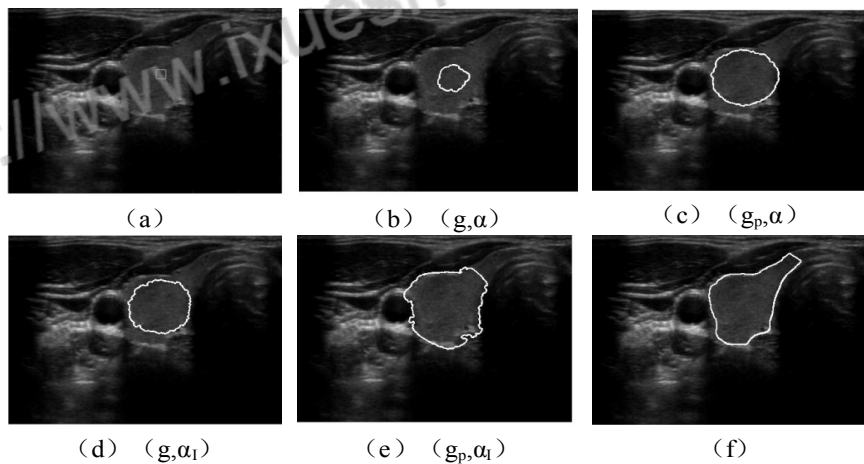


图 2 采用不同边缘指示函数和面积项系数分割结果图

Fig.2 Segmentation results using different edge indicator functions and area term coefficients

表 1 图 2 (b) -图 2 (e) 分割准确度判断
Tab.1 Figure 2 (b) - Figure 2 (e) Segmentation Accuracy Judgment

分割指标	图 2 (b)	图 2 (c)	图 2 (d)	图 2 (e)
DC	0.1983	0.6615	0.8467	0.6576
HD	9.0000	7.3485	6.5574	7.3462

在保证其他条件均相同的情况下, 本文分割准

确度的判断主要通过 $DC^{[20]}$ (Dice Coefficient) 和 $HD^{[16]}$ (Hausdorff Distance) 两个指标来体现, 其中 DC 值表示分割精度, DC 越高、HD 越小说明分割效果越好。由表 1 和图 2 可以看出, 采用本文改进边缘指示函数 g_p 和 α_l 的 DRLSE 模型来分割甲状腺超声图像的精度明显高于其他情况。若 (b)、(c)、(d) 图采用的组合, 想要达到较好的分割效果, 则

需要更多的迭代次数和运行时间。本文改进的 DRLSE 算法明显提高了分割精度和分割效率。

图 3、图 4 分别对 DATA1 的第 45-54 帧和 DATA2 第 108-117 帧图像进行分割实验后的结果图，其中每一帧图像分割所得质心坐标均作为相邻下一帧图像的初始轮廓点（第 17 和 108 帧图像手动选取）。DATA1 第 45-54 帧和 DATA2 第 108 帧-117 帧的平均分割精度分别为 92.1%和 97.9%。

表 2 所示为采用 DRLSE 模型和本文改进后的模型分别对 DATA1、DATA2 超声图像集进行分割实验的平均精度。在保证其他实验条件相同的情况下，采用本文改进的 DRLSE 模型，同时把每幅图像的质心作为相邻下一帧图像的初始点来分割甲状腺超声图像，可以达到较好的分割效果。对于两个数据集分割精度均达到了 90%以上，明显提高了甲状腺超声图像的分割效率。

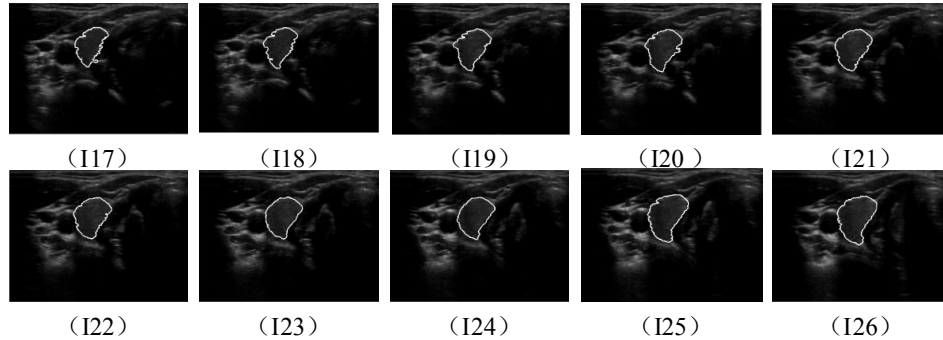


图 3 第 17-26 帧甲状腺超声图像分割结果

Fig.3 Segmentation results of thyroid ultrasound images in frames 17-26

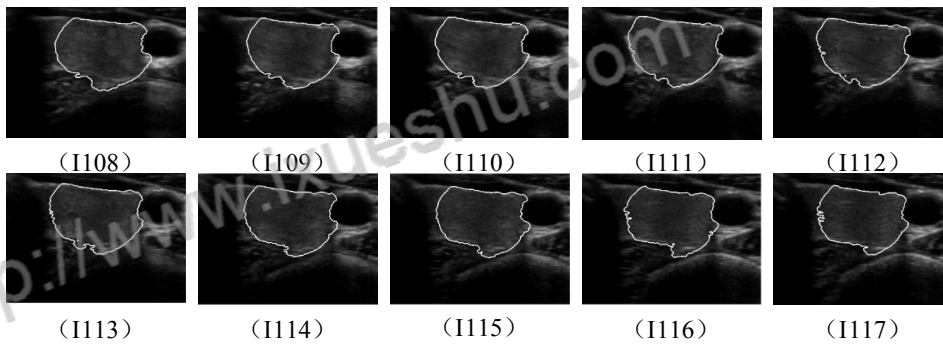


图 4 第 108-117 帧甲状腺超声图像分割结果

Fig.4 Segmentation results of thyroid ultrasound images in frames 108-117

表 2 DATA1、DATA2 两种算法 DC 值比较
Tab. 2 Comparison of DC values of DATA1 and DATA2 algorithms

算法	DATA1	DATA2
DRLSE	0.2068	0.2393
本文算法	0.9274	0.9785

4 结论

本文针对甲状腺 3D 超声图像的特点，首先对数据集图像进行预处理，降低噪声影响，然后采用改进边缘指示函数和面积项系数的 DRLSE 模型来实现甲状腺超声图像的分割。根据连续帧图像的特点，通过计算每一幅分割图像的质心来实现连续帧

图像的自动分割，分割精度可以达到 90%以上。实验表明，改进算法明显提高了分割精度和效率。

参考文献

- [1] 张波, 徐景竹, 吴琼. 2015年美国甲状腺学会《成人甲状腺结节与分化型甲状腺癌诊治指南》解读: 超声部分[J]. 中国癌症杂志, 2016, 26(1): 19-24.
- [2] Pham D L, Xu C, Prince J L. Current methods in medical image segmentation[J]. Annual Review of Biomedical Engineering, 2000, 2(2): 315-337.
- [3] 林瑶, 田捷. 医学图像分割方法综述[J]. 模式识别与人工智能, 2002, 15(2).
- [4] 杨场, 谢华成. 基于马尔科夫随机场与模拟退火算法的图像分割[J]. 软件, 2015, 36(4): 40-43.

- [5] 郑金志, 郑金敏, 汪玉琳. 基于优化初始聚类中心的改进WFCM图像分割算法[J]. 软件, 2015, 36(4): 136-142.
- [6] 张敏, 徐启华. 基于改进BP的神经网络模型参考自适应控制[J]. 软件, 2015(7): 118-123.
- [7] 王宏涛, 孙剑伟. 基于BP神经网络和SVM的分类方法研究[J]. 软件, 2015, 36(11): 96-99.
- [8] 李斌, 李蓉, 周蕾. 分布式K-means聚类算法研究与实现[J]. 软件, 2018.
- [9] Chang C Y, Lei Y F, Tseng C H, et al. Thyroid segmentation and volume estimation in ultrasound images[J]. IEEE transactions on bio-medical engineering, 2010, 57(6): 1348-1357.
- [10] Selvathi D, Sharnitha V S. Thyroid classification and segmentation in ultrasound images using machine learning algorithms[C]// International Conference on Signal Processing. IEEE, 2011.
- [11] Zhao J, Zheng W, Zhang L, et al. Segmentation of ultrasound images of thyroid nodule for assisting fine needle aspiration cytology[J]. Health Information Science & Systems, 2012, 1(1): 1-12.
- [12] Kaur J, Jindal A. Comparison of Thyroid Segmentation Algorithms in Ultrasound and Scintigraphy Images [J]. International Journal of Computer Applications, 2013, 50(23): 24-27.
- [13] Dornheim J, Dornheim L, Preim B, et al. Stable 3d mass-spring models for the segmentation of the thyroid cartilage[C]// Proc. of the DAGM. Springer-Verlag, 2006.
- [14] Poudel P, Hansen C, Sprung J, et al. 3D segmentation of thyroid ultrasound images using active contours [J]. Current Directions in Biomedical Engineering, 2016, 2(1): 467-470.
- [15] Poudel P, Illanes A, Arens C, et al. Active contours extension and similarity indicators for improved 3D segmentation of thyroid ultrasound images[C]//Spie. International Society for Optics and Photonics, 2017.
- [16] 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.
- [17] Weickert J. Anisotropic Diffusion In Image Processing[J]. B.g.teubner Stuttgart, 1998, 16(1): 272.
- [18] Morrone M C, Burr D C. Feature detection in human vision: a phase-dependent energy model[J]. Proceedings of the Royal Society of London, 1988, 235(1280): 221-245.
- [19] Zheng W, Pan Z, Hao D. The improved DRLSE ultrasound image segmentation model based on phase congruency[J]. Opto-Electronic Engineering, 2014, 41(1): 60-64.
- [20] Shattuck D W, Sandorleahy S R, Schaper K A, et al. Magnetic resonance image tissue classification using a partial volume model[J]. Neuroimage, 2001, 13(5): 856-876.
- [21] Dubuisson M P, Jain A K. A modified Hausdorff distance for object matching[C]//Pattern Recognition, 1994. Vol. 1 - Conference A: Computer Vision & Image Processing. Proceedings of the 12th IAPR International Conference on. IEEE, 1994.



知网查重限时 7折 最高可优惠 120元

本科定稿，硕博定稿，查重结果与学校一致

立即检测

免费论文查重: <http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载: <http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重: http://www.paperyy.com/reduce_repetition

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>
