

DOI:10.15923/j.cnki.cn22-1382/t.2017.5.06

基于 CV 模型和 DRLSE 模型的甲状腺结节分割

蒋秋霖, 张 聪, 李 亮, 徐文杰, 王 昕*

(长春工业大学 计算机科学与工程学院, 吉林 长春 130012)

摘 要: 针对 CV 模型无法分割灰度不均匀图像, 而 DRLSE 模型对弱边界的分割效果不佳的问题, 提出了一种结合局部和全局信息的水平集分割方法。实验结果表明, 文中模型不仅能处理灰度不均匀图像, 而且对弱边界结节也能正确分割。

关键词: 甲状腺分割; CV 模型; DRLSE 模型; 水平集

中图分类号: TP 391.41 **文献标志码:** A **文章编号:** 1674-1374(2017)05-0442-05

Segmentation of thyroid nodules based on CV model and DRLSE model

JIANG Qiulin, ZHANG Cong, LI Liang, XU Wenjie, WANG Xin*

(School of Computer Science & Engineering, Changchun University of Technology, Changchun 130012, China)

Abstract: CV model cannot be used to segment uneven gray images, while DRLSE model is not suitable for weak boundary segmentation. Here we combine the local and global information together to segment level sets. Experiments indicate that the new model can deal with both the uneven gray images and weak boundaries.

Key words: thyroid segmentation; CV model; DRLSE model; level set.

0 引 言

甲状腺结节分割是发现与识别甲状腺良恶性肿瘤的关键技术之一。超声检查是目前普查和诊断甲状腺疾病最常用的方法, 对于甲状腺癌的及早发现和治疗并提高治愈率具有十分重大意义^[1]。

图像分割的发展日益进步, 截至目前, 国内外研究人员已经提出多种图像分割的模型, 其中最

受关注的模型是水平集分割模型^[2]。水平集分割模型中最常见的是基于边界分割模型和基于区域分割模型。其中较常用的有 Chan^[3]等提出的基于 Mumford-Shah 模型的主动轮廓模型(CV 模型); Li^[4]等提出的距离正则化变分水平集模型; DRLSE 模型是在 Li^[5]等提出的模型基础上引入了一个距离保持项得到的边缘水平集模型。文中将 CV 模型和 DRLSE 模型相结合, 有效融合了图像的全局和局部信息, 提高了甲状腺结节的分

收稿日期: 2017-06-18

基金项目: 吉林省科技发展计划基金资助项目(201215127)

作者简介: 蒋秋霖(1993-), 男, 汉族, 江苏镇江人, 长春工业大学硕士研究生, 主要从事图像处理方向研究, E-mail: jql419170146@ccut.edu.cn. * 通讯作者: 王 昕(1972-), 女, 汉族, 辽宁大连人, 长春工业大学副教授, 博士, 主要从事图像处理与机器视觉方向研究, E-mail: wangxin315@ccut.edu.cn.

割精度和速度。

假设图像 u_0 有两个均匀区域组成, 由水平集表示的正则化能量泛函为:

1 CV 模型和 DRLSE 模型

1.1 CV 模型

$$E(c_1, c_2, \varphi) = \nu \int_{\Omega} \delta_{\epsilon}(\varphi(x, y)) H_{\epsilon}(\varphi(x, y)) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H_{\epsilon}(\varphi(x, y)) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x, y))) dx dy \quad (1)$$

式中: φ —— 零水平集函数;

c_1, c_2 —— 分别为图像分割曲线内外的灰度平均值;

$\delta_{\epsilon}(\varphi(x, y)), H_{\epsilon}(\varphi(x, y))$ —— 分别为 Dirac 函数和 Heaviside 函数。

CV 模型描述的是图像区域内的全部信息, 计算的是区域内的平均灰度值, 但是无法正确分割灰度不均匀的图像^[6]。

1.2 DRLSE 模型

在区域 Ω 上, 设 $\varphi: \Omega \rightarrow R$ 成为水平集函数 (Level Set Function, LSF)^[7], 则其能量函数 ϵ 可定义为:

$$\epsilon(\varphi) = \mu R_p(\varphi) + \epsilon_{\text{ext}}(\varphi) \quad (2)$$

式中: $R_p(\varphi)$ —— 水平集规则项;

μ —— 正常数;

$\epsilon_{\text{ext}}(\varphi)$ —— 外部能量项。

$R_p(\varphi)$ 的表达式为:

$$R_p(\varphi) = \int_{\Omega} p(|\nabla\varphi|) dx dy \quad (3)$$

式中: p —— 能量密度函数, $p: [0, \infty) \rightarrow R$ 。

$\epsilon_{\text{ext}}(\varphi)$ 被定义为:

$$\epsilon_{\text{ext}}(\varphi) = \lambda L_g(\varphi) + \alpha A_g(\varphi) = \lambda \int_{\Omega} g \delta(\varphi) |\nabla(\varphi)| dx dy + \alpha \int_{\Omega} g H(-\varphi) dx dy \quad (4)$$

式中: λ —— 正常数;

α —— 常数;

$\delta(\varphi)$ —— 一维的 Dirac 函数;

$H(-\varphi)$ —— 一维的 Heaviside 函数;

g —— 图像的边缘指示函数;

$u_0(x, y)$ —— 图像的灰度函数。

则 $g(u_0)$ 为

$$g(x, y) = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} u_0(x, y)|^2} \quad (5)$$

式中: ∇ —— 空间梯度算子;

G_{σ} —— 标准方差为 σ 的二维高斯滤波器,

作用是去噪。

远离图像边缘区域, 梯度较小, 此时边缘指示函数值较大, 使曲线继续演化; 在图像的边缘附近区域, 梯度较大, 边缘指示函数值逐渐趋向于零, 曲线演化逐渐停止。

由 DRLSE 模型梯度下降方法得到水平集演化方程:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla\varphi|) \nabla\varphi) + \lambda \delta_{\epsilon}(\varphi) \operatorname{div}\left(g \frac{\nabla\varphi}{|\nabla\varphi|}\right) + \alpha g \delta_{\epsilon}(\varphi) \quad (6)$$

DRLSE 模型虽具有演化速度快、无需重新初始化水平集等优点, 但对弱边界的分割效果不佳^[8]。

2 文中模型

2.1 模型描述

文中模型结合 CV 模型和 DRLSE 模型的优势, 充分利用 CV 模型全局信息的特点, 同时, 结合了 DRLSE 模型无需重新初始化等特性, 提高算法效率^[9-10], 因此保留 DRLSE 模型内部能量项:

$$\epsilon_{\text{int1}}(\varphi) = \mu R_p(\varphi) = \mu \int_{\Omega} p(|\nabla\varphi|) dx dy \quad (7)$$

同时, DRALSE 模型的 $A_g(\varphi)$ 会加快曲线的演化速度, 其设定参数与初始轮廓位置相关, 由于无法准确识别弱边界图像边界, 因此仅保留外部能量的 $\lambda L_g(\varphi)$:

$$\epsilon_{\text{int2}}(\varphi) = \lambda L_g(\varphi) = \lambda \int_{\Omega} g \delta(\varphi) |\nabla(\varphi)| dx dy \quad (8)$$

其中边界指数为:

$$g(u_0) = \frac{1}{1 + |\nabla G_{\sigma} u_0|^2} \quad (9)$$

使零水平集的边界曲线较为光滑。

同时, 将 CV 模型的能量函数作为文中模型的外部能量项:

$$\begin{aligned} \epsilon'_{\text{ext}}(\varphi) = & \omega \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \\ & (1 - \omega) \int_{-\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy \end{aligned} \quad (10)$$

其中

$$\begin{aligned} c_1 = & \frac{\int u_0(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int H(\varphi) dx dy} \\ c_2 = & \frac{\int u_0(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int (1 - H(\varphi)) dx dy} \end{aligned} \quad (11)$$

使文中模型对初始轮廓不敏感^[11-12]。

文中模型的总能量函数为：

$$\begin{aligned} \varphi^{n+1} = & \varphi^n + \varphi \operatorname{div}(d_p(|\nabla \varphi^n|) \nabla \varphi^n) + \lambda \delta_\epsilon(\varphi^n) \operatorname{div}\left(g \frac{\nabla \varphi^n}{|\nabla \varphi^n|}\right) + \\ & \delta(\varphi^n) [\omega |u_0(x, y) - c_1|^2 - (1 - \omega) |u_0(x, y) - c_2|^2] \end{aligned}$$

式中： φ ——循环次数。

4) 验证函数 φ 的收敛情况。若函数收敛，则输出结果；若函数不收敛，则继续循环 2) 至 3)，直至符合收敛条件再输出结果。

3 实验结果

对文中模型能否准确分割甲状腺结节进行实验，采用医院患者实际的甲状腺超声图像，再使用

$$\epsilon_{\text{total}}(\varphi) = \epsilon_{\text{int1}}(\varphi) + \epsilon_{\text{int2}}(\varphi) + \epsilon'_{\text{ext}}(\varphi) \quad (12)$$

根据梯度流下降法可以得到水平集演化方程：

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = & \mu \operatorname{div}(d_p(|\nabla \varphi|) \nabla \varphi) + \\ & \lambda \delta_\epsilon(\varphi) \operatorname{div}\left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right) + \\ & \omega \delta(\varphi) |u_0(x, y) - c_1|^2 + \\ & (1 - \omega) \delta(\varphi) |u_0(x, y) - c_2|^2 \end{aligned} \quad (13)$$

2.2 算法步骤

1) 初始化

$$\varphi(x, y, t = 0) = 0$$

2) 根据式(10)和式(11)计算 c_1 、 c_2 。

3) 根据式(13)计算

DRLSE 模型、CV 模型进行对比实验。实验采用 PC 机为英特尔 R 酷睿 i3 处理器，内存为 4 GB，操作系统为 Window7，实验平台为 MATLAB R2015b。实验中，CV 模型的主要参数为： $\lambda_1 = 1$ ， $\lambda_2 = 1.5$ ， $\mu = 0.001 * 255 * 255$ ， $\Delta t = 0.1$ ；DRLSE 模型的主要参数为： $\lambda = 5$ ， $\Delta t = 5$ ， $\alpha = 3.5$ 。

甲状腺超声图像分割结果对比(I)如图 1 所示。

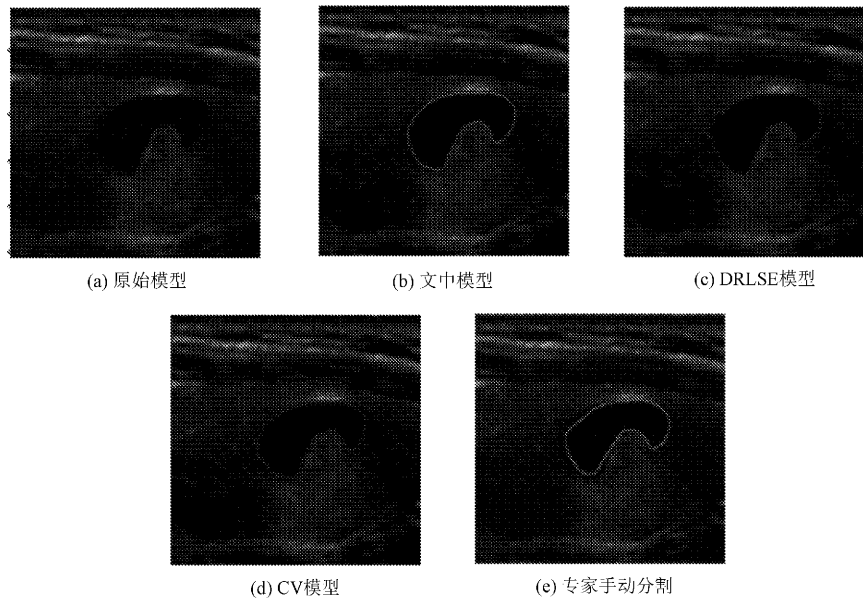


图 1 甲状腺超声图像分割结果对比(I)

图 1 是一幅对比度高，边缘清晰的图像。图 1(e)是专家手动分割结节结果，由此可见，文中算

法与专家手动分割结果最为接近，其他算法出现了过分割现象。在实验中，水平及自动演化系数

$\Delta t=0.1, \lambda_1=0.25, \lambda_2=0.3$ 。

示。

甲状腺超声图像分割结果对比(II)如图 2 所

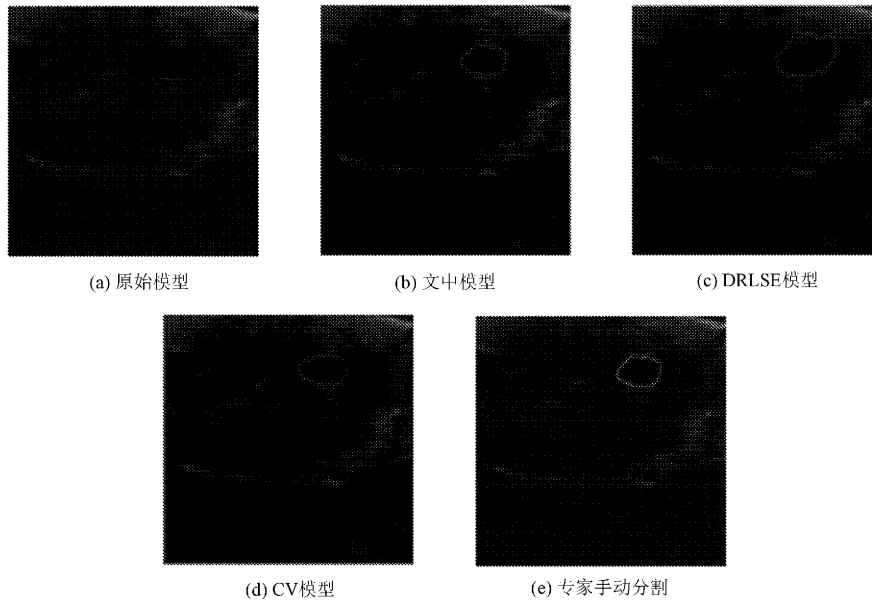


图 2 甲状腺超声图像分割结果对比(II)

图 2 是一幅边缘模糊(弱边界)的图像。从实验结果看,其他算法都出现了错误的分割,只有文中算法与专家手动分割结果保持一致。在实验中,

水平及自动演化系数 $\Delta t=0.15, \lambda_1=0.1, \lambda_2=0.15$ 。

甲状腺超声图像分割结果对比(III)如图 3 所示。

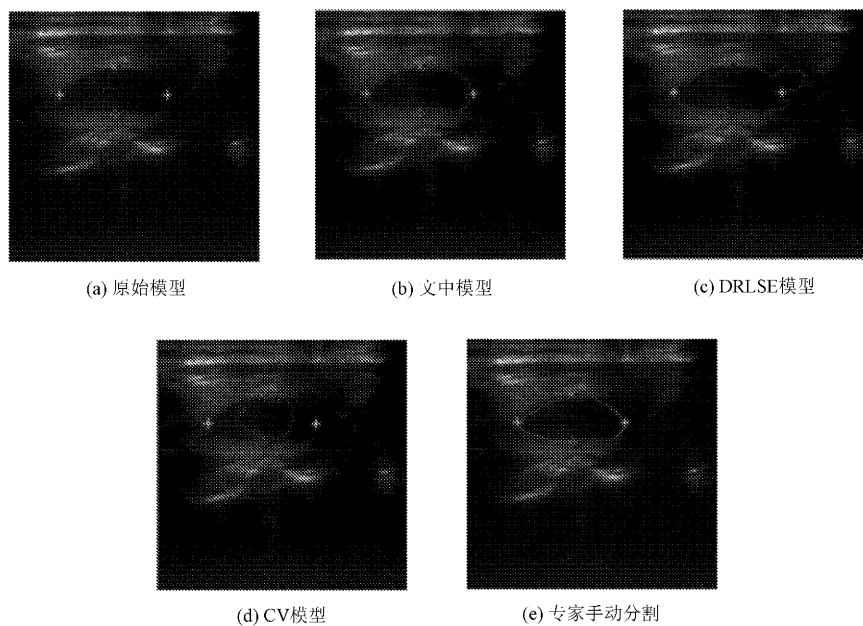


图 3 甲状腺超声图像分割结果对比(III)

图 3 是一幅灰度不均匀的结节图像。从实验结果看,文中模型可以较为准确地定位到结节边缘,与专家手动分割基本一致。在实验中,水平及自动演化系数 $\Delta t=0.1, \lambda_1=0.15, \lambda_2=0.2$ 。

4 结 语

提出了一种基于 CV 模型和 DRLSE 模型的超声甲状腺结节分割算法。实验结果表明,该算

法能准确处理灰度不均匀的图像,并且对甲状腺结节的弱边界分割有较好的鲁棒性。分割效果优于 CV 模型和 DRLSE 模型。

参考文献:

- [1] 王昊,彭博,陈琴,等.基于多尺度融合的甲状腺结节图像特征提取[J].数据采集与处理,2016,31(5):1005-1007.
- [2] 张明慧,卢振泰,张娟阳,等.基于多图谱活动轮廓模型的脑部图像分割[J].计算机学报,2016,39(7):1491-1493.
- [3] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001,10(2):266-277.
- [4] Li C M, Xu C Y, Gui C F, et al. Level set evolution without re-initialization;a new variational formulation [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. New York: IEEE Computer Society Press, 2005:430-436.
- [5] 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.
- [6] 吴永飞,何传江,陈强.基于 CV 和 LBF 模型结合的图像分割算法研究与实现[J].计算机应用与软件,2013,30(7):99-100.
- [7] Osher S, Sethian J A. Fronts propagation with curvature dependent speed;algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation [J]. Journal of Computational Physics,1998,79:12-49.
- [8] 沈凌云,朱明.改进的距离正则化水平集演化方法[J].北京工业大学学报,2015,41(5):675-677.
- [9] 蔡青,刘慧英,周三平,等.基于局部和全局信息自适应的水平集图像分割[J].强激光与粒子束,2017,29(2):2-4.
- [10] 李江波,周聃,万伟锋.基于图像区域信息与边界的分割方法研究[J].工业控制计算机,2014,27(12):116-119.
- [11] Li Wang, Chunming Li, Quansen Sun, et al. Brain MR image segmentation using local and global intensity fitting active contours/surfaces [J]. International Conference on Medical Image Computing & Computer-assisted Intervention, 2008, 11(1):386-392.
- [12] 王昕,李亮,尹小童,等.甲状腺结节超声图像特征提取及识别[J].长春工业大学学报,2017,38(4):322-326.