

文章编号: 2095-2163(2019)03-0006-05

中图分类号: TN911.73

文献标志码: A

基于图像熵的主动轮廓分割模型

张丰收, 韩敬阳, 曹军杰

(河南科技大学 机电工程学院, 河南 洛阳 471003)

摘要: 针对传统的基于区域的主动轮廓模型分割灰度不均匀医学图像,不能充分利用图像局部区域灰度变化信息,而导致分割结果不够准确。提出一种基于图像熵的整体与部分信息混合的主动轮廓模型。该模型是在 CV(Chan-Vese)模型保真项的基础上,结合局部区域信息与反映图像灰度变化特性的图像熵,并引入避免水平集函数初始化和保持曲线平滑的正则项,赋予归一化比例调节系数,通过变分方法和梯度下降法求解最小化能量泛函,更新水平集函数方程,完成曲线的演化。实验结果表明该模型对灰度不均匀医学图像分割精度方面优于 CV 模型,其分割效率方面相比 LBF 模型提高了 52.2%,是实用有效的分割方法。

关键词: 灰度不均匀; CV 模型; 水平集; 图像熵; 图像分割

An active contour segmentation model based on image entropy

ZHANG Fengshou, HAN Jingyang, CAO Junjie

(School of Mechatronics Engineering, Henan University of Science and Technology, Luoyang Henan 471003, China)

[Abstract] The traditional active contour model based on region to segment medical images with intensity inhomogeneity, it cannot make full use of the gray scale change information of local regions of the image, resulting in inaccurate segmentation results. This paper proposes an active contour model based on the whole of image entropy mixed with partial information. The model is based on the fidelity term of CV(Chan-Vese) model, combines the local area information with the image entropy that reflects the change characteristics of the image gray level, and introduces the regular term that avoids the initialization of the level set function and keeps the curve smooth, endows the normalized proportion adjustment coefficient, solves the minimization energy functional through the variable method and gradient descent flow, updates the level set function equation, and completes the curve evolution. The experimental results show that the model is superior to CV model in segmentation accuracy for medical images with uneven gray scale, and its segmentation efficiency is 52.2% higher than LBF model. It is a practical and effective segmentation method.

[Key words] intensity inhomogeneity; CV model; level set; image entropy; image segmentation

0 引言

图像分割是图像分析、场景解析和计算机视觉领域的关键技术。然而,传统的基于区域的图像分割算法对于灰度不均匀医学图像的分割效果并不理想,以背景复杂的磁共振(MR)大脑切片医学图像为例,灰度分布极不均匀,目标和背景灰度值重叠区域较多,是典型的灰度不均匀图像。传统的图像分割方法很难在保证精确分割结果的同时,又保持高效分割速率。因此,如何在分割灰度不均匀医学图像过程中获得精确的目标特征和高效的分割速率成为一个很好的研究课题^[1-7]。

文献[8]研究了由 Vese 等人提出的 CV 模型,利用图像的区域统计信息构造演化曲线的驱动力,因而对分割对象与背景像素灰度平均值相差较大的

图像具有很好的效果,但在处理灰度不均一图像时,不能得到满意的分割结果。文献[9]提出采用 2 个光滑函数表示目标轮廓内外灰度,解决了 CV 模型无法分割灰度不均匀图像的问题,但还是存在计算量大,实现困难等缺陷,限制了其应用。文献[10]中提出 LBF 模型,以高斯函数为核函数的区域可变的局部拟合能量泛函指导曲线演化。该模型能较好地分割灰度不均图像,计算量大大减小,但对噪声和初始位置较为敏感。文献[11]提出一种基于局部区域的 LCV 模型,该模型将 CV 模型中的全局均值替换成图像局部加权均值,可以准确地分割灰度不均匀物体,但耗时较长。文献[12]提出结合全局能量项和局部梯度能量项构建能量泛函,一定程度上保证了分割的可靠性,但计算量大,耗时较长。文献[13]提出基于边缘和基于区域相结合的混合模型

基金项目: 国家重点专项课题(2017YFB0306401)。

作者简介: 张丰收(1972-),男,博士,教授,主要研究方向:图像处理、模式识别;韩敬阳(1992-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理、三维重建;曹军杰(1992-),男,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。

收稿日期: 2019-03-06

来提高图像分割整体性能,利用轮廓内外部统计信息构造压力函数来控制轮廓曲线的演化,可以有效地分割边缘图像,但对灰度不均匀图像不能得到满意的结果。

为提高背景复杂的灰度不均匀医学图像分割结果,针对该问题,本文提出一种基于图像熵的整体与部分信息混合的主动轮廓分割模型,该模型由整体能量项、部分能量项和正则项三部分构成。其中,整体能量项作为粗分割减少了计算机处理的时间;部分能量项引入了反映灰度信息变化特点的图像熵,保证了分割灰度不均图像的可行性;正则项则保证了演化过程中轮廓曲线相对平滑且避免轮廓曲线初始化,最终达到理想的分割效果。

1 结合图像熵的整体与部分信息混合的主动轮廓模型

本文提出的模型是在 CV (Chan-Vese) 模型保真项的基础上,结合局部区域信息与反映图像灰度变化特性的图像熵,并引入避免水平集函数初始化和保持曲线平滑的正则项,赋予归一化的比例系数,其能量泛函表达式为:

$$E = sE_{CV} + (1-s)E_L + E_R. \quad (1)$$

其中, E_{CV} 表示整体能量项; E_L 表示部分能量项; E_R 表示正则项; s 表示归一化后整体能量项所占比例系数, $(1-s)$ 表示部分能量项所占比例系数,取值范围为 $0 \sim 1$,在曲线演化过程中调节整体与部分区域能量以达到最佳分割效果,当分割同质图像时选择较大的 s 值,当图像为灰度不均情况时,选择较小的 s 值。

1.1 整体能量项

整体能量项是由 CV 模型的保真项及外部约束构成,假设一幅灰度图像 I ,其定义域为 Ω ,被闭合的活动轮廓曲线 C 分割为目标区域 Ω_a 和背景区域 Ω_b ,区域 Ω_a 和 Ω_b 内像素灰度均值以 c_a 和 c_b 表示,其整体能量项表达式为:

$$E_{CV}(C, c_a, c_b) = \lambda_1 \int_{\Omega_a} |I(x) - c_a|^2 dx + \lambda_2 \int_{\Omega_b} |I(x) - c_b|^2 dx, \quad (2)$$

其中, λ_1, λ_2 均为非负常数,通常取 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$ 。

用水平集 ϕ 表示演化曲线 C ,于是水平集形式整体能量泛函表达式为:

$$E_{CV}(\phi, c_a, c_b) = \int_{\Omega_a} |I(x) - c_a|^2 H(\phi(x)) dx +$$

$$\int_{\Omega_b} |I(x) - c_b|^2 H(\phi(x)) dx, \quad (3)$$

其中, H 函数是 Heaviside 函数的正则近似化表示, H 函数的导数 H' 为 Dirac 函数的正则近似化表示,表达式为:

$$\begin{cases} H(\phi) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \frac{\phi}{\varepsilon} \right], \\ H'(\phi) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2}. \end{cases} \quad (4)$$

其中, ε 为正常数,依据梯度下降原理和最小作用原理对式(3)进行求解,得到其偏微分方程为:

$$\frac{\partial \phi(x)}{\partial t} = H'(\phi(x)) [\lambda_b (I - c_b)^2 - \lambda_a (I - c_a)^2], \quad (5)$$

其中, c_a 和 c_b 的表达式为:

$$\begin{cases} c_a = \frac{\int_{\Omega} I(x) H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} H(\phi(x)) dx}, \\ c_b = \frac{\int_{\Omega} I(x) [1 - H(\phi(x))] dx}{\int_{\Omega} [1 - H(\phi(x))] dx}. \end{cases} \quad (6)$$

该整体能量项在分割灰度同质时可以得到完善的分割结果,但分割灰度不均图像时,很难将目标物体从图像中分割出来,此时需要考虑图像的部分区域灰度信息。

1.2 部分能量项

Shannon^[14] 提出熵是信息论中关于信息量的度量,在图像处理中,图像熵反映了图像灰度信息的丰富程度。图像的像素灰度越丰富,分布越均匀,地物目标越多,图像熵越大,反之则不然。由香农第二定理可知图像的部分图像熵表达式为:

$$\begin{cases} h_x(P_x(y)) = - \int_0^L P_x(y) \log_2 P_x(y) dy, \\ P_x(y) = \frac{|\{z \in W \cap \Omega: I(Z) = y\}|}{|W \cap \Omega|}. \end{cases} \quad (7)$$

其中, h_x 为图像像素 x 的部分图像熵;灰度级 y 的取值范围 $0 \sim L$; $P_x(y)$ 为像素 x 的灰度分布概率; W 为图像部分熵窗口,本文定义为 9×9 。

部分能量项是在考虑部分灰度信息的基础上加入部分图像熵信息构建的,部分灰度信息采用像素点和邻域像素点差值进行拟合,进而指导轮廓曲线向目标边缘逼近,部分能量项表达式为:

$$E_L(C) = \int_{\Omega_x} h_x \cdot [I(x) - f_a(x)]^2 dx + \int_{\Omega_y} h_y \cdot [I(x) - f_b(x)]^2 dx, \quad (8)$$

其中, $f_a(x)$ 、 $f_b(x)$ 分别为像素 x 部分邻域信息的加权平均值, 表达式如下:

$$f_a(x) = \frac{\int_{\Omega} g_k(x-y) [I(y)H(\phi(y))] dy}{\int_{\Omega} g_k(x-y) H(\phi(y)) dy},$$

$$f_b(x) = \frac{\int_{\Omega} g_k(x-y) \{I(y) [1 - H(\phi(y))]\} dy}{\int_{\Omega} g_k(x-y) [1 - H(\phi(y))] dy}. \quad (9)$$

其中, g_k 为径向基函数, 其作用往往是局限的, 当 x 与 y 的相距逐渐缩短时, $g_k(x-y)$ 的值越来越大, 灰度 $I(y)$ 对 $f_a(x)$ 、 $f_b(x)$ 的响应越强烈。

用水平集 ϕ 来隐含的表达部分能量项泛函表达式为:

$$E_L(\phi, f_a, f_b) = \int_{\Omega_x} h_x \cdot [I(x) - f_a(x)]^2 H(\phi(x)) dx + \int_{\Omega_y} h_y \cdot [I(x) - f_b(x)]^2 [1 - H(\phi(x))] dx. \quad (10)$$

1.3 正则项

图像分割过程中, 为了保持活动轮廓曲线零水平集的平滑演化, 且避免水平集函数发生震荡而导致重新初始化, 引入长度惩罚项和能量惩罚项, 正则项能量泛函表达式为:

$$E_R = vL(\phi) + \mu P(\phi), \quad (11)$$

其中, $v > 0, \mu > 0$; $L(\phi)$ 为长度惩罚项; $P(\phi)$ 为能量惩罚项, 表达式如下:

$$L(\phi) = \int_{\Omega} |\tilde{\mathbf{N}}H(\phi(x))| dx,$$

$$P(\phi) = \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\tilde{\mathbf{N}}\phi(x)| - 1)^2 dx. \quad (12)$$

其中, ∇ 为梯度算子。

2 水平集方法与算法实现

2.1 水平集方法

采用水平集方法, 本文提出模型的总能量泛函表达式为:

$$E(\phi, f_a, f_b, c_a, c_b) = sE_{CV}(\phi, c_a, c_b) + (1-s)E_L(\phi, f_a, f_b) + E_R, \quad (13)$$

根据变分原理^[15]和梯度下降原理^[16], 能量函数对应的演化方程表示为:

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta(\phi) (F_a + F_b) + v \delta(\phi) \operatorname{div} \frac{\tilde{\mathbf{N}}\phi}{|\tilde{\mathbf{N}}\phi|} \frac{\ddot{\phi}}{\phi} + \mu \frac{\tilde{\mathbf{N}}^2 \phi}{|\tilde{\mathbf{N}}\phi|} - \operatorname{div} \frac{\tilde{\mathbf{N}}\phi}{|\tilde{\mathbf{N}}\phi|} \frac{\ddot{\phi}}{\phi}, \quad (14)$$

其中,

$$\begin{cases} F_a = -s(I - c_a)^2 - (1-s)h_x(I - f_a)^2, \\ F_b = -s(I - c_b)^2 - (1-s)h_y(I - f_b)^2. \end{cases} \quad (15)$$

其中, $\operatorname{div} \frac{\tilde{\mathbf{N}}\phi}{|\tilde{\mathbf{N}}\phi|} \frac{\ddot{\phi}}{\phi}$ 表示水平集曲面的曲率, 曲率越大, 轮廓线的弯曲程度越大。

在轮廓曲线演化过程中, 距离目标图像较远时, 整体项起主要作用, 加速轮廓曲线运动到目标边缘; 距离目标物体较近时, 部分项起主导作用, 同样加速曲线运动到目标边缘。

2.2 算法的实现

算法的实现步骤如图 1 所示。

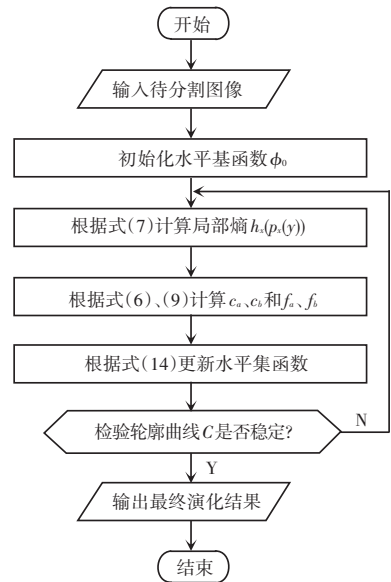


图 1 算法实现流程

Fig. 1 Algorithm implementation flow chart

3 实验及结果分析

为了验证本文分割模型的有效性, 针对灰度不均匀医学图像进行分割实验, 并与传统的 CV 模型、LBF 模型进行对比, 比较各模型的迭代收敛次数、收敛时间、最终分割结果。同时验证了在局部区域引入图像熵对分割结果的影响。实验环境为: MATLAB R2016a Windows7 64 Inter Core i5-7400 CPU 2.30 GHz 4.00 GB。

CV模型、LBF模型和本文模型针对一幅MR大脑切片医学图像的分割效果比较如图2所示。由图2可知, CV模型只考虑整体灰度信息, 误认为图像背景的一部分为目标, LBF模型只考虑了部分区域灰度信息, 而本文模型是在考虑整体信息和引入图像熵的部分信息的基础上进行分割。比较后可知, 本文模型能得到较好的分割结果。

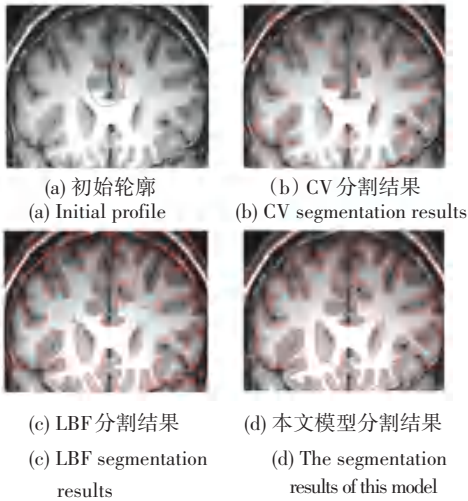


图2 CV模型、LBF模型和本文模型分割灰度不均匀图像结果比较

Fig. 2 Comparison of segmentation results of uneven gray scale images between CV model, LBF model and the model in this paper

接下来, 研究中列举了 CV模型、LBF模型和本文模型在对图2实验中迭代次数和收敛时间的比较详见表1。由表1可知, 本文模型的迭代次数最少, 收敛时间相比 CV模型提高了32%, 相比 LBF模型提高了52.2%。

表1 CV模型、LBF模型和本文模型在图2实验中效率比较
Tab. 1 Comparison of efficiency of CV model, LBF model and the model in Fig.2 experiment

模型	迭代次数	收敛时间/s
CV模型	208	2.68
LBF模型	267	3.09
本文模型	157	2.03

为了分析在部分项中引入图像熵对图像分割的影响, 对MR大脑切片医学图像进行分割, 即不考虑整体能量项的影响下, 将参数设置为 $s = 0$, 对部分能量项引入和未引入图像熵做分割实验对比, 图像分割结果如图3所示。由图3可以看出图像熵充分

考虑了图像的灰度信息特性, 能够得到比较精确的分割结果。

更进一步, 本文研究了部分项中引入图像熵与未引入图像熵针对图3实验的收敛速度比较结果如图4所示。由图4可以看出, 引入图像熵比未引入图像熵曲线陡峭, 这意味着引入图像熵具有更快的收敛迭代速度。

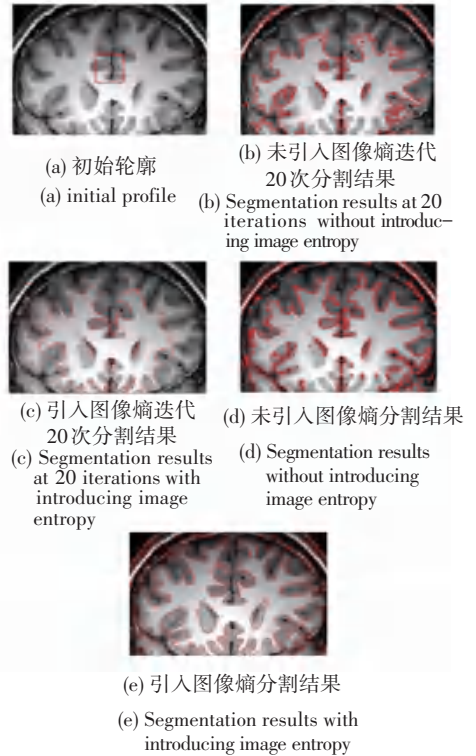


图3 图像熵对分割结果影响

Fig. 3 Effect of image entropy on segmentation results

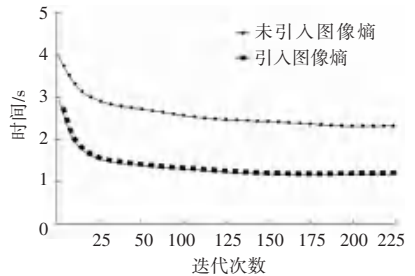


图4 部分项中引入图像熵与未引入图像熵针对图3实验收敛速度比较

Fig. 4 Comparison of convergence speed of experiment with and without image entropy in some terms for Fig.3

4 结束语

本文研究比较了传统的基于区域的主动轮廓分割模型在灰度不均匀医学图像分割中的应用, 提出了一种基于图像熵的整体与部分信息混合的主动轮廓分割模型, 该模型在分割灰度不均匀物体时兼顾

了整体信息、部分信息和反映图像灰度变化特性的图像熵。实验结果表明该模型对灰度不均医学图像分割精度方面优于 CV 模型,同时分割效率方面比 LBF 模型提高 52.2%。所以本文提出的分割方法是实用有效的分割方法,为后续医学图像三维重建可视化奠定了有力基础。

参考文献

- [1] JI Bin, WANG Jun, LIU Wanquan. Color-based automatic quality control for roasting chicken [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2016, 123(C):49-56.
- [2] 兰红, 韩纪东, 方毅. 活动轮廓模型在医学图像分割的综述[J]. *科学技术与工程*, 2018, 18(16):161-167.
- [3] 陈静, 朱家明, 盛朗, 等. 基于区域信息的水平集医学图像分割[J]. *软件*, 2014, 35(4):21-23,28.
- [4] 张丰收, 孟鑫, 胡志刚, 等. 一种高噪声显微图像分割方法研究[J]. *光学技术*, 2017, 43(6):509-513.
- [5] 刘建磊. 基于变分模型的图像去雾方法[J]. *计算机工程*, 2017, 43(11):216-220,226.
- [6] 丁伟利, 谷朝, 王明魁, 等. 基于边缘预测与边缘增长的图像分割方法[J]. *高技术通讯*, 2018, 28(5):409-416.
- [7] 王斌, 李洁, 高新波. 一种基于边缘与区域信息的先验水平集图像分割方法[J]. *计算机学报*, 2012, 35(5):1067-1072.
- [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] CHAN T F, SANDBERG B Y, VESE L A. Active contours without edges for vector-valued images [J]. *Journal of Visual Communication & Image Representation*, 2000, 11(2):130-141.
- [10] 杨得国, 杨勤, 姜金娣, 等. 一种改进的局部区域特征医学图像分割方法[J]. *河南科技大学学报(自然科学版)*, 2012, 33(2):30-33.
- [11] 杨勇, 马志明, 徐春. LCV 模型在医学图像分割中的应用[J]. *计算机工程*, 2010, 36(10):184-186.
- [12] ZHANG Ling, PENG Xinguang, LI Gang, et al. A novel active contour model for image segmentation using local and global region-based information [J]. *Machine Vision and Applications*, 2017, 28(1-2):75-89.
- [13] ZHANG Kaihua, ZHANG Lei, SONG Huihui, et al. Active contours with selective local or global segmentation: A new formulation and level set method [J]. *Image & Vision Computing*, 2010, 28(4):668-676.
- [14] SHANNON C E. A mathematical theory of communication [J]. *The Bell System Technical Journal*, 1948, 27(4):379-423.
- [15] 韩颖坤. MR 图像分割问题基于变分方法的泛化统计模型(英文)[J]. *计算机与应用化学*, 2017, 34(4):263-268.
- [16] 唐淳. 分布式随机梯度下降算法研究 [D]. 成都:电子科技大学, 2018.
- (上接第 5 页)
- [20] WU Fei, WELD D S. Open information extraction using wikipedia [C] // *Proceedings of the 48th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics*. Uppsala, Sweden: ACL, 2010:118-127.
- [21] NGUYEN D P T, MATSUO Y, ISHIZUKA M. Exploiting syntactic and semantic information for relation extraction from wikipedia [C] // *Proceedings of the IJCAI Workshop on Text-Mining Link-Analysis Text Link 2007*. Hyderabad, India; [s.n.], 2007:1414-1420.
- [22] AULI M, GALLEY T M, QUIRK C, et al. Joint language and translation modeling with recurrent neural networks [C] // *Proceedings of the 2013 Conference on Empirical Methods in Natural Language Processing*. Seattle, Washington, USA: ACL, 2013:1044-1054.
- [23] SORDONI A, GALLEY M, AULI M, et al. A neural network approach to context-sensitive generation of conversational responses [C] // *Proceedings of the 2015 Conference of the North American Chapter of the Association for Computational Linguistics; Human Language Technologies*. Denver, Colorado: ACL, 2015:196-205.
- [24] FENG Shi, LIU Shujie, YANG Nan, et al. Improving attention modeling with implicit distortion and fertility for machine translation [C] // *Proceedings of COLING 2016, the 26th International Conference on Computational Linguistics: Technical Papers*. Osaka, Japan: ACL Press, 2016:3082-3092.
- [25] VINYALS O, FORTUNATO M, JAITLY N. Pointer networks [J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2015:2692-2700.
- [26] GULCEHREC, AHN S, NALLAPATI R, et al. Pointing the unknown words [J]. *arXiv preprint arXiv:1603.08148*, 2016.
- [27] GU Jiatao, LU Zhengdong, LI Hang, et al. Incorporating copying mechanism in sequence-to-sequence learning [C] // *Proceedings of the 54th Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics (Volume 1: Long Papers)*. Berlin, Germany: Association for Computational Linguistics, 2016:1631-1640.
- [28] YIN Jun, JIANG Xin, LU Zhengdong, et al. Neural generative question answering [J]. *arXiv preprint arXiv:1512.01337*, 2015.
- [29] LUONG M T, SUTSKEVER I, LE Q V, et al. Addressing the rare word problem in neural machine translation [C] // *Proceedings of the 53rd Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics and the 7th International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers)*. Beijing, China: Association for Computational Linguistics, 2015:11-19.