

基于 KL 距离加权和局部邻域信息的 CV 模型

刘燕杰, 卢振泰, 冯前进, 陈武凡

(南方医科大学医学图像处理重点实验室, 广东广州 510515)

摘要: 本文提出了基于 Kullback-Leibler(KL)距离加权和局部邻域信息的 Chen-Vese(CV)模型. 引入 KL 距离作为内外部局部区域能量的权值系数; 计算曲线附近点的局部邻域能量之和作为模型的内部能量, 从而提高对边缘的检测性能, 并降低区域内灰度不均匀等因素对曲线进化的影响. 验证实验采用大量实际临床数据, 结果表明该算法能准确地分割医学图像, 且能量函数有较好的收敛性.

关键词: Chen-Vese (CV) 模型; KL 距离; 局部邻域信息; 医学图像分割

中图分类号: TP319 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2011) 06-01447-05

KL Distance Weighted CV Model Based on Local Neighborhood Information

LIU Yan-jie, LU Zhen-tai, FENG Qian-jin, CHEN Wu-fan

(Key Lab for Medical Imaging of Southern Medical University, Guangzhou, Guangdong 510515, China)

Abstract: We propose an improved model that changes those parameters by Kullback-Leibler(KL) distance and global region by local neighborhood near the curve. Validation is implemented by experiments on mass clinical images. Take manual segmentation by a medical expert as a standard, we show that the new model improves the segmentation results compared to traditional CV model. The function has better convergence speed and stability.

Key words: Chen-Vese(CV) model; Kullback-Leibler(KL) distance; local neighborhood information; medical image segmentation

1 引言

近年来, 活动轮廓在图像分割领域中已经得到广泛的应用^[1,2]. 其原理是经过边界轮廓的形变来得到最小的能量函数, 产生理想的分割结果^[3,4]. 活动轮廓模型主要分为基于边界和基于区域两类. 基于边界的方法利用图像梯度来识别目标边界^[5,6]. 这类模型易受图像噪声的影响, 且对初始曲线的要求较高. 基于区域的方法^[7,8]通过最小化拟合图像模型的能量函数来驱动轮廓线的运动, 具有更强的抗噪性能, 且能够收敛到全局最优. 较常用的方法就是利用已知的分布、密度直方图、纹理贴图或结构传感器来模拟区域. Mumford-Shah 模型^[7]和 Chan 等提出的简化 Mumford-Shah 模型的分割模型(CV 模型)^[8]就是基于区域的分割方法. 它们利用图像全局信息, 能够提取图像中梯度变化不很明显的轮廓. 水平集思想的引入使其保留了水平集的优势, 可以自动处理曲线演化过程中的拓扑变化.

但是 CV 模型仅将灰度同质作为区域分离的准则, 只能用于包含目标和背景两个不同均值区域的高对比度图像分割中. 对于非均匀性和结构复杂性广泛存在的医学图像的分割, CV 模型并不太理想. 因此, 本文对 CV 模型做了改进, 并用于医学图像分割. 首先以 Kullback-Leibler(KL)距离作为能量函数中内外部局部能量的权重系数, 从而增加了图像的局部信息. 然后计算曲线附近点邻域的局部区域能量之和作为图像的内部能量, 加强对边缘信息的检测, 并减小区域内部信息对能量函数的影响. 最后利用欧拉-拉格朗日方程求得曲线进化方程. 实验结果表明该算法在医学图像分割中能够得到准确的结果, 且曲线具有较好的收敛性.

2 Chan-Vese 模型(CV 模型)

设图像 I 的定义域为 Ω , 闭合边界曲线 C 为水平集函数 ϕ 的零水平集, 即 $C = \{z \mid \phi(z) = 0\}$ ^[3,4], 将图像划分为目标 Ω_i 和背景 Ω_o , 且 $\phi(\Omega_i) > 0$, $\phi(\Omega_o) < 0$. 由水

平集表达的 CV 模型的能量函数为:

$$E(\phi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dz + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dz + \lambda_a \int_{\Omega} |I(z) - c_1|^2 H(\phi) dz + \lambda_b \int_{\Omega} |I(z) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dz \quad (1)$$

其中, $\mu, \nu \geq 0, \lambda_a, \lambda_b > 0$ 是各项能量的权值系数. c_1 和 c_2 分别为目标和背景区域的平均灰度. $\delta(\phi), H(\phi)$ 分别是 Dirac 函数和 Heaviside 函数. 当曲线 C 位于两个区域的边界时, 能量 $E(\phi)$ 达到最小值. 设 $F(\phi)$ 是能量函数的内部能量:

$$F(\phi) = \lambda_a |I(z) - c_1|^2 H(\phi) + \lambda_b |I(z) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) \quad (2)$$

它描述的是目标和背景的同质性, 当曲线内部和外部的同质性同时最优时, 该能量取最小值.

3 Kullback-Leibler 距离 (KL 距离)

KL 距离是信息论中一个重要的概念, 它衡量了两个概率分布之间的差异性, 它是一种有方向性的度量^[9].

设 $p_i(x|\phi), p_o(x|\phi)$ 分别为图像中曲线内部区域和外部区域的概率密度函数, KL 距离定义为:

$$KL(p_i \| p_o) = \int_{\Omega} p_i(z|\phi) \log\left(\frac{p_i(z|\phi)}{p_o(z|\phi)}\right) dz \quad (3)$$

$$KL(p_o \| p_i) = \int_{\Omega} p_o(z|\phi) \log\left(\frac{p_o(z|\phi)}{p_i(z|\phi)}\right) dz \quad (4)$$

4 基于 KL 距离加权和局部邻域信息的 CV 模型 (KLNCV)

由于医学图像存在低对比度、组织灰度不均匀等因素, CV 模型在医学图像分割中的应用存在很多问题. 针对医学图像分割, 本文对 CV 模型做了以下改进.

4.1 KL 距离加权的 CV 模型 (KLCV)

当 $p_i(z|\phi) > p_o(z|\phi)$ 时, 曲线内部同质性大于外部, 此时需要增加外部同质性在能量函数中的比重, 从而降低同质性较小对曲线进化的影响; 同理 $p_i(z|\phi) < p_o(z|\phi)$ 时, 增加内部区域同质性的比重. 当两个区域同质性在能量函数中同时最优时, $p_i(z|\phi) \approx p_o(z|\phi)$. 本文用 KL 距离代替 λ_a 和 λ_b 作为曲线内外部能量的权值系数, 得到能量函数的内部能量为:

$$F(\phi) = KL(p_o \| p_i) |I(x) - c_1|^2 H(\phi) + KL(p_i \| p_o) |I(x) - c_2|^2 (1 - H(\phi)) \quad (5)$$

KL 距离随着曲线进化而变化, 可以自动的调节内外部区域同质性所占的比重. 因此, 对其它参数的设置要求变得宽松.

4.2 曲线附近点的邻域局部区域能量

KLCV 模型的分割效果虽然较传统 CV 模型有所提

高, 但仍对区域内部不均匀灰度较为敏感, 如图 1 所示. 本文在对非均匀图像进行分析时, 只考虑曲线附近点的局部邻域信息^[10], 如图 2 所示, 曲线进化过程中, 将附近每个点的邻域分成内外部局部区域, 计算这组点的局部能量之和作为能量函数中的内部能量. 其中不规则轮廓为进化曲线, 方形框格是曲线附近点的邻域轮廓, 箭头所指分别为邻域的内部和外部区域.

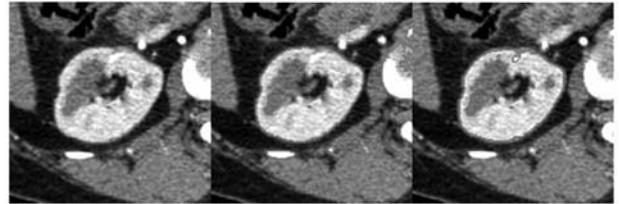


图 1 CV 模型和 KLCV 模型的分别结果比较

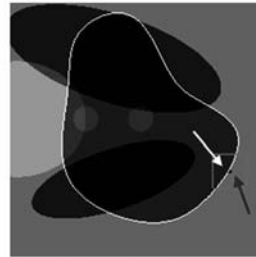


图 2 曲线附近点的局部邻域



图 3 KLNCV 对右肾 CT 图像的分割结果

设图像第 j 点的邻域为 Ω_j , u_j, v_j 分别为 Ω_j 的内外部区域的平均灰度, 即:

$$u_j = \frac{\int_{\Omega_j} I(x) H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega_j} H(\phi(x)) dx} \quad (6)$$

$$v_j = \frac{\int_{\Omega_j} I(x) (1 - H(\phi(x))) dx}{\int_{\Omega_j} (1 - H(\phi(x))) dx} \quad (7)$$

该邻域的内部能量为:

$$F_j(\phi) = KL(p_o \| p_i) |I(x) - u_j|^2 H(\phi) + KL(p_i \| p_o) |I(x) - v_j|^2 (1 - H(\phi)) \quad (8)$$

计算内部能量 $F(\phi)$ 时, 只考虑曲线附近点的局部能量, 因此在式 (8) 中加入 Dirac 函数 $\delta(\phi)$, 得到能量函数的内部能量为:

$$F(\phi) = \int_{\Omega} \delta(\phi) F_j(\phi) dx \quad (9)$$

4.3 偏微分方程

综上所述, 最终的能量函数为:

$$E(\phi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\phi) |\nabla \phi| dz + \nu \int_{\Omega} H(\phi) dz + \int_{\Omega} \int_{\Omega} \delta(\phi) F_j(\phi) dx dz \quad (10)$$

$F_j(\phi)$ 为式(8)所示.

根据欧拉-拉格朗日方程推导的曲线进化方程为

$$\frac{\partial \phi(z)}{\partial t} = \delta(\phi(z)) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi(z)}{|\nabla \phi(z)|} \right) + \nu - \int_{\Omega} \nabla_{\phi} F_j(\phi(x)) dx \right] \quad (11)$$

其中 $\nabla_{\phi} F_j(\phi) = \delta(\phi) (KL(p_o \| p_i) | I(x) - u_j|^2 - KL(p_i \| p_o) | I(x) - v_j|^2)$ (12)

参数 ν 不再受取值范围限制.

5 实验结果与分析

CV 模型是近年来常用的活动轮廓方法. Li 等提出了基于核函数定义的局部二元拟合能量 (Local Binary Fitting, LBF)^[11] 的 CV 模型, 引入了图像的局部信息, 可以分割非均匀图像. 我们对大量的医学图像进行了分割实验, 将新模型与 LBF 方法进行比较. 实验是在 Intel Core 3.0Hz, Windows7 2GB 内存的 PC 机、Matlab7.6 平台上实现的. 时间步长 $\Delta t = 0.5$. 图 3 是用本文算法对图 1 右肾 CT 图像的分割结果, 算法将目标准确地分割出来, 且曲线具有很好的收敛性.

实验 1 肾脏分割

本实验对大量肾脏 CT 图像进行了分割. 图像大小均为 256×256 . 分割结果以专家手动分割结果为判断依据. CV 模型和 KLNCV 模型采用相同的参数设置, 均为: $\mu = 0.5 \times 255 \times 255$, $\nu = 0.02$. KLNCV 模型在三幅图像实验中的参数分别设为: $\mu = 0.2$, $\nu = 0.01$; $\mu = 0.2$, $\nu = -0.01$; $\mu = 0.1$, $\nu = 0.1$. KLNCV 模型实验邻域大小根据经验选择 32×32 . LBF 算法参数为: $\mu = 0.05 \times 255 \times 255$, $\nu = 1.0$. LBF 算法主要依赖灰度变化检测边界, 因此在梯度变化较大的边界易发生错误分割. 由于将 KL 距离和局部邻域信息引入了 CV 模型, 因此, KLNCV 模型保持了 CV 模型原有的优点的同时, 提高了对曲线内外同质性的判断能力, 并改进了能量函数的收敛性. 实验结果见图 4.

为了进一步观察 KLNCV 模型的分割效果, 图 5 做了新模型与专家手动分割的边界对比. 红色轮廓线为专家手动分割边界, 黄色轮廓线为模型分割边界. 两条边界非常接近, 更有多处重合, 二者之间最大差距均小于或等于一个像素.

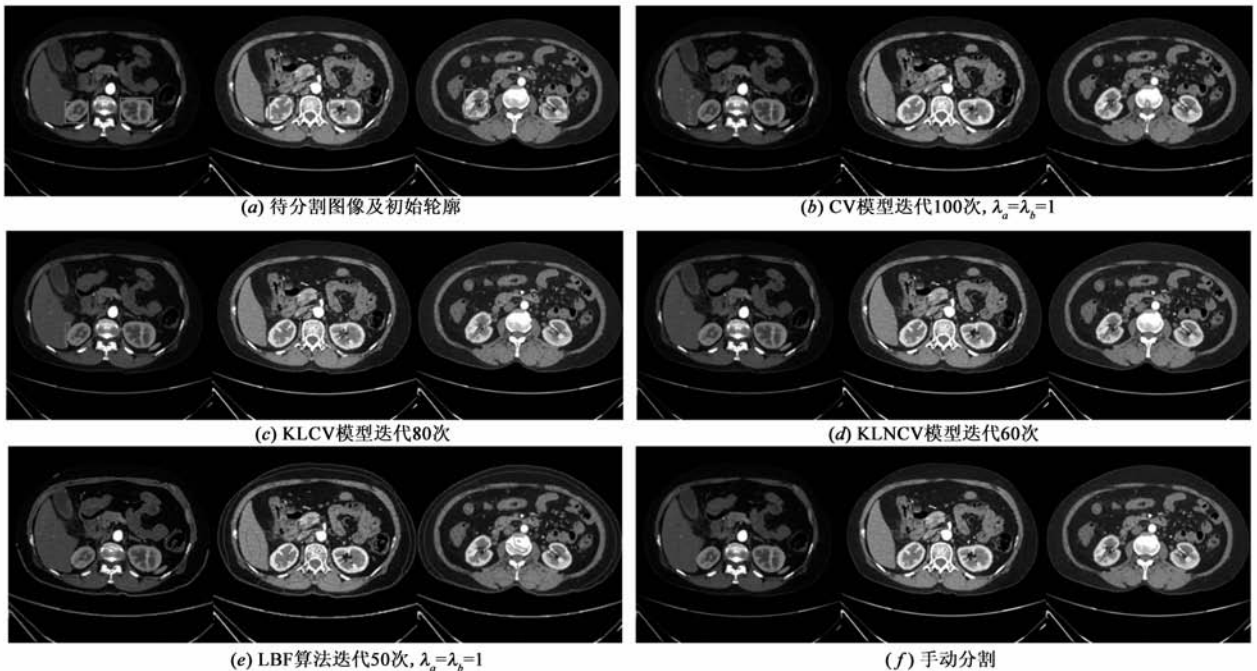


图4 四种自动分割模型和手动的肾脏分割结果比较



图5 KLNCV与手动分割边界对比

表 1 对四种算法(CV、KLCV、KLNCV、LBF)的参数设置、分割时间、重叠率和 Hausdorff 距离作了比较. 重叠率(Roverlap)衡量的是两种分割(自动分割 X 和手动分割 Y)的重叠比例,即 $Roverlap = (X \cap Y) / (X \cup Y)$. Haus-

dorff 距离是描述两组点集之间相似程度的一种量度. 从 X 到 Y 的 Hausdorff 距离为 $h(X, Y) = \max_{x \in X} dist(x, Y)$, 实验所取 Hausdorff 距离为 $H(X, Y) = \max(h(X, Y), h(Y, X))$. 所用图像为一幅肾脏 CT 图像.

表 1 四种算法的比较

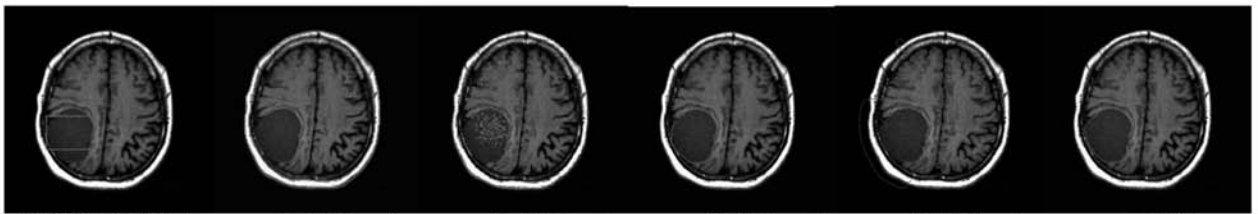
算法	迭代次数	μ	ν	自动分割(像素数)	像素重叠数	重叠率	时间(秒)	Hausdorff 距离
CV	100	$0.2 \times 255 \times 255$	0.02	3359	1900	0.5623	6.29	6.9282
	100	$0.5 \times 255 \times 255$	0	3279	1903	0.5774	6.19	6.8557
	400	$0.5 \times 255 \times 255$	0	7531	1873	0.2473	23.00	9.8489
	500	$0.5 \times 255 \times 255$	0	8575	1874	0.2174	30.71	9.8995
KLCV	100	$0.2 \times 255 \times 255$	0.02	2066	1862	0.8950	8.38	4.2426
	100	$0.5 \times 255 \times 255$	0	2066	1862	0.8963	8.44	4.1231
	400	$0.5 \times 255 \times 255$	0	3503	1766	0.4933	33.53	7
	500	$0.5 \times 255 \times 255$	0	3743	1743	0.4583	42.03	7
KLNCV	20	0.1	0.1	1855	1829	0.9399	2.71	2.6458
	40	0.1	0.1	1872	1861	0.9632	5.15	2
	60	0.1	0.1	1870	1860	0.9637	8.73	2
	60	0.05	0.15	1848	1842	0.9653	8.62	2
	80	0.1	0.1	1873	1863	0.9637	10.36	2
	80	0.05	0.15	1849	1843	0.9653	10.27	2
LBF	50	$0.004 \times 255 \times 255$	1	13435	1301	0.0926	3.35	10.9087

注:手动分割像素数为 1920, CV 模型与 LBF 算法的参数设置为 $\lambda_a = \lambda_b = 1$.

实验 2 脑部肿瘤分割

本实验对一组脑膜瘤 MR-T1 图像进行了肿瘤分割. 图像大小均为 512×512 . CV 和 KLCV 的参数为 $\mu =$

$0.5 \times 255 \times 255, \nu = 0$; KLNCV 参数为 $\mu = 0.5, \nu = -0.05$; LBF 参数为 $\mu = 0.004 \times 255 \times 255, \nu = 1.0$. 邻域大小根据经验选择 64×64 . 实验结果见图 6.



(a) 原始图像及初始轮廓 (b) CV 模型迭代 900 次 (c) KLCV 模型迭代 900 次 (d) KLCV 模型迭代 140 次 (e) LBF 算法迭代 50 次 (f) 手动分割
图 6 四种自动分割模型与手动分割的脑部肿瘤分割结果比较

虽然新模型的分割结果有了很大提高,但由于曲线只考虑附近邻域的灰度变化,在肿瘤与硬脑膜发生粘连的位置,曲线进化受到了边界两边低对比度的影响(图 7). 本文给出的解决方法是先对原始图像用去脑壳的方法去除脑膜,再用本文算法分割肿瘤.

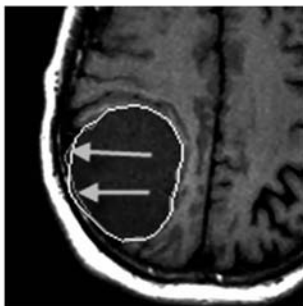


图 7 KLNCV 与手动分割的目标边界的比较

6 结论

传统 CV 模型在非均匀性和结构复杂性广泛存在的医学图像分割中,主要有参数设置繁琐和不能准确分割两个缺点,本文针对这两个缺点对传统 CV 模型做了改进. 首先利用 KL 距离代替权值参数 λ_a 和 λ_b , 然后引入曲线附近点的邻域局部能量之和作为图像内部能量. 实验表明,该方法相对其他 CV 模型参数设置要求宽松;具有较高的分割准确率;在较短的迭代次数即收敛到较好的分割曲线. 但对于初始曲线的要求相对 CV 模型较高;对于肿瘤分割,该方法仍存在改进之处. 今后将对这些不足之处进行研究.

参考文献

- [1] T Zhang, D Treedman. Tracking objects using density matching and shape priors[A]. Proceedings of International Conference

- on Computer Vision [C]. Nice, France: IEEE, 2003. 1056 – 1062.
- [2] 胡正平, 张晔. 基于 SVM 能量模型的改进主动轮廓图像分割算法研究[J]. 电子学报, 2006, 34(5): 930 – 933.
Hu Zheng-ping, Zhang Ye. Improved Mumford-Shah active contour image segmentation based on support vector machine energy representation [J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(5): 930 – 933. (in Chinese)
- [3] 陈志彬, 邱天爽, SU Ruan. 一种基于 FCM 和 Level Set 的 MRI 医学图像分割方法[J]. 电子学报, 2008, 36(9): 1733 – 1736.
Chen Zhi-bin, Qiu Tian-shuang, SU Ruan. FCM and level set based segmentation method for brain MR images [J]. Acta Electronica Sinica, 2008, 36(9): 1733 – 1736. (in Chinese)
- [4] R Tsai, S Osher. Level set methods and their applications in image science [J]. Communications in Mathematical Sciences, 2003, 1(4): 1 – 20.
- [5] S Kichenassamy, A Kumar, P Olver, et al. Conformal curvature flows: From phase transitions to active vision [J]. Archive for Rational Mechanics and Analysis, 1996, 134(3): 275 – 301.
- [6] V Caselles, R Kimmel, G Sapiro. Geodesic active contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61 – 79.
- [7] D Mumford, J Shah. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577 – 685.
- [8] T F Chan, L A Vese. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266 – 277.
- [9] 杨坚, 罗四维, 刘蕴辉. 一种基于广义 KL 距离和几何曲率的模型选择准则 [J]. 电子学报, 2005, 33(12): 2272 – 2277.
Yang Jian, Luo Si-wei, Liu Yun-hui. A new model selection criterion based on Kullback-Leibler information divergence and geometric curvature [J]. Acta Electronica Sinica, 2005, 33(12): 2272 – 2277. (in Chinese)
- [10] Luo X, Tian J, Lin Y. An algorithm for segmentation of medical image series based on active contour model [J]. Journal of Software, 2002, 13(6): 1050 – 1058.

- [11] C M Li, C Kao, J Gore, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [A]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Minneapolis, MN: IEEE, 2007. 1 – 7.

作者简介



刘燕杰 女, 1985 年 12 月生于河北衡水. 2008 年毕业于泰山医学院生物医学工程系, 现为广州南方医科大学医学信息研究所硕士研究生. 研究方向为医学图像分割.
E-mail: liuyanjie1216@126.com



卢振泰 男, 1981 年生于山东济宁. 于 2005 年获中山大学计算数学专业硕士学位, 于 2008 年获南方医科大学生物医学工程专业博士学位, 现为广州南方医科大学讲师. 主要研究方向为医学图像配准与融合, 图像分割以及医学图像三维重建.



冯前进 男, 1974 年生于河南. 现为广州南方医科大学副教授. 研究方向包括医学图像压缩、重建.



陈武凡 男, 1949 年生于湖南. 现为广州南方医科大学教授、博士生导师. 国家 973 项目首席科学家, 中国图象图形学会副理事长. 主要研究领域为图像处理、模式识别与广义模糊随机场模型.