

一种改进的自适应灰度图像分割方法

张爱丽^{1,2}, 孙茂泽^{1,2}, 刘困宁^{1,2}

(1. 河南师范大学计算机与信息工程学院, 河南 新乡 453007;

2. “智慧商务与物联网技术”河南省工程实验室, 河南 新乡 453007)

摘要: 针对灰度不均匀图像分割提出了一种自适应灰度值的图像分割方法, 该方法基于水平集理论, 结合目标图像和背景的灰度值信息, 将全局与局部信息进行自适应线性拟合, 然后进行图像分割, 避免分割陷入局部最优, 对噪声具有很好的鲁棒性。实验表明, 该方法能够有效地抵抗噪声干扰, 可以自适应图像不均匀灰度信息, 对图像进行分割, 可得到全局最优分割。

关键词: 图像分割; 灰度不均匀信息; 全局分割; 自适应拟合

中图分类号: TN911.7 **文献标志码:** A **文章编号:** 1671-637X(2016)10-0027-04

An Improved Method for Adaptive Grayscale Image Segmentation

ZHANG Ai-li^{1,2}, SUN Mao-ze^{1,2}, LIU Tuan-ning^{1,2}

(1. College of Computer and Information Engineering, Henan Normal University, Xinxiang 453007, China;

2. Engineering Lab of Henan Province for Intelligence Business & Internet of Thing, Xinxiang 453007, China)

Abstract: Aiming at segmentation to images with nonuniform gray-level, an image segmentation method adaptive to gray value was proposed. Based on the level set theory, by using the gray value information of target image and the background, adaptive linear fitting was made to the global and local information. Then, image segmentation was conducted to avoid being trapped in the local optimum, which was robust to noise. The experimental results showed that the proposed method can resist noise effectively, is adaptive to the nonuniform gray level information, and can obtain global optimal image segmentation.

Key words: image segmentation; nonuniform gray-level information; global segmentation; adaptive fit

0 引言

图像分割是近几年来计算机视觉处理的主要研究领域, 照度在空间上的不均匀变化以及成像设备的缺陷, 会造成图像灰度的不均匀性, 而传统的图像分割方法并不能处理灰度不均匀的图像。因此, 图像的灰度不均匀性^[1-4]成为了图像分割中的难题。目前较为常用的模型有 Mumford-Shah 模型^[5], 该模型统一对图像的同质区域信息与局部边缘几何特征进行描述, 将其转化为该模型的最小能量泛函数, 并寻求最优解。但该模型容易陷入局部最小值, 因此在实际应用中

数值求解比较困难。文献[6]中介绍了 C-V 模型, 该模型利用水平集的方法对目标进行求解, 通过多个水平集曲线可鉴别点, 能够同时对复杂结构的图像进行分割和去噪, 但该模型去噪能力有限, 会降低算法的有效性, 影响分割的结果。文献[7]中 LI C M 提出了 LBF 模型, 该模型利用图像的局部信息, 能够有效地分割灰度不均匀的图像, 并将这种模型运用在 MRI 图像的处理中。后来, LI C M 又针对这个问题, 提出了改进的 LBF 模型^[8-9], 有效地利用了图像局部灰度不均匀信息进行图像分割。ZHANG K 指出 LI C M 的这种模型由于距离正则化的限制容易陷入局部极小值, 本文针对这个问题, 在 LI C M 提出模型的基础上通过将全局与局部的灰度信息进行结合, 并将以上两种信息自适应拟合, 有效地将图像进行了全局分割, 避免陷入极小值, 同时, 对噪声也具有很好的鲁棒性。本文提出的方法不但可以用来分割自然图像, 还可以用来对 MRI 图

收稿日期: 2015-03-23

修回日期: 2015-10-20

基金项目: 国家自然科学基金(U1204606, 61173071); 河南省教育厅科学技术研究重点项目(13A510533)

作者简介: 张爱丽(1966—), 女, 河南滑县人, 教授, 硕导, 研究方向为图像处理、通信与网络。

像进行分割和偏差修正。

1 改进的 LBF 模型

LBF 模型利用图像的灰度不均匀信息将图像进行分割,达到了较好的分割效果。在此基础上 LICM 提出了 LBF 模型的改进方法,将灰度不均匀作为图像的一种表示成分,考虑到图像的众多物理因素,把图像表示为

$$I = bJ + n \quad (1)$$

式中: I 表示实际图像; b 表示图像的灰度不均匀信息; n 表示加性噪声; J 表示被成像物体的固有属性,并假设 J 是分段常数。基于水平集的能量泛函数模型^[10]表示为

$$F(\phi, C, b) = E(\phi, C, b) + \nu l(\phi) + uR(\phi) \quad (2)$$

式中,正则项 $l(\phi)$ 和 $R(\phi)$ 分别定义为

$$\begin{cases} l(\phi) = \int |\nabla H(\phi)| dx \\ R(\phi) = \int p(\nabla \phi) = dx \end{cases} \quad (3)$$

式中,距离正则项 $l(\phi)$ 表示零水平集轮廓的长度。

$$E(\phi, C, b) = \int_{\Omega} \int_{C_i} K_{\sigma}(y-x) |I(x) - b(y)c_1|^2 \cdot$$

$$H(\phi) dx dy + \int_{\Omega} \int_{C_e} K_{\sigma}(y-x) |I(x) - b(y)c_2|^2 dx dy \quad (4)$$

式中: $I(x)$ 为原始输入图像; C_1, C_2 分别为图像的内部轮廓和外部轮廓; K_{σ} 为标准差等于 σ 的高斯核函数; c_1, c_2 分别为轮廓内外区域的平均灰度值。

海氏函数^[11] H 表示为

$$H(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \frac{z}{\varepsilon} \right] \quad (5)$$

H 的微分用 $\delta_{\varepsilon}(z)$ 表示为

$$\delta_{\varepsilon}(z) = H'(z) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2} \quad z \in R \quad (6)$$

以上算式表明,参数 ε 将会影响 $\delta_{\varepsilon}(z)$ 的轮廓, ε 过大时,将导致轮廓过大,从而增大捕获区域,分割轮廓的精确性随之降低。

采用水平集方法, $C \subset R$ 由零水平集的 Lipschitz 函数表示,水平集函数表示为 $\phi, \phi: \Omega \subset R$, 对轮廓 C 求导,得到 ϕ 的梯度为^[12]

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -\delta_{\varepsilon}(\phi) (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \quad (7)$$

为了使得水平集函数能够平稳演化,增加距离正则化项,且欧拉长度项被用来正则化水平集为零的轮廓^[13],最后演化函数为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & u \operatorname{div} \left(d_p \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \nu \delta_{\varepsilon}(\phi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \\ & \delta_{\varepsilon}(\phi) (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) \end{aligned} \quad (8)$$

式中:系数 λ_1, λ_2 分别代表轮廓内外区域积分的权重,一般规定 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$; e_1, e_2 定义为式(9),并规定 $d_p \triangleq \frac{p(s)}{s}, p(s) = (1/2)(s-1)^2$ 。

$$\begin{cases} e_1 = \int_{\Omega} K_{\sigma}(y-x) |I(x) - b(y)c_1|^2 dy = \\ \quad I^2 1_k - 2c_1 I(b * k) + c_1^2 (b^2 * K) \\ e_2 = \int_{\Omega} K_{\sigma}(y-x) |I(x) - b(y)c_2|^2 dy = \\ \quad I^2 1_k - 2c_2 I(b * k) + c_2^2 (b^2 * K) \end{cases} \quad (9)$$

式中, 1_k 定义为 $1_k(x) = \int K_{\sigma}(y-x) dy$,除了图像区域 Ω 外的其他任意一个区域都是常数 1。

用图像的灰度不均匀信息 b 作为图像 I 信息的组成部分,有效利用了图像灰度不均匀信息,在分割效果和算法的时间开销上都优于 C-V 模型^[14] 和 LBF 模型。但是仿真结果表明,该算法由于仅考虑图像的局部不均匀灰度信息,使得图像的全局分割效果并不理想。

2 图像局部与全局信息的拟合

以下将图像轮廓内外的灰度信息进行拟合,通过考虑局部与全局的信息,对图像进行分割。在图像演化过程中,考虑轮廓 C 内外的灰度信息,式(9)改写为

$$\begin{cases} e_1 = c_1 + \omega_1 \cdot (I^2 1_k - 2c_1 I(b * K) + c_1^2 (b^2 * K)) \\ e_2 = c_2 + \omega_2 \cdot (I^2 1_k - 2c_2 I(b * K) + c_2^2 (b^2 * K)) \end{cases} \quad (10)$$

其中

$$\begin{cases} \omega_1 = \frac{c_1}{c_1 + c_2} \\ \omega_2 = \frac{c_2}{c_1 + c_2} \end{cases} \quad (11)$$

为了获得最小化的能量 F ,在每一次迭代过程中,不断更新水平集 ϕ 、轮廓 C 和偏差区域 b ,得到最小化能量 $F(\phi, C, b)$,从而得到偏差修正的图像。更新算法如下所述。

1) 固定 C, b ,则函数 $F(\phi, C, b)$ 就是关于 ϕ 的函数,通过式(2)可以得到最小化的能量函数 $F(\phi, C, b)$,在此过程中, C 中的常数 c_1, c_2 和偏差项通过式(4)进行更新,其中, e_1, e_2 即为式(10)。

2) 固定 ϕ, b ,函数 $E(\phi, C, b)$ 关于 C 的最小化能量更新方式为

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\int (b * K_{\sigma}) IH(\phi) dy}{\int (b^2 * K_{\sigma}) H(\phi) dy} \\ c_2 = \frac{\int (b * K_{\sigma}) I(1 - H(\phi)) dy}{\int (b^2 * K_{\sigma}) (1 - H(\phi)) dy} \end{cases} \quad (12)$$

3) 固定 ϕ , 函数 $E(\phi, C, b)$ 关于 b 的最小化能量更新方式为

$$\hat{b} = \frac{(IJ^{(1)}) * K_{\sigma}}{J^{(2)} * K_{\sigma}} \quad (13)$$

式中: $J^{(1)} = \sum_{i=1}^N c_i u_i; J^{(2)} = \sum_{i=1}^N c_i^2 u_i$.

3 实验结果及分析

仿真实验说明, 本文提出的结合全局和局部灰度不均匀信息水平集演化过程, 能更好地对全局图像进行分割。硬件测试平台如下: 实验环境为 Window7, Intel(R) Core(TM) i7-3770, CPU 为 3.40 GHz, RAM8.00G, 64 位操作系统。参数选择: $u = 0.5, v = 0.001 \times 255^2, \varepsilon = 1$, 时间步长 $\Delta t = 0.1$ s, 本文实验结果设置的迭代次数为 10 次。

3.1 本文算法流程

1) 当 $t = 0$ 时, 初始化 ϕ , 即

$$\phi(x, t = 0) = \begin{cases} -1 & x \in \Omega_0 - \rho\Omega_0 \\ 0 & x \in \rho\Omega_0 \\ 1 & x \in \Omega - \Omega_0 \end{cases} \quad (14)$$

式中: Ω_0 为图像区域 Ω 的子集; $\rho\Omega_0$ 为子区域 Ω_0 的边界。

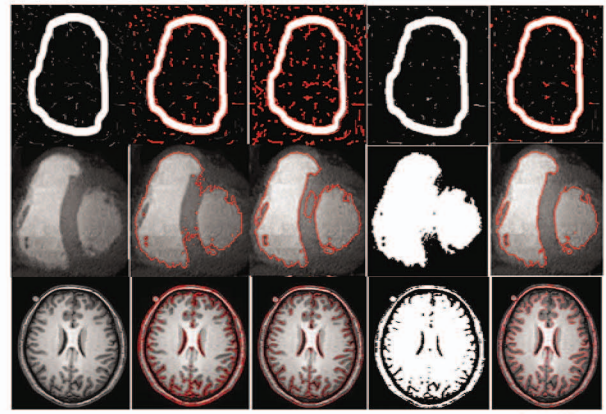
2) 根据式(7)、式(12)、式(13)更新 ϕ, C, b , 得到最小化能量函数 $F(\phi, C, b)$ 。

3) $\phi^{n+1} = \phi^n + \Delta t \cdot \Delta \phi^n$, 其中, Δt 为迭代的时间步长。

4) 判断方程的演化是否停止, 如果没有停止, 返回 2); 否则, 结束。

3.2 几种图像分割算法的对比

利用 C-V 算法、改进的 LBF 算法、阈值分割算法和本文提出的新算法, 对 3 幅图像进行仿真。分割结果如图 1 所示。图中: 第 1 行为噪声圈图像, 第 2 行为 MRI 心脏图像, 第 3 行为 MRI 大脑图像。图 1a ~ 图 1e 依次是原始图像、C-V 算法分割结果、改进的 LBF 算法分割结果、阈值分割算法分割结果和本文算法的分割结果。



a 原始图像 b C-V 算法 c 改进的 LBF 算法 d 阈值分割算法 e 本文算法

图 1 各种算法实验结果对比

Fig. 1 Experimental result of different algorithms

通过对以上不同算法的分割结果对比可以看出, 阈值分割算法虽然可以对大部分图像进行有效分割, 但并不能适应所有的图像; 在相同初始化边界的条件下, 原始的 C-V 算法和改进的 LBF 算法分割效果均没有本文算法分割效果好, 本文算法能够对图像的全局进行分割, 而其他算法则会分割出很多子区域。对“噪声圈”图像的分割可以看出, 4 种算法都能够将目标分割出来, 但是原始 C-V 算法、改进的 LBF 模型以及阈值分割算法同时会将更多的噪声作为目标分割出来, 而本文算法却很少分割出噪声, 能抵抗噪声的干扰, 有效地分割出目标; 对“MRI 心脏”图像的分割, 本文算法能将不同心室完整分割, 其他 3 种算法分割效果不理想; 对“MRI 大脑”图像的分割, C-V 算法、改进的 LBF 算法和阈值分割算法仅分割出大脑外部轮廓, 而本文算法对大脑内部细节的分割效果明显优于其他算法。

4 种图像分割算法迭代次数和时间消耗的对比如表 1 所示。表 1 说明, 在迭代次数和时间消耗上, 由于本文算法只是改变了 e_1, e_2 , 与改进的 LBF 算法相比并没有太大的差异, 而这两种算法与 C-V 算法和阈值分割算法相比, 不仅在分割效果上有了改善, 而且在迭代次数和时间开销上也有了很大提高。

表 1 4 种图像分割算法迭代次数和时间消耗的对比表

Table 1 Iterations and time costs of the four algorithms

图像	CV 算法		改进的 LBF 算法		阈值分割算法		本文算法	
	迭代次数	时间/s	迭代次数	时间/s	迭代次数	时间/s	迭代次数	时间/s
噪声圈	1000	40.71	10	11.95	255	1.09	10	11.07
MRI 心脏	1000	1.634	10	1.002	255	0.16	10	0.914
MRI 大脑	1000	3.024	10	1.352	255	1.20	10	1.128

4 结论

本文在原有基于水平集图像分割基础上, 通过将轮廓内外局部与全局信息自适应拟合, 对灰度不均匀

图像得到了较好的全局分割效果, 并且对含有噪声图像的分割也具有很好的鲁棒性。本文算法不仅可以运用于自然图像分割, 也可应用于 SAR 图像和医学图像等的分割。除了噪声对图像的干扰外, 图像的信息还

会受到目标遮挡、信息丢失等因素的干扰,该情况下,仅依靠图像的底层信息对图像进行分割,并不能得到好的分割效果。在复杂背景下,如何利用图像的先验信息和底层数据,以及用什么样的数值分析算法进行图像分割,是下一步的研究方向。

参 考 文 献

[1] VOVK U, PERNUS F, LIKAR B. A review of methods for correction of intensity inhomogeneity in MRI [J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2007, 26(3):405-421.

[2] MA H R, CHENG X W. Automatic image segmentation with PCNN algorithm based on grayscale correlation [J]. International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition, 2014, 7(5):249-258.

[3] XIONG T S, YI Z, ZHANG L. Grayscale image segmentation by spatially variant mixture model with student's *t*-distribution [J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 72(1):167-189.

[4] 孟卫华,向静波. 基于相位信息的目标分割算法 [J]. 电光与控制, 2014, 21(3):15-17. (MENG W H, XIANG J B. Image segmentation algorithm based on phase information [J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(3):15-17.)

[5] JIANG M, MAASS P, PAGE T. Regularizing properties of the Mumford-Shah functional for imaging application [J]. Inverse Problem, 2014, 30(3):1941-1946.

[6] 徐东,彭真明. 基于 C-V 模型的改进快速水平集图像分割法 [J]. 强激光与粒子束, 2012, 24(12):2817-2821. (XU D, PENG Z M. Improved image segmentation method based on fast level set and C-V model [J]. High Power Laser and Particle Beams, 2012, 24(12):2817-2821.)

[7] LI C, KAO C, GORE J, et al. Minimization of region-scala-

ble fitting energy for image segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10):1940-1949.

[8] LI C M, XU C Y, GUI C F, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation [C] // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Diego, 2005:430-436.

[9] 王顺凤,阮晶,王宇. 基于改进的 LBF 模型的图像分割 [J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(2):25-27. (WANG S F, RUAN J, WANG Y. Image segmentation based on improved LBF model [J]. Computer Applications and Software, 2011, 28(2):25-27.)

[10] LI C M, HUANG R, DING Z H, et al. A level set method for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities with application to MRI [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2011, 20(7):2007-2016.

[11] RESKA D, BOLDAK C, KRETOWSKI M. A texture-based energy for active contour image segmentation [J]. Image Processing & Communications Challenges, 2015, 313:187-194.

[12] 何瑞英. 含边缘信息的 C-V 模型 [J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(18):181-186. (HE R Y. C-V model containing edge information [J]. Computer Engineering and Applications, 2012, 48(18):181-186.)

[13] CUI W C, WANG Y, FAN Y Y, et al. Localized FCM clustering with spatial information for medical image segmentation and bias field estimation [J]. International Journal of Biomedical Imaging, 2013. doi:10.1155/2013/930301.

[14] VASILEVSKIY A, SIDDIQI K. Flux-maximizing geometric flows [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2002, 24(12):1565-1578.

