

doi:10.3969/j.issn.2095-0411.2019.02.011

# 基于活动轮廓模型的图像分割改进算法

陈树越,李 颖,刘佳槟,朱 军,黄 萍

(常州大学 信息科学与工程学院,江苏 常州 213164)

**摘要:**针对 CV(Chan-Vese)模型对低对比度和灰度不均匀图像难以分割,以及 LGIF(Local and Global Intensity Fitting)模型初始轮廓曲线位置影响分割速度的问题,提出了一种在 LGIF 活动轮廓模型的能量泛函中添加图像聚类信息的 K-LGIF(K-means-Local and Global Intensity Fitting)模型,其使用被提取图像的轮廓作为初始轮廓,不同于已有算法使用规则的图形作为模型的初始轮廓。实验结果表明,所给出的算法不仅能保证图像分割效果,而且能够减少迭代次数、缩短图像分割时间,所给出的算法模型分别比 CV,LBF,LGIF 模型的运算效率提高了 9.22 倍、2.46 倍和 1.42 倍。

**关键词:**LGIF 模型;K-means 聚类;图像分割;活动轮廓;Micro-CT

**中图分类号:**TP 391.41

**文献标志码:**A

**文章编号:**2095-0411(2019)02-0082-06

## Improved Algorithm of Image Segmentation Based on Active Contour Model

CHEN Shuyue, LI Ying, LIU Jiabin, ZHU Jun, HUANG Ping

(School of Information Science and Engineering, Changzhou University, Changzhou 213164, China)

**Abstract:** To solve the problems of CV model for low-contrast and non-uniform gray image segmentation and the location of the initial contour curves which affect the speed of segmentation, K-LGIF(K-means-Local and Global Intensity Fitting) model were proposed. K-LGIF model improves LGIF model through adding the clustering information in the energy function and using the contour of the extracted image as the initial contour, which is unlike the existing method using the regular pattern as the initial contour of the model. The experimental results show that the presented algorithm can not only enhance the segmental quality, but also increase the speed of segmentation to reduce the segmentation time effectively. The average efficiency of image segmentation by means of K-LGIF model is increased by 12.48, 2.78, 0.56 times relative to CV, LBF and LGIF model respectively.

**收稿日期:**2018-11-04。

**基金项目:**江苏省高等学校大学生创新创业训练计划(201610292023Z);江苏省产学研前瞻性联合研究项目(BY2015027-24)。

**作者简介:**陈树越(1963—),男,河北定州人,博士,教授。E-mail: chensy@cczu.edu.cn

**引用本文:**陈树越,李颖,刘佳槟,等. 基于活动轮廓模型的图像分割改进算法[J]. 常州大学学报(自然科学版), 2019,31(2):82-87.

**Key words:** LGIF model; K-means cluster; image segment; active contour; micro-CT

近年来,活动轮廓模型算法广泛应用于图像分割领域,利用平滑和封闭的轮廓线覆盖亚像素的边缘是活动轮廓模型的主要思想,活动轮廓模型的能量泛函最小化可得到精确的分割目标。

Mumford 和 Shah 模型<sup>[1]</sup>最先利用能量泛函最小化法处理图像分割问题,但由于局部陷入最小值是该模型的一大缺点,所以在求解过程中比较困难。Chan 和 Vese 通过隐式模型简化 Mumford-Shah 模型,建立了分段常值的两相图像分割的 CV 模型<sup>[2]</sup>,该模型将所分割的图像看作背景和目标两部分,利用目标与背景的平均灰度值的差异和演化过程中曲线的自动更改拓扑结构的方法对图像进行分割,该方法能够有效地分割出强度均匀和噪声不大的图像。但与此同时,对于医学图像中灰度不均匀的图像的分割,利用 CV 算法分割效果的不明显。Li Chunming<sup>[3-4]</sup>等提出引用高斯核函数的观点,并将该函数作为核函数的局部二值拟合能量的局部二值拟合模型(LBF),解决了 CV 模型不能很好获得图像局部信息的缺点。Li Wang 等<sup>[5]</sup>结合 CV 模型和 LBF 模型的优点提出了 LGIF 模型,该活动轮廓模型是全局区域信息和局部区域信息几何活动轮廓模型。Li Wang 等提出的模型对对比度低的图像的分割和噪声的鲁棒性问题有了很大的改善。Li Min 等提出了基于聚类信息的 CV-GAC 活动轮廓图像分割模型<sup>[6]</sup>,实现水平集函数的自动初始化,根据其聚类信息模板系数项,规范活动轮廓的演化,并有效提高了模型的分割效率。

本文考虑到 LGIF 模型分割速度问题,在分割图像前,利用 K-means 聚类获取图像信息初步得到模型的初始活动轮廓线来减少迭代次数,加快活动轮廓收敛速度,从而提高模型分割效率。针对背景不均匀和对比度低图像不易分割的特点,在实验中选择了小鼠股骨 Micro-CT<sup>[7]</sup>切片图像作算法对比实验。

## 1 活动轮廓提取模型

### 1.1 分段常数模型

Chan 和 Vese 利用 Euler-Lagrange 求解方法简化了 Mumford-Shah<sup>[2]</sup>提出的模型,提出了分段常数 CV 模型。该模型通过获取图像的区域信息,使用变分水平集法,使能量泛函最小化实现图像分割的轮廓线  $C$  演化结果。定义能量泛函

$$E_1(c_1, c_2, C) = \mu A(C) + \nu L(C) + \lambda_1 \int_{c''} |I(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{c'} |I(x, y) - c_2|^2 dx dy \quad (1)$$

式中:  $\mu \geq 0$ ,  $\nu \geq 0$ ,  $\lambda_1, \lambda_2 > 0$  均为权重系数;  $\nu L(C)$  为轮廓线长度项; 轮廓线  $C$  的外部区域表示为  $c''$ ; 内部区域表示为  $c'$ ; 其对应的灰度平均值分别为  $c_1, c_2$ ;  $\mu A(C)$  为面积项。该能量泛函的前两项为面积和长度的约束项,只有当轮廓线  $C$  演化到正确位置,上述能量泛函(1)才能达到最小值。

### 1.2 LBF 模型

LBF 模型<sup>[8]</sup>是一种利用局部信息来拟合函数处理对比度比较低的图像,该模型的目的是为了能使能量泛函达到最小值,即使得曲线  $C$  在演化过程中更加趋向于目标的轮廓边缘。定义能量泛函

$$E_2(f_1, f_2, C) = \lambda_1 \int \left[ \int_{c''} K_\sigma(x - y) |I(y) - f_1(x)|^2 dy \right] dx + \lambda_2 \int \left[ \int_{c'} K_\sigma(x - y) |I(y) - f_2(x)|^2 dy \right] dx + \nu L(C) \quad (2)$$

式中:  $K_\sigma$  为高斯核函数,参数  $\sigma$  决定领域的范围大小;  $f_1, f_2$  为点  $x$  的局部高斯拟合值;  $\nu \geq 0$ ,  $\lambda_1, \lambda_2 > 0$  为权重系数。能量最小化可以转变为一个水平集演化方程的求解。

### 1.3 K-LGIF 模型

LGIF 模型结合了 CV 模型和 LBF 模型的优点,能有效地分割对比度不均匀的图像,并可减弱噪声对图像分割的影响。但一般模型的初始轮廓线  $C$  是一个规则的图形,如矩形、三角形等,致使水平集演化速度有所提高和改善。针对上述不足之处,提出将 K-means 聚类信息加入 LGIF 模型中的方法,实验证明该改进之处有效地加快了模型活动轮廓演化的收敛速度。为避免活动轮廓线初始化,在 LGIF 模型中添加惩罚项,在水平集方法中给定水平集函数:  $\Omega \rightarrow \mathbf{R}$ ,点  $x \in \Omega$ ,轮廓线  $C \in \mathbf{R}$ ,定义能量泛函

$$E(c_1, c_2, f_1, f_2, \varphi) = (1 - \omega) \left\{ \lambda_1 \int_{\Omega} \left[ \int_{C'} K_{\sigma}(x - y) |I(y) - f_1(x)|^2 H_{\epsilon}(\varphi(y)) dy \right] dx + \right. \\ \left. \lambda_2 \int_{\Omega} \left[ \int_{C'} K_{\sigma}(x - y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H_{\epsilon}(\varphi(y))) dy \right] dx \right\} + \omega \left[ \lambda_1 \int_{C'} F \cdot |I(x) - c_1|^2 H_{\epsilon}(\varphi(x)) dx + \right. \\ \left. \lambda_2 \int_{C'} F \cdot |I(x) - c_2|^2 (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x))) dx \right] + \mu |\varphi| + \nu |\varphi| \quad (3)$$

式中:  $\varphi$  为水平集函数;  $\omega$  ( $0 \leq \omega \leq 1$ ) 为权重参数;  $\mu, \nu \geq 0$ ;  $F$  为聚类模板系数。处理 Micro-CT 医学切片图像时,图像的大小与聚类模板的大小相等,再根据聚类所定义的模板,图像中目标位置所在的区域部分为 1,背景所在的区域部分为 0,初步获得基于聚类信息的图像的水平集初始曲线。而不同于以往规则的水平集初始曲线。K-LGIF 模型不但有效地增强了 Micro-CT 医学图像对比度比较低的部分的分割,还提高了图像目标部分分割的识别效率。 $H_{\epsilon}(\varphi)$  为正则化的 Heaviside 函数,表达式为:

$$H_{\epsilon}(\varphi) = \frac{1}{2} \left[ 1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{\varphi}{\epsilon}\right) \right] \quad (4)$$

$$\delta_{\epsilon}(\varphi) = H'_{\epsilon}(\varphi) = \frac{1}{\pi} \frac{\epsilon}{\epsilon^2 + \varphi^2} \quad (5)$$

固定水平集函数  $\varphi$  后,  $c_1, c_2, f_1, f_2$  用变分法最小化能量泛函(3),可得 Euler-Lagrange 方程:

$$\int K_{\sigma}(x - y) (I(y) - f_1(x)) H_{\epsilon}(\varphi(y)) dy = 0 \quad (6)$$

$$\int K_{\sigma}(x - y) (I(y) - f_2(x)) (1 - H_{\epsilon}(\varphi(y))) dy = 0 \quad (7)$$

$$\int F \cdot (I(x) - c_1) H_{\epsilon}(\varphi(x)) dx = 0 \quad (8)$$

$$\int F \cdot (I(x) - c_2) (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x))) dx = 0 \quad (9)$$

进而可得:

$$f_1 = \frac{K_{\sigma}(x) \cdot [H_{\epsilon}(\varphi(x)) I(x)]}{K_{\sigma}(x) \cdot H_{\epsilon}(\varphi(x))} \quad (10)$$

$$f_2 = \frac{K_{\sigma}(x) \cdot [(1 - H_{\epsilon}(\varphi(x))) I(x)]}{K_{\sigma}(x) \cdot (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x)))} \quad (11)$$

$$c_1 = \frac{\int F \cdot I(x) H_{\epsilon}(\varphi(x)) dx}{\int H_{\epsilon}(\varphi(x)) dx} \quad (12)$$

$$c_2 = \frac{\int F \cdot I(x) (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x))) dx}{\int (1 - H_{\epsilon}(\varphi(x))) dx} \quad (13)$$

从式(10)和式(11)中可看出,  $f_1, f_2$  均为泛函中的局部量,在图像中,点  $x$  的局部领域范围内的加权灰度平均值分别为  $f_1, f_2$ ,所以对于强度分布不均匀的图像的分割,局部二值拟合模型有较好的分割

效果。式(12)和式(13)中,  $c_1, c_2$  均为添加聚类信息的能量泛函中的全局量, 获取全局最优的图像分割结果。聚类信息的加入, 使分割速度有所提高。当图像出现过度分割现象时,  $\omega$  的值应该取较大的值, 使得 LGIF 模型趋向于 GIF 模型分割图像; 当图像的目标是背景灰度不均匀时,  $\omega$  应该取较小的值, 使得 LGIF 模型趋向于 LIF 模型分割图像。

2 实验结果与分析

本实验在 Windows 7 4.00 GB RAM PC, Matlab R2012b 的环境下仿真测试, 实验对象仿真图像和 Micro-CT 小鼠股骨切片图像, 图 1、图 2 和图 3 为 CV, LBF, LGIF 和 K-LGIF 模型分割对比实验分割结果。

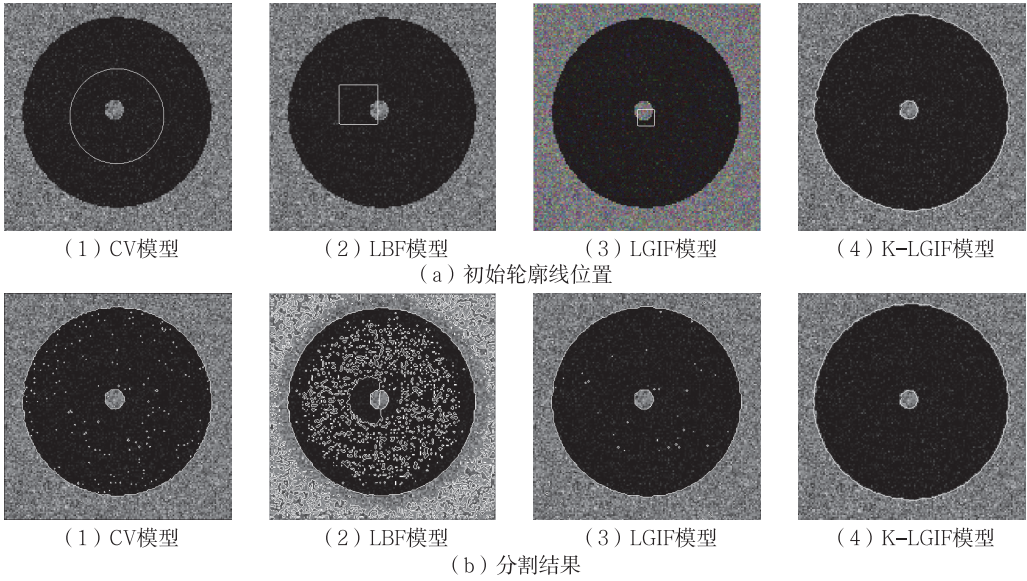


图 1 含噪声孔洞图像

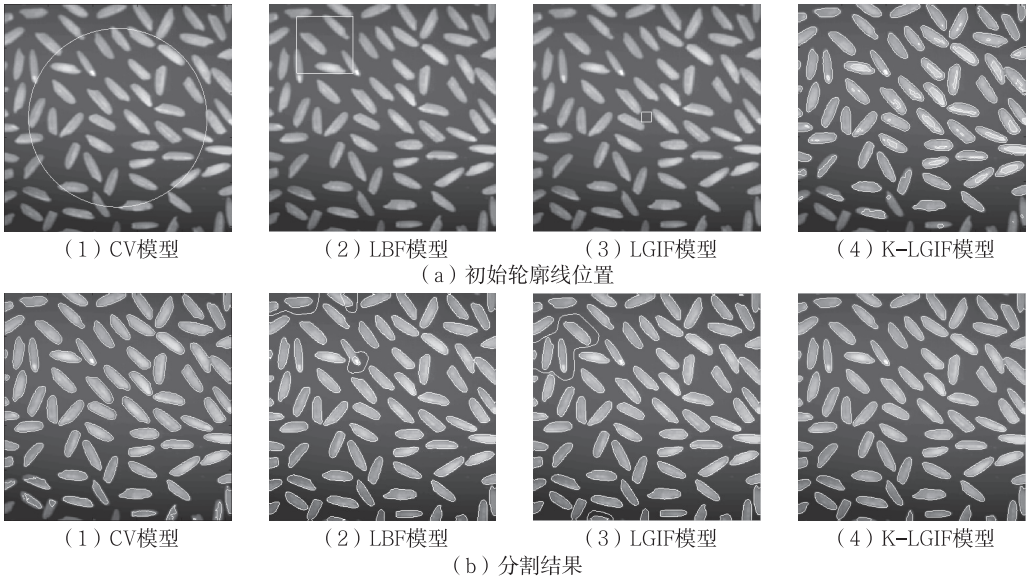


图 2 多目标米粒图像

从图 1(a)和图 2(a)中初始轮廓角度可以看出, CV 模型、LBF 模型、LGIF 模型的初始轮廓线



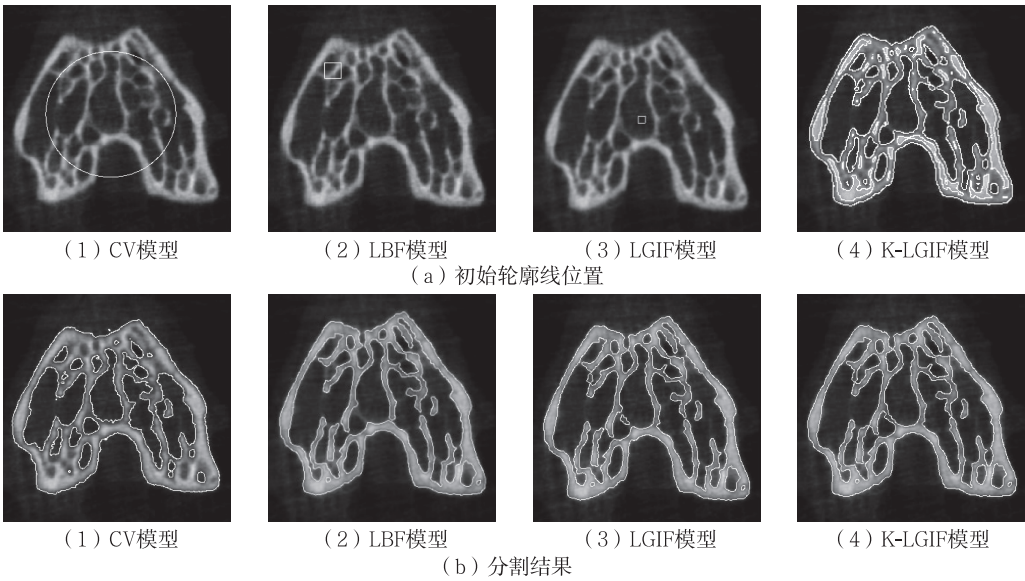


图3 Micro-CT小鼠股骨切片图像分割

都是规则的圆形或者矩形等形状,而 K-LGIF 模型初始轮廓线更加接近目标,减少了迭代次数,从而加快了图像的分割速度。从图 1(b)和图 2(b)中的分割效果来看,K-LGIF 模型较 CV 模和 LBF 模型均有所改善,分割耗时对比见表 1。可以得到本文 K-LGIF 模型相对 CV 模型、LBF 模型和 LGIF 模型对仿真实验图像运算速度分别提高了 5.96 倍、2.14 倍和 2.27 倍。

表1 不同模型对 Micro-CT 图像分割效率对比

图像	图像信息	CV 模型	LBF 模型	LGIF 模型	K-LGIF 模型
图 1	图像大小/pixel	145×145	145×145	145×145	145×145
	迭代次数/次	100	250	100	40
	运行时间/s	9.18	35.76	72.68	29.61
	K-LGIF 模型相对提高效率/倍	—0.69	0.21	1.46	0.00
图 2	图像大小/pixel	256×256	256×256	256×256	256×256
	迭代次数/次	3500	250	20	5
	运行时间/s	118.35	44.09	35.63	8.70
	K-LGIF 模型相对提高效率/倍	12.60	4.07	3.09	0.00

从对比实验分割效果来看,CV 和 LBF 模型均不能将图像中的目标完整地背景中分离出来,LBF 模型对灰度不均匀的图像分割效果胜于 CV 模型,而 LGIF 和 K-LGIF 模型能较准确分割出小鼠股骨骨小梁,且后者对图像效果有一定改善。表 2 为不同模型运算效率对比,从运算效率来看,本文 K-LGIF 模型用时最短,分别比 CV,LBF,LGIF 模型效率提高了 12.48 倍、2.78 倍和 0.56 倍,可见 K-LGIF 不仅能够保证低对比度图像的分割效果,且能够有效提高运算效率。实验结果表明,图 1 与图 2 的通过 K-LGIF 模型能够较好地分割出目标,但由于小鼠股骨图像的复杂性,图 3(b)的第(4)幅图中极少部分的骨小梁通过 K-LGIF 模型不能够完整的被分割出,这也是本算法的不足之处。

表2 不同模型对 Micro-CT 图像分割效率对比

图像信息	CV 模型	LBF 模型	LGIF 模型	K-LGIF 模型
图像大小/pixel	764×764	764×764	764×764	764×764
迭代次数/次	4000	200	80	50
运行时间/s	323.10	90.68	37.36	23.97
K-LGIF 模型相对提高效率/倍	12.48	2.78	0.56	0.00

在对算法分割效果评价中,采用错误率评价,其定义为

$$\delta = \frac{|L_1 - L_0|}{L_0} \quad (14)$$

式中: $L_1$  为被测图像轮廓线长度; $L_0$  为真实轮廓线长度。真实轮廓线的提取采用手动的方式获得。

对图 1、图 2 和图 3 中所采用的不同算法进行分割效果评价,得到表 3 所示的错误率结果。由表 3 可知,相比其他 3 种模型,K-LGIF 模型准确率更高。

表 3 不同模型对图像分割错误率对比

图像	错误率 / %			
	CV 模型	LBF 模型	LGIF 模型	K-LGIF 模型
图 1	77.154	98.945	32.541	1.153
图 2	40.254	70.293	72.847	1.620
图 3	70.154	28.259	13.264	5.268

### 3 结 论

所给出的 K-LGIF 模型克服了 CV 模型、LBF 模型、LGIF 模型初始轮廓为标准几何图形的缺点,K-LGIF 模型结合 CV 模型和 LBF 模型优点,对分割灰度不均匀的 Micro-CT 医学切片图像具有较好的效果,结合聚类信息后的 LGIF 模型通过加入聚类模板后,其初始轮廓线能够初步识别图像中的目标轮廓,提高了 LGIF 模型运行速度,K-LGIF 模型还改善了 LGIF 模型对低对比度图像的分割效果。K-LGIF 模型对于仿真图像和 Micro-CT 医学图像分割效率相对 CV 模型、LBF 模型和 LGIF 模型分别平均提高了 9.22 倍、2.46 倍和 1.42 倍。K-LGIF 模型如何更好地改进复杂图像的分割效果尚需进一步研究。

### 参考文献:

- [1] SASHIDA S, OKABE Y, LEE H K. Comparison of multi-label graph cuts method and Monte Carlo simulation with block-spin transformation for the piecewise constant Mumford-Shah segmentation model[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2014, 119: 15-26.
- [2] 张芹, 侯德文. 一种结合区域梯度的自适应 CV 模型[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(3): 214-216.
- [3] LI C, KAO C Y, GORE J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Washington D C: IEEE Computer Society, 2007: 1-7.
- [4] LI C, XU C. Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19(12): 590-622.
- [5] LI W. Active contours driven by local and global intensity fitting energy with application to brain MR image segmentation[J]. Computer Medical Imaging and Graphics, 2009, 33: 520-531.
- [6] 李敏, 梁久祯, 廖翠苹. 基于聚类信息的活动轮廓图像分割模型[J]. 模式识别与人工智能, 2015, 28(7): 665-672.
- [7] PETER Z, BOUSSON V, BERGOT C. A constrained region growing approach based on watershed for the segmentation of low contrast structures in bone micro-CT images[J]. Pattern Recognition, 2008, 41: 2358-2368.
- [8] 欧文杰, 范立南, 孙申申. 基于形状约束的 LBF 模型的水平集分割[J]. 计算机应用与软件, 2014, 31(11): 204-206.

(责任编辑:李艳)