

一种改进的 C - V 主动轮廓模型

张 洋, 唐克伦, 刘 琰, 白晓莉, 刘继鹏

(四川理工学院机械工程学院, 四川 自贡 643000)

摘 要:针对 C - V(Chan - Vese)模型不能较好分割灰度不均匀图像的缺点,对 C - V 模型能量方程进行改进。将图像的局部灰度拟合信息融入到面积项中,使分割兼顾了图像的全局和局部信息,同时加入惩罚能量项来约束水平集函数逼近符号距离函数,避免模型重新初始化。对灰度不均匀图像分割的实验结果表明,该模型优于 C - V 模型。

关键词:图像分割;主动轮廓模型;C - V 模型;灰度不均

中图分类号:TP751.1

文献标志码:A

引 言

主动轮廓模型是一种基于曲率演化的模型,自从提出以来广泛运用于图像分割、视觉跟踪和机器视觉。模型的主要原理是定义在图像区域内的一条能量曲线朝着目标边界演化直到能量最小化。能量方程由内部能量项、图像能量项和特殊约束项组成。基于水平集方法的几何活动轮廓模型可以处理拓扑结构变化的图像,得到了广泛应用。

测地主动轮廓模型(Geodesic Active Contour)的主要思想是将边缘检测转化为曲线加权长度的最小化^[1]。该方法能量方程简单,但对噪声敏感。Mumford - Shah 模型通过能量函数优化的方法进行图像分割,不需要依赖分割图像区域的任何先验知识^[2]。C - V 模型是 Chan 和 Vese 提出的一种基于区域的模型^[3]。该模型能有效分割区域内灰度均匀的图像,对初始轮廓不敏感,对含噪声图像具有一定的鲁棒性。针对 C - V 主动轮廓模型不能自适应地分割非匀质图像问题,提出利用图像的局部灰度信息演化主动轮廓曲线,重新定义图像分割

能量函数,并引进 Li 模型^[4]的惩罚能量项,避免符号距离函数重新初始化。

1 C - V 模型简介

Chan 和 Vese^[5]等人基于图像只有目标和背景两类分片光滑区域假设,提出了无梯度主动轮廓模型水平集算法(简称 C - V 模型)。设定义域为 Ω 的图像 $I(x, y)$ 被闭合边界 C 划分为目标 Ω_1 (C 的内部)和 Ω_2 (C 的外部)两个同质区域,各个区域的灰度均值为 c_1 和 c_2 。设 Φ 是根据闭合轮廓线 C 构造的水平集函数,并设 Φ 为内正外负的符号距离函数,即:当 $(x, y) \in \Omega_1$ 时, $\Phi > 0$, 当 $(x, y) \in \Omega_2$ 时, $\Phi < 0$, 当 $(x, y) \in C$ 时, $\Phi = 0$, 则 C - V 模型能量方程的水平集方法表达式为^[6]:

$$E(C, c_1, c_2) = \alpha \int_{\Omega} \delta(\Phi) |\nabla H(\Phi)| dx dy + \beta \int_{\Omega} H(\Phi) dx dy + \lambda_1 \int_{\text{inside}(C)} |I(x, y) - c_1|^2 H(\Phi) dx dy + \lambda_2 \int_{\text{outside}(C)} |I(x, y) - c_2|^2 [1 - H(\Phi)] dx dy$$

式中,第一项表示闭合轮廓线 C 的长度,第二项表示 C 的内部区域面积, $\alpha, \beta \geq 0$, $\lambda_1, \lambda_2 > 0$, 为各个能量项权

收稿日期:2014-01-14

基金项目:四川省教育厅项目(13ZB0141)

作者简介:张 洋(1988-),男,湖北襄阳人,硕士生,主要从事计算机图像处理方面的研究,(E-mail)infi_zhy@163.com

重系数, $\delta(\Phi)$ 表示 Dirac 函数。由上式可以看出, 当闭合轮廓线 C 位于两同质区域边界时, 能量方程取极小值。其中:

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\int_{inside(C)} I(x,y)H(\Phi) dx dy}{\int_{inside(C)} H(\Phi) dx dy} \\ c_2 = \frac{\int_{outside(C)} I(x,y)(1-H(\Phi)) dx dy}{\int_{outside(C)} (1-H(\Phi)) dx dy} \end{cases} \quad (1)$$

$H(\Phi)$ 表示 Heaviside 函数。在实际计算中, 将 Heaviside 函数和 Dirac 函数规则化为^[7]:

$$H_\varepsilon(\Phi) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \frac{\Phi}{\varepsilon} \right) \quad (2)$$

$$\delta_\varepsilon(\Phi) = \frac{\varepsilon}{\pi} (\varepsilon^2 + \Phi^2)^{-2}, \varepsilon \text{ 为常数} \quad (3)$$

2 改进的 C-V 模型

C-V 模型的能量泛函利用图像的全局信息, 具有全局优化特性, 对初始轮廓线位置不敏感, 但其对多灰度级目标的非匀质图像分割效果不理想。本文将图像的局部灰度拟合统计信息引入到能量泛函中, 并引入惩罚能量项, 改进后的模型能较好的分割灰度不均一的图像, 并且无需在每次计算后对符号距离函数初始化。

2.1 能量泛函的改进

在分割灰度不均图像时, 区域 Ω_1 和 Ω_2 的亮度分布可能发生重叠, 导致 c_1 和 c_2 的值无法准确计算, 使得 C-V 模型的分割效果不理想。因此, 将局部图像信息嵌入到 C-V 模型能量泛函中的面积项中, 使其可以较好的处理灰度不均图像。

构造一包含图像全局信息和局部灰度拟合统计信息的全局指示函数 $g(x,y)$:

$$g(x,y) = I(x,y) - \frac{\mu_a + \mu_b}{2} \quad (4)$$

式中, $I(x,y)$ 表示待分割图像, μ_a, μ_b 分别表示点 (x,y) 处一局部窗口与演化曲线内、外交集的区域灰度拟合值^[8-9]。

$$\begin{cases} \mu_a(x,y) = \frac{G_\sigma * [H(\Phi)I(x,y)]}{G_\sigma * H(\Phi)} \\ \mu_b(x,y) = \frac{G_\sigma * [(1-H(\Phi))I(x,y)]}{G_\sigma * [1-H(\Phi)]} \end{cases} \quad (5)$$

$G_\sigma(x,y)$ 为高斯核函数, σ 为常数:

$$G_\sigma(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}} \quad (6)$$

则本文改进后的轮廓线 C 内部区域面积项定义如下:

$$E^{Area} = \int_\Omega g(x,y)H(\Phi) dx dy \quad (7)$$

为了避免符号距离函数 Φ 每次更新后需要重新初始化, 在能量泛函中增加一项符号距离保持项(惩罚能量项):

$$P(\Phi) = \int_\Omega \frac{(|\nabla\Phi| - 1)^2}{2} dx dy \quad (8)$$

本文构造的能量泛函的水平集形式为:

$$\begin{aligned} E = & \lambda_1 \int_{inside(c)} |I(x,y) - c_1|^2 H(\Phi) dx dy + \\ & \lambda_2 \int_{outside(c)} |I(x,y) - c_2|^2 [1 - H(\Phi)] dx dy + \\ & \alpha \int_\Omega \delta(\Phi) |\nabla H(\Phi)| dx dy + \beta \int_\Omega g(x,y)H(\Phi) dx dy + \\ & \gamma \int_\Omega \frac{(|\nabla\Phi| - 1)^2}{2} dx dy \end{aligned} \quad (9)$$

改进后的模型面积项中包含图像的全局和局部信息, 增强了模型对轮廓线远离目标边界的约束, 可使轮廓线继续演化并收敛到目标边界。当轮廓线逼近目标边界时, 面积项的约束作用减弱, 轮廓线由拟合能量项控制演化, 得到全局最优分割结果。

2.2 能量泛函的求解

应用 Level-set 方法, 根据初始轮廓线 $C(x,y,0)$ 构造符号距离函数, 并将其设为初始水平集函数 Φ_0 , 由变分原理, 可推导出式(8)的 Euler 表达式:

$$\begin{cases} \partial\Phi/\partial t = \delta_\varepsilon(\Phi) [\alpha \cdot \nabla(\nabla\Phi/|\nabla\Phi|) - \\ \beta \cdot (I - (\mu_a + \mu_b)/2) - \\ \lambda_1 \cdot (I - c_1)^2 + \lambda_2 \cdot (I - c_2)^2] + \\ \gamma \cdot \nabla(\nabla\Phi - \nabla\Phi/|\nabla\Phi|) \\ \Phi(x,y,0) = \Phi_0(x,y) \end{cases} \quad (10)$$

利用 Taylor 公式, 将上述偏微分方程展开, 得到离散化表示形式:

$$\begin{aligned} \frac{\Phi^{n+1} - \Phi^n}{\Delta t} = & \delta_\varepsilon(\Phi^n) \cdot [\alpha \cdot \nabla \left(\frac{\nabla\Phi^n}{|\nabla\Phi^n|} \right) - \\ & \beta \left(I - \frac{\mu_a + \mu_b}{2} \right) - \lambda_1 \cdot (I - c_1)^2 + \\ & \lambda_2 \cdot (I - c_2)^2] + \gamma \cdot \nabla \left(\nabla\Phi^n - \frac{\nabla\Phi^n}{|\nabla\Phi^n|} \right) \end{aligned} \quad (11)$$

2.3 模型分割图像步骤

Step1:初始化 $n=0$,设置初始轮廓线 C ,构造符号距离函数 Φ_0 :

$$\Phi_0(x,y,t=0) = \begin{cases} -\rho, (x,y) \in \Omega_1 \\ 0, (x,y) \in C \\ \rho, (x,y) \in \Omega_2 \end{cases}$$

式中, ρ 为大于零的正整数。

Step2:根据式(1)与式(5)计算 $c_1, c_2, \mu_a(\Phi^n), \mu_b(\Phi^n)$ 。

Step3:利用迭代式(11)计算 Φ^{n+1} 。

Step4:判断迭代是否收敛,如果收敛,转 Step5,如果不收敛,转 Step2。

Step5:更新轮廓线获得分割结果。

3 实验结果与分析

为验证模型的有效性,选取了几幅图片进行轮廓提取实验,并与传统 CV 模型分割结果进行对比。实验的硬件环境为:CPU 主频 3.20 GHz,内存 2.00 GB;软件环境:Windows7 操作系统,实验平台为 MATLAB7.10.0。

模型的参数设置:时间步长 $\Delta t = 0.1, \varepsilon = 1, \alpha = 0.005 * 255 * 255, \beta = 0.3, \gamma = 1, \lambda_1 = \lambda_2 = 1, \sigma = 2$,传统 CV 模型参数中 $\beta = 0$,其余不变。

图 1 是人工合成图像分割实验结果。图 1a 是原始图像,图 1b 是 C-V 模型分割结果,图 1c 是本文模型分割结果。图 1 中两种方法都实现了较好的分割。

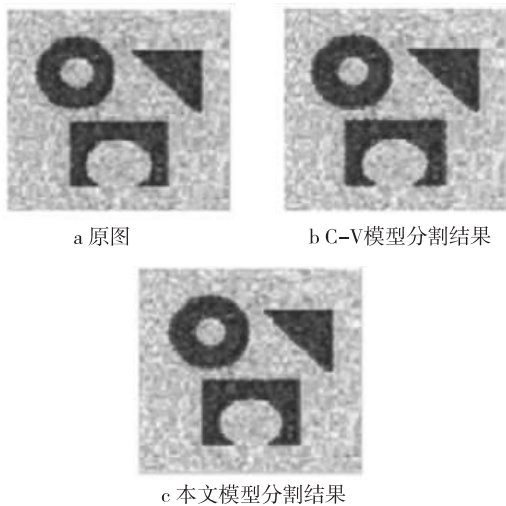


图 1 合成图像的分割

图 2 是对大米图像分割实验结果。图 2a 图中,

由于光照不均等因素造成位于图像边缘的某些米粒处的灰度不均匀,如右下角处的米粒,图 2b 图中 C-V 模型分割结果就没有很好的将其分割出来,图 2c 图中本文模型则准确的将其分割出来了。由此可见,对大米图像的分割实验结果,本文模型要优于 C-V 模型。

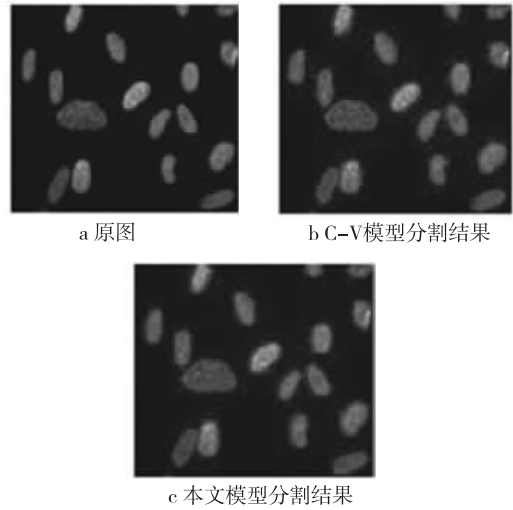


图 2 大米图像的分割

图 3 是对一幅灰度不均图像的分割结果,实验表明,C-V 模型分割结果无法收敛到图像边缘,而本文模型可以得到正确结果。

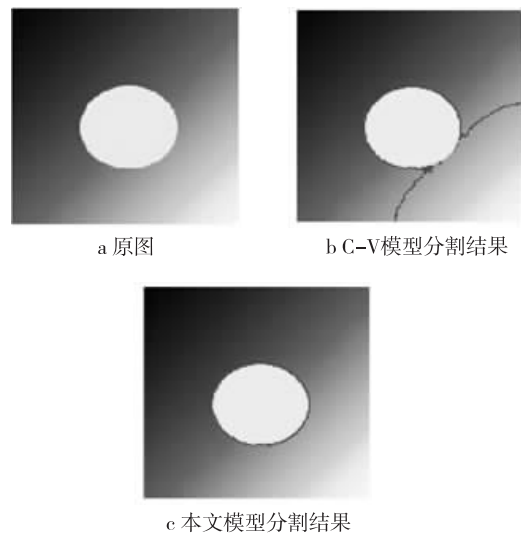


图 3 灰度不均图像的分割

4 结束语

本文通过对 C-V 模型能量方程进行改进,使新模型在利用图像全局信息实现分割的同时,充分利用局部

信息,提高了分割精度。引入惩罚能量项,避免了符号距离函数每次更新后的初始化。本文模型在求解过程中增加了运算量,如何加快模型的演化速度,应作进一步研究。

参考文献:

- [1] Casselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1):61-79.
- [2] Mumford D, Shah J. Optimal approximation by piece-wise smooth functions and associated variational problems[J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5):577-685.
- [3] Chan T, Vese L. Active contours without edges[J]. IEEE 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 International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005, San Diego, June 20-25, 2005:430-434.
- [5] 杨青,何明一.改进 CV 模型的医学图像分割[J].计算机工程与应用,2010,46(17):194-196.
- [6] 钱芸,张英杰.水平集图像分割方法综述[J].中国图象图形学报,2008,13(1):7-12.
- [7] 薛维琴,周志勇,张涛,等.灰度不均的弱边缘血管影像的水平集分割方法[J].软件学报,2012,23(9):2489-2499.
- [8] 王顺风,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.
- [9] 吴继明.基于水平集方法的主动轮廓模型理论研究及其应用[D].广州:华南理工大学,2010.

An Improved Active Contour Model Based on C-V Model

ZHANG Yang, TANG Kelun, LIU Yan, BAI Xiaoli, LIU Jipeng

(School of Mechanical Engineering, Sichuan University of Science & Engineering, Zigong 643000, China)

Abstract: Aiming at the shortcoming of inaccuracy segmentation in non-homogeneous images of C-V (Chan-Vese) model, the energy equation of C-V (Chan-Vese) model is improved. The local gray fitting function is integrated to area term, so that segmentation can balance both global and local information. In addition, the re-initialization can be avoided because the penalty term forces the level set function to be close to a signed distance function. The segmentation experiments for non-homogeneous images demonstrate that the proposed method can get better results than traditional C-V model.

Key words: image segmentation; active contour model; C-V model; gray inhomogeneity