

改进的 ChanVese 活动轮廓模型

赵 宇^a, 吴立竹^b

(四平职业大学 a. 科研处; b. 计算机工程学院, 吉林 四平 136002)

摘要: 针对 ChanVese 模型计算量大和分割时间长的问题, 提出了一种改进的 ChanVese 活动轮廓模型。该模型将水平集规则式融入 ChanVese 模型中, 使水平集函数始终保持在符号距离函数附近, 避免了重新初始化过程, 减少了模型的计算量, 同时改变了水平集函数的初始化函数, 这更有利于新曲线的产生。实验结果表明, 该改进模型具有一定的抗噪性, 收敛速度快, 分割时间少, 且能得到全局最优的分割结果。

关键词: 计算机应用; 图像分割; ChanVese 模型; 重新初始化

中图分类号: TP391

文献标识码: A

Improved ChanVese Active Contour Model

ZHAO Yu^a, WU Li-zhu^b

(a. Scientific Research Department; b. School of Computer Engineering, Siping Professional College, Siping 136002, China)

Abstract: Because the complexity of ChanVese model is expensive and its segmentation time is long, an improved ChanVese active contour model is presented. In the model, a level set regularization term is introduced into ChanVese model, which can force level set function close to a signed distance function so that re-initialization can be avoided, and the complexity of ChanVese model is less expensive, and we also change the function which is set as the initial level set function, so that new contours emerge more easily. Finally the experimental results demonstrate that the improved ChanVese model is robust to noise, converges more quickly, and can achieve global segmentation.

Key words: computer application; image segmentation; ChanVese model; reinitialization

0 引 言

图像分割是图像处理和计算机视觉的基础。活动轮廓模型是目前被人们关注的一种图像分割方法^[1], 最早由 Kass 等^[2]提出, 分为参数活动轮廓模型和几何活动轮廓模型。其中几何活动轮廓模型由于能处理拓扑变化问题, 且对轮廓线捕获范围较大, 因而获得广泛应用。几何活动轮廓模型是基于曲线演化理论和水平集方法^[3]的, 其基本思想是: 把演化曲线隐含地表示为一个更高维函数(水平集函数)的零水平集, 水平集函数在一个演化方程的控制下进行演化, 直到零水平集演化到图像的目标边界为止。

几何活动轮廓模型可以分为两类: 基于边缘的模型^[4-5]和基于区域的模型^[6-9]。其中, 基于边缘的模型利用图像的梯度信息构造边界停止函数, 使轮廓线在目标边界处停止演化, 然而对噪声敏感, 无法对弱边界进行有效分割。ChanVese 模型是 Chan 等^[6]提出的一种基于简化的 Mumford-Shah 模型^[7]的区

收稿日期: 2011-03-16

基金项目: 吉林省自然科学基金资助项目(20080317)

作者简介: 赵宇(1970—), 男, 吉林四平人, 四平职业大学副教授, 主要从事数字图像处理研究, (Tel) 86-434-3304186 (E-mail) weidachuan2010@163.com; 通讯作者: 吴立竹(1971—), 女, 吉林四平人, 四平职业大学副教授, 主要从事数据挖掘研究, (Tel) 86-434-3304468 (E-mail) jilspwlz@163.com。

域最优化活动轮廓模型。该模型能较好地克服噪声的影响,且能对弱边缘进行有效分割。然而为了保持水平集演化的稳定性,水平集函数在演化过程中必须始终保持近似于符号距离函数,因此需要周期性地重新初始化水平集函数,从而增大了模型的计算量,而且 ChanVese 模型无法分割出远离初始轮廓线的目标。

Li 等^[10]提出了一种距离规则化水平集演化,通过一个水平集规则式迫使水平集函数保持在符号距离函数附近,从而避免了重新初始化过程和由此产生的数值误差。笔者通过将水平集规则式和 Chan-Vese 模型相结合,提出了一种改进的 ChanVese 活动轮廓模型,该模型无需进行重新初始化过程,大大缩小了图像的分割时间,而且能有效分割出远离初始轮廓线的目标,得到全局最优的分割结果。

1 ChanVese 活动轮廓模型

设定义域为 Ω 的图像 $u_0(x, y)$ 被闭合曲线 C 划分为内部区域 Ω_1 和外部区域 Ω_2 , ChanVese 模型^[6]的能量泛函定义为

$$E^{CV}(c_1, c_2, C) = \lambda_1 \int_{\Omega_1} |u_0(x, y) - c_1|^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_2} |u_0(x, y) - c_2|^2 dx dy + \mu L_{\text{Length}}(C) \quad (1)$$

其中 $\lambda_1 > 0$, $\lambda_2 > 0$, $\mu \geq 0$ 为各项的权重系数, c_1 和 c_2 分别是闭合曲线 C 内部区域和外部区域的灰度均值, $L_{\text{Length}}(C)$ 表示闭合曲线的长度。

闭合曲线 C 在水平集方法中可以表示为 $C = \{(x, y) \in \Omega: \phi(x, y) = 0\}$, 其中 ϕ 为内正外负的符号距离函数。Chan 和 Vese 根据 Euler-Lagrange 方程和梯度下降流法推导出水平集函数的演化方程如下

$$\begin{cases} c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy}, & c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy} \\ \frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] \end{cases} \quad (2)$$

其中 $H_{\varepsilon}(\phi)$ 和 $\delta_{\varepsilon}(\phi)$ 分别是 Heaviside 函数和 Dirac 函数的规则, 表示为

$$\begin{cases} H_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{\phi}{\varepsilon} \right) \right) \\ \delta_{\varepsilon}(\phi) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \phi^2} \quad \phi \in R \end{cases} \quad (3)$$

另外, 为了保持水平集演化的稳定性, 每次更新后需要进行重新初始化水平集函数为符号距离函数。重新初始化通常采用如下迭代方程

$$\begin{cases} \psi_t = \operatorname{sign}(\phi(t)) (1 - |\nabla \psi|) \\ \psi(0, \cdot) = \phi(t, \cdot) \end{cases} \quad (4)$$

但是, 重新初始化过程增加了 ChanVese 模型的计算量, 限制了模型的实际应用。

2 改进的 ChanVese 活动轮廓模型

笔者提出了一种改进的 ChanVese 活动轮廓模型, 该模型通过利用文献 [10] 的水平集规则式, 避免了重新初始化过程, 减少了模型的计算量。改进模型的能量泛函的水平集形式定义如下

$$\begin{aligned} E(c_1, c_2, \phi) = & \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_1|^2 H(\phi(x, y)) dx dy + \\ & \lambda_2 \int_{\Omega} |u_0(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x, y))) dx dy + \\ & \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x, y)) |\nabla \phi(x, y)| dx dy + \frac{1}{2} \int_{\Omega} (|\nabla \phi(x, y)| - 1)^2 dx dy \end{aligned} \quad (5)$$

其中 $H(\phi)$ 和 $\delta(\phi)$ 分别是 Heaviside 函数和 Dirac 函数, 为了便于计算, 将采用这两个函数的近似表示式(3)。

设 ϕ 不变, 最小化能量泛函式(5), 可以得到 c_1 和 c_2 的表达式

$$\begin{cases} c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_{\varepsilon}(\phi(x, y)) dx dy} \\ c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_{\varepsilon}(\phi(x, y))) dx dy} \end{cases} \quad (6)$$

设 c_1 和 c_2 不变, 通过 Euler-Lagrange 方程和梯度下降流法, 最小化改进模型的能量泛函式(5), 可以得到水平集函数 ϕ 的演化方程

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \lambda_1 (u_0 - c_1)^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2)^2 \right] + \left(\nabla^2 \phi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) \quad (7)$$

笔者采用有限差分法离散化式(7), 设 Δt 为时间步长, h 是空间步长, 则 $\operatorname{div}(\nabla \phi / |\nabla \phi|)$ 可以离散化为如下形式

$$K_{ij}^n = \operatorname{div}(\nabla \phi / |\nabla \phi|) = D_{ij}^{0x} \left(\frac{D_{ij}^{0x} \phi_{ij}^n}{\sqrt{(D_{ij}^{0x} \phi_{ij}^n)^2 + (D_{ij}^{0y} \phi_{ij}^n)^2}} \right) + D_{ij}^{0y} \left(\frac{D_{ij}^{0y} \phi_{ij}^n}{\sqrt{(D_{ij}^{0x} \phi_{ij}^n)^2 + (D_{ij}^{0y} \phi_{ij}^n)^2}} \right) \quad (8)$$

其中 D_{ij}^{0x}, D_{ij}^{0y} 是中心差分算子, 计算如下

$$D_{ij}^{0x} = \frac{\phi_{i+1,j}^n - \phi_{i-1,j}^n}{2h}, \quad D_{ij}^{0y} = \frac{\phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j-1}^n}{2h} \quad (9)$$

则水平集函数 ϕ 的演化方程式(7) 可以离散化为如下形式

$$\begin{aligned} \frac{\phi_{ij}^{n+1} - \phi_{ij}^n}{\Delta t} = \delta_{\varepsilon}(\phi_{ij}^n) & \left[\mu K_{ij}^n - \lambda_1 (u_{0,ij} - c_1(\phi^n))^2 + \lambda_2 (u_{0,ij} - c_2(\phi^n))^2 \right] + \\ & \mu (\phi_{i+1,j}^n + \phi_{i-1,j}^n + \phi_{i,j+1}^n + \phi_{i,j-1}^n - 4\phi_{ij}^n - K_{ij}^n) \end{aligned} \quad (10)$$

笔者改进模型分割图像的完整步骤如下:

Step1 用公式

$$\phi(x \neq 0) = \begin{cases} -\rho & x \in \Omega_1 \\ 0 & x \in \partial\Omega_1 \\ \rho & x \in \Omega_2 \end{cases} \quad (11)$$

初始化水平集函数, 其中 $\rho > 0$ 是常数, Ω_1 为轮廓线的内部区域, Ω_2 为轮廓线的外部区域, $\partial\Omega_1$ 为区域的边界;

Step2 根据式(6) 更新 c_1, c_2 ;

Step3 根据式(10) 演化水平集函数;

Step4 判断水平集函数的演化是否达到稳定状态, 如果没有, 则转向 Step2, 进行下一次迭代; 否则, 算法结束。

3 实验结果与分析

下面分别给出了采用 ChanVese 模型和该改进模型的图像分割结果。实验仿真环境: Intel (R) Celeron (R) CPU E3400 2.60 GHz 2.59 GHz, 988 MByte 内存的 PC 机, 编程环境为 Microsoft Visual Studio 2008, 且使用了 OpenCV 图像处理函数库。实验中, ChanVese 模型的参数设置为: $\lambda_1 = \lambda_2 = 1, \mu = 0.01 \times 255^2$, 改进模型的参数设置为: $\Delta t = 0.1, h = 1.0, \varepsilon = 1.0, \rho = 2.0, \lambda_1 = \lambda_2 = 1, \mu = 0.01 \times 255^2$ 。

图1 是对含噪人工图像 (98×90 像素) 的分割结果。图1a 是初始轮廓线; 图1b 是 ChanVese 模型的分割结果, 迭代次数为 350 次, 分割时间为 14.515 s; 图1c 是改进模型的分割结果, 迭代次数为 80 次, 分割时间为 2.390 s。可见, 改进模型具有一定的抗噪性, 且收敛速度快, 分割用时少。

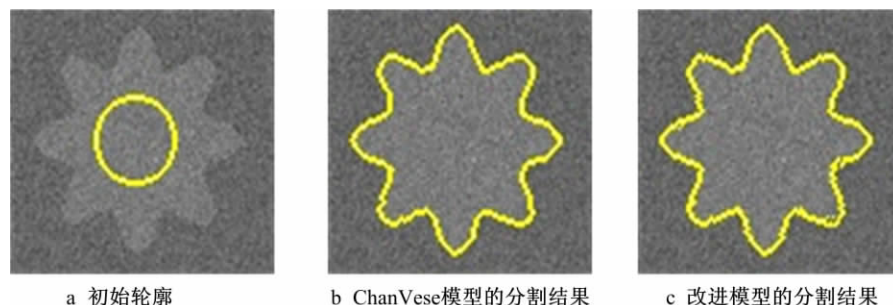


图1 含噪人工图像的分割

Fig.1 Segmentation of noisy synthetic image

图2 是对遥感图像 (472×127 图像) 的分割结果。图2a是初始轮廓线;图2b是 ChanVese 模型的分割结果,迭代次数为250次,分割时间为69.187 s,漏掉了距离初始轮廓线较远的两个目标;图2c是改进模型的分割结果,迭代次数为80次,分割时间为16.031 s,3个目标均被分割出来,这主要是由于改进模型采用式(11)初始化水平集函数,因此在目标边界附近更易产生新曲线。可见,改进模型不但收敛速度快,而且可以得到全局最优的分割结果。

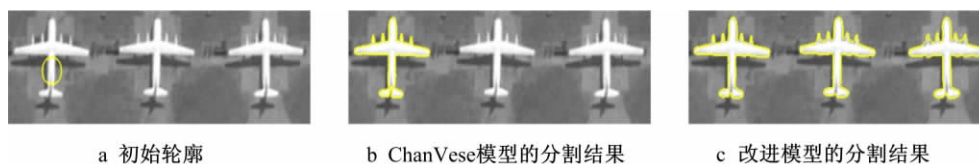


图2 遥感图像的分割

Fig.2 Segmentation of remote sensing image

4 结 语

笔者提出了一种改进的 ChanVese 活动轮廓模型,该模型将水平集规则式和 ChanVese 模型相结合,使水平集函数始终保持在符号距离函数附近,无需进行重新初始化过程,从而减少了模型的计算量。对含噪人工图像和遥感图像的分割结果表明,该改进模型具有一定的抗噪性,收敛速度快,分割用时少,且能得到全局最优的分割结果。但该模型不能处理光照不均的图像,有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 李迎春,陈贺新,张建新. 航空图像的分割与定位算法研究 [J]. 吉林大学学报: 信息科学版, 2003, 21 (3): 243-246.
- [2] LI Ying-chun, CHEN He-xin, ZHANG Jian-xin. Segmental and Determining Approaches Based on Aerial Films [J]. Journal of Jilin University: Information Science Edition, 2003, 21 (3): 243-246.
- [3] KASS M, WITKIN A, TERZOPOLOUS D. Snakes: Active Contour Models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1 (4): 321-331.
- [4] JOSH S, SETHIAN J A. Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79 (1): 12-49.
- [5] CASELLES V, CATTE F, COLL T. A Geometric Model for Active Contours in Image Processing [J]. Numer Math, 1993, 66 (1): 1-31.
- [6] CASELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic Active Contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22 (1): 61-79.
- [7] CHAN T F, VESE L A. Active Contours without Edges [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2001, 10 (2): 266-277.
- [8] MUMFORD D, SHAH J. Optimal Approximation by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42 (5): 577-685.
- [9] LI Chun-ming, KAO CHIU-YEN, GORE J C, et al. Minimization of Region-Scalable Fitting Energy for Image Segmentation [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2008, 17 (10): 1940-1949.
- [10] WANG Li, HE Lei, MISHRA A, et al. Active Contours Driven by Local Gaussian Distribution Fitting Energy [J]. Signal Processing, 2009, 89 (12): 2435-2447.
- [11] LI Chun-ming, XU Chen-yang, GUI Chang-feng, et al. Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation [J]. IEEE Trans on Image Processing, 2010, 19 (12): 3243-3254.

(责任编辑: 张洁)