

文章编号: 1001-5078 (2006) 08-0707-03

基于图像引力和 Mumford-Shah 模型的曲线演化算法

李国友¹, 董敏²

(1. 燕山大学电气工程学院, 河北 秦皇岛 066004; 2. 燕山大学机械工程学院, 河北 秦皇岛 066004)

摘要:提出了一种图像引力和 Mumford-Shah (M - S) 模型的快速曲线演化算法, 该算法分两步实现: 首先利用图像引力, 对参数主动轮廓线模型中的控制点进行寻优, 使控制点能快速地收敛到图像的边缘附近; 然后利用插值算法, 得到目标较粗糙的大致轮廓, 再使用 M - S 模型和窄带方法得到准确的轮廓。该算法避免了参数主动轮廓线模型不能收敛到物体凹陷的边缘和对初始位置敏感等问题, 也避免了 M - S 模型需要对所有图像数据进行计算, 计算量大等问题, 实现了对参数和几何主动轮廓线模型进行了有效结合。

关键词:图像引力; Mumford-Shah 模型; 演化算法

中图分类号: TB 115; TP 751. 1

文献标识码: A

A Algorithm of Curve Evolution Based on Image Gravitation and Mumford-Shah Model

LI Guo-you¹, DONG Min²

(1. College of Electrical Engineering; 2. College of Mechanical Engineering, Yanshan University, Qinhuangdao 066004, China)

Abstract: In the paper a method for curve evolution based on image gravitation and M-S model is presented. A two-stage algorithm is thus proposed: image gravitation is first proposed to find the optima of reference points, reference points rapidly converge near image edge; The method based on narrow band level set is presented to solve the research of accurate contour. The active contour model's sensitivity to its initial position, the poor convergence to boundary concavities which exists in the traditional Snake and sensitivity to noise are solved. In each step of M-S iteration, the paper only deals with the data in a narrow band instead of the whole image, so the computational complexity is decreased.

Key words: image gravitation; Mumford - Shah model; evolution algorithm

1 引言

目前,由 Kass 等提出的主动轮廓线模型,是近年来图像处理中用于目标轮廓提取的一种主流模型^[1,3]。主动轮廓线模型主要分为参数化主动轮廓线模型 (parametric active contour, PAC) 和几何主动轮廓线模型 (geometric active contour, GAC), 其中, PAC 模型是“近视”的,即若模型的初始化曲线远离感兴趣的特征,则它无法找到使能量最小化的轮廓线。另外,模型存在进入凹面域困难及迭代算法收敛时间较长等方面问题^[2]。Mumford-Shah (M-S) 模型是近年来提出的一种优秀的图像分割模型,它提供了一种根据目标函数的最小化进行全局优化的双

向驱动机制。M-S 模型虽然具有良好的图像分割结果,但是其每次迭代过程都需要对所有图像数据进行计算,因而很费时,导致这种方法不适用于大的图像数据。

本文首先提出了一种基于图像引力的快速曲线演化算法,该算法对参数和几何主动轮廓线模型进行了有效结合,大大降低了计算量,能快速、准确的

基金项目:国家自然科学基金资助项目 (60274023);河北省自然科学基金资助项目 (E2005000323)。

作者简介:李国友 (1972 -),男,博士,主要研究方向为图像处理,计算机控制。

收稿日期: 2006-02-07; 修订日期: 2006-04-04

收敛到物体边缘。

2 图像引力的提出

传统的 PAC 模型一般使用梯度强度来构造外力,显然,梯度力是一种短程力。当控制点在力的作用范围之外时,不能变形到边界处,因此,若模型被初始化太远离兴趣特征,则它可能无法找到合适的使能量最小的轮廓线。

为了得到一个具有真正长程性质的外力,我们考虑到 PAC 的内部能量限制着轮廓线的形状,外部能量使轮廓上的点趋近于目标轮廓,因此,在这里暂不考虑控制的内部能量,只考虑 PAC 的外部能量。为分析方便,设原图像 $I(x, y)$ 分为背景 c_0 和目标 c_b 两个区域,各个区域的平均灰度为 c_0 和 c_b , 并设 $C_b > C_0$ (当 $C_b < C_0$ 时分析过程相似)取目标区域 c_b 内中心点 a ,其灰度为 I_a 看作为其质量,设图像上其它任意一点的灰度为 I_b ,该点的质量为 $I_a - I_b$ 。根据任何两个质点之间都存在着相互吸引力(万有引力)的原理,则 a 点对整个图像范围内都有引力的作用,在远离目标处,灰度差 $I_a - I_b$ 较大,在弱边缘附近 $I_a - I_b$ 较小,而在目标区域为同质区,即 $I_a - I_b$ 为零。可见图像引力能够把轮廓线上的点“拉到”感兴趣区域(ROI Region Of Interest)边界的边缘,随着控制点不断向图像的边缘运动,这种力会越来越小。基于上述思路的图像引力应用到主动轮廓线的点上,即使初始轮廓线上的点远离目标,变形曲线也能够收敛到 ROI 边缘。至此,我们就找到了具有长程性质的外力-图像引力。那么接下来的问题就是:1)如何选取图像引力中的 a 点;2)如何表示图像引力所产生的能量。

下面首先介绍应用图像引力时, a 点的选取。理论上讲,目标轮廓中任意一点,都可以被当作 a 点,但是如果把偏离目标轮廓中心太远的点作为 a 点时,虽然一样能产生图像引力,但容易造成控制点分散不均,甚至产生积聚现象,为此应该尽量使 a 的位置靠近目标中心。可取图像重心 $G(x_c, y_c)$ 作为图像引力中的 a 点。

在一幅 $M \times N$ 的图像中,点 (x, y) 的灰度值为 $I(x, y)$,那么其图像矩可表示如下:

$$m_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N x^p y^q I(x, y) \quad (1)$$

则图像重心 $G(x_c, y_c)$ 的横纵坐标值 x_c, y_c 分别为:

$$x_c = \frac{m_{10}}{m_{00}} \quad y_c = \frac{m_{01}}{m_{00}} \quad (2)$$

接下来,给出图像引力所产生的势能的表达形

式。依据万有引力的原理取图像力所产生的势能为:

$$E_{out}(i) = K_0 \frac{I_a \times (I_a - I_i)}{R_i}, \quad i=1, 2, \dots, n \quad (3)$$

其中, $R_i = 1/r_i$, r_i 为第 i 个控制点距点 a 的距离; I_i 为第 i 个控制点的灰度; K_0 为比例系数。在式(3)中,取 $R_i = 1/r_i$,这样定义使得控制点在远离目标轮廓时,也具有大的图像引力势能。视其为参数主动轮廓线中的外部能量 E_{out} ,在搜索中可使 E_{out} 占主动作用,或仅考虑 E_{out} ,这样可使控制点快速接近于图像边缘。使主动轮廓线不断向图像的边缘运动,这种势能会越来越小。因此,即使初始轮廓线上的点远离目标,变形曲线也能够收敛到 ROI 边缘。

3 M-S模型的窄带解法

由上述分析可知,基于图像引力的主动轮廓线模型,虽然可以使控制点快速地收敛到图像的边缘,但是由于该模型中主动轮廓线模型的外部能量占主导作用,因此该模型无法得到平滑、连续的轮廓线。因而,提出利用已知收敛到图像边缘的控制点,进行数值插值,得到较粗糙的目标大致轮廓,而后以此粗糙轮廓线作为零水平集曲线,根据窄带思路解决上述问题。

3.1 M-S模型

M-S模型的能量函数包含了对图像的区域、边界的描述^[4]。Chan和Vese提出了一种基于简化M-S模型和水平集的图像分割方法,即C-V方法^[3]。现简述如下:

在图像域中定义一闭合曲线 C ,将域 Ω 分为两部分,即曲线的内部和外部,Chan和Vese提出了如下的图像分割能量函数:

$$F(C, c_1, c_2) = \mu L(C) + S_0(C) + \int_{\text{inside}(C)} |I - c_1|^2 dx dy + \int_{\text{outside}(C)} |I - c_2|^2 dx dy \quad (4)$$

式(4)中, $L(C)$ 是闭合轮廓线 C 的长度, $S_0(C)$ 是 C 的内部区域面积, $\mu, \lambda_1, \lambda_2 > 0$ 是各个能量项权重系数, F 的前两项是平滑项。

基于水平集求解简化 M-S 图像分割模型 C-V 方法如下:设 ϕ_0 是根据初始轮廓线 c_0 , 构造的符号距离函数,即 $\{C_0 | \phi_0(x, y) = 0\}$, 并设 ϕ 为内正外负型的 SDF, 即 $\phi(\text{inside}(c)) > 0, \phi(\text{outside}(c)) < 0$ 。可以证明,以水平集函数表达的轮廓线 C 的长度和轮廓线内部的面积分别为:

$$L(C) = \int |\nabla H| dx dy = \int |\phi| |\nabla \phi| dx dy \quad (5)$$

$$S(\text{inside}(C)) = H(\phi) dx dy \quad (6)$$

上式中的 S 是水平集函数的定义域, $H(z)$ 是 Heaviside 函数, 即:

$$H(z) = \begin{cases} 1, & \text{if } z \geq 0 \\ 0, & \text{if } z < 0 \end{cases}$$

而 $\delta(x)$ 则是 Dirac 函数。根据式 (5)、(6), 可以将能量函数式 (4) 以水平集函数 ϕ 表达为:

$$F(\phi, c_1, c_2) = \mu \int (\phi) |\nabla \phi| dx dy + \lambda \int (\phi) |\nabla \phi| dx dy + \lambda_1 \int |I - c_1|^2 H(\phi) dx dy + \lambda_2 \int |I - c_2|^2 (1 - H(\phi)) dx dy \quad (7)$$

Chan 和 Vese 推导出了求解式 (7) 的偏微分方程为:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} = (\phi) \left[\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} - \lambda_1 (I(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (I(x, y) - c_2)^2 \right] \\ \phi(0, x, y) = \phi_0(x, y) \end{cases} \quad (8)$$

上式中:

$$c_1(\phi) = \frac{\int I(x, y) H(\phi) dx dy}{\int H(\phi) dx dy},$$

$$c_2(\phi) = \frac{\int I(x, y) (1 - H(\phi)) dx dy}{\int (1 - H(\phi)) dx dy}$$

$$H(z) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{z}{\epsilon} \right) \right],$$

$$\epsilon(z) = \frac{1}{2 + z^2}$$

从方程 (8) 可以看出, C-V 方法需要对整幅图像中的水平集函数 ϕ 进行迭代计算, 特别是在图像比较大的情况下, 计算量很大, 其实一些像素点的水平集函数并不需要计算。

3.2 M-S模型的窄带解法

窄带水平集方法就是将数值计算局限在曲线周围的一个窄带内, 当曲线演化到窄带的边界时, 再重新以当前曲线为中心建立窄带^[5]。由于窄带限制了需要更新的水平集点的数量, 因此, 计算量大大减小。不过, 经过几次迭代后, 零水平集可能会超出窄带的范围, 所以, 需要对窄带的范围重新划定。由于本文中将粗糙的目标轮廓作为零水平集, 所以仅需几次或不需更新窄带即可获得准确的目标轮廓, 窄带方法的采用和迭代次数的减少, 大大降低了计算量。M-S模型的窄带解法具体步骤如下:

1) 窄带的构造

(a) 由初始闭合曲线 C_0 , 设定窄带宽度 δ , 生成窄带, 生成窄带内的 SDF, 将窄带内的点标记为激活

点 (Active)。

(b) 根据 (8) 式计算 $C_1(\phi)$ 和 $C_2(\phi)$ 。利用通过数值插值算法得到的粗糙目标轮廓边缘作为初始的零水平集曲线, 用快速行进区域标记算法标识出曲线内、曲线外及曲线上的点, 生成符号表。使用改进的源点扫描法生成距离函数算法, 结合符号表, 生成符号距离函数, 生成窄带。

(c) 标记窄带的边界点和观察点。由于数值计算在窄带内进行, 所以必须区分出窄带中的边界点。另外, 还必须设一圈观察点, 当零水平曲线演化到观察点时, 则必须重新初始化窄带。该文将紧靠边界点的窄带点设成观察点。

(d) 将远离窄带的点标记为远点 (Faraway), 并对 δ 以外的远点赋予较大的负 SDF 值, δ 内部的远点赋予较大的正 SDF 值。

2) 迭代演化

(e) 根据迭代式更新激活点的 M-S 模型的水平集函数 ϕ 值。

(f) 检查观察点。当其中一点的函数值符号改变时, 则认为零水平集曲线已经接近窄带边界, 需要在窄带中找出零水平集曲线, 作为下一轮迭代的初始轮廓线, 再以它为中心重新初始化窄带。按照步骤 1), 重新构造窄带, SDF 和根据 (8) 式计算 $C_1(\phi)$ 和 $C_2(\phi)$, 然后继续迭代; 否则, 执行下一步。

(g) 收敛检查。若零水平集曲线的位置不变或迭代次数超过给定的阈值则停止, 否则跳转到 (a)。

4 实例研究

为了验证本文所提基于图像引力和 Mumford-Shah 模型的快速曲线演化算法的有效性, 进行了仿真实验, 图 1 为原图及应用改进后 PAC 模型进行图像边缘检测所设的初始轮廓线, 曲线上的 * 为控制点, 所选取的初始轮廓线都远离了真实轮廓边缘。而这样做在原始 PAC 模型中是不允许的, 会使原 PAC 模型无法收敛到真实目标轮廓边缘。图 2 为应用本文所提算法第一步所得结果, 即得到粗糙轮廓。图 3 为应用 Mumford-Shah 模型后所得最终边缘检测效果图。基于图像引力的主动轮廓线模型, 虽然可以快速地收敛到图像的边缘, 但是该模型无法得到平滑、连续的轮廓线, 并且不能收敛到凹陷物体边缘, 因而得到较粗糙的目标大致轮廓。以此粗糙轮廓线作为初始的零水平集曲线, 利用窄带方法, 减少水平集方法的计算量, 提高了效率, 并且得到准确的图像分割。

(下转第 714 页)

编程和优化算法实现了有效的隔离,因此可以和通用的有限元软件结合起来,对比较复杂的缺陷识别都可以采用同一方法进行求解;

(3)由于该算法的随机性,其缺点就是当需要识别的参数较多、模型较复杂时,计算量较大;

(4)非稳态情况下的缺陷识别还有待进一步研究。

参考文献:

- [1] 柳春图,陈卫江.缺陷识别反问题的研究状况与若干进展[J].力学进展,1998,28(3):361-373.
- [2] 于慧,关荣华.红外技术定量诊断设备内部缺陷可行性的理论证明[J].红外与激光工程,2002,31(6):229-232.
- [3] 梅林,吴立德,王裕文.一种基于遗传算法的红外无损检测缺陷的新方法[J].光学学报,2002,22(12):1452-1456.
- [4] 梅林,王裕文,薛锦.红外热成像无损检测缺陷的一种新方法[J].红外与毫米波学报,2000,19(6):457-459.
- [5] 张宇鑫,宋玉普,王登刚.基于遗传算法的混凝土三维

非稳态温度场反分析[J].计算力学学报,2004,21(3):338-342.

- [6] J Kennedy, R C Eberhart Particle swarm optimization [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks 1995, 4: 1942 - 1948.
- [7] R C Eberhart, Y Shi Particle swarm optimization: developments, applications and resources [A]. Proc. Congress on Evolutionary Computation [C], 2001.
- [8] 汪镭,吴启迪.蚁群算法在连续空间寻优问题求解中的应用[J].控制与决策,2003,18(1):45-48.
- [9] 高鹰,谢胜利.混沌粒子群优化算法[J].计算机科学,2004,31(8):13-15.
- [10] Y Shi, R C Eberhart Parameter selection in particle swarm optimization [A]. Evolutionary programming V II Proc. 7th Ann. Conf. on Evolutionary Conf. [C], 1998: 591 - 600.
- [11] Y Shi, R C Eberhart A modified particle swarm optimizer [A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation [C], 1998: 69 - 73.
- [12] 任庆生,叶中行,曾进.进化算法的收敛速度[J].上海交通大学学报,1999,33(6):671-673.

(上接第 709 页)

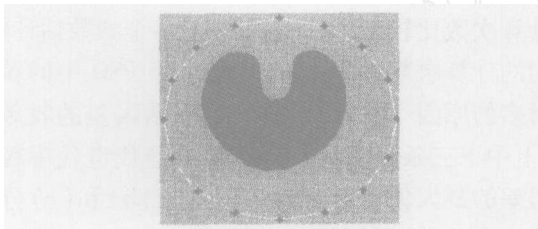


图 1 原图及初始轮廓线

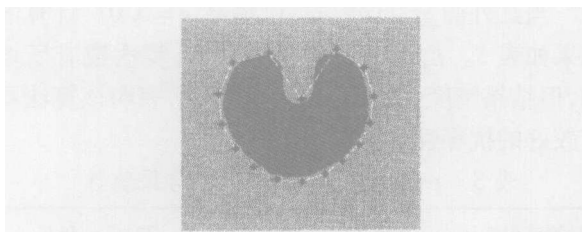


图 2 算法实现第一阶段结果

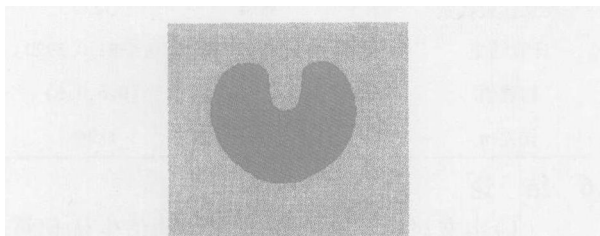


图 3 最终检测效果图

5 结论

本文提出了一种基于图像引力和 Mumford-Shah 模型的快速曲线演化算法,将参数和几何主动轮廓

线模型进行了有效结合。图像引力的引入解决了参数主动轮廓线模型对初始轮廓线位置和形状的限制,使模型能够在更大的范围内捕捉图像的特征;而以参数主动轮廓线得到的粗糙目标轮廓作为初始的零水平集曲线,再基于 Mumford-Shah 模型的窄带解法,进行曲线演化,避免了水平集方法计算复杂、耗时等问题。通过实例研究表明,本文所提出的方法能快速、准确的收敛到物体边缘。

参考文献:

- [1] James S D, Nicholas A. Medical image analysis progress over two decades and the challenges ahead [J]. IEEE Trans PAMI, 2002, 22(1): 85 - 106.
- [2] L D Cohen Note on Active Contour Models and balloons [J]. CVGIP: Image Understanding, 1991, 53(2): 211 - 218.
- [3] Chan F T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266 - 277.
- [4] Sylvie Teboul, Laure Blanc-F'eraud, Gilles Aubert, et al Variational Approach for Edge-Preserving Regularization Using Coupled PDE's [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 387 - 397.
- [5] Chopp D L. Computing minimal surfaces via level set curvature flow [J]. Journal of Computing Physics, 1993, 106: 77 - 91.