

多目标轮廓 Mumford-Shah 水平集提取

张荣国^{1,2}, 刘小君², 党伟超¹, 刘焜²

(1. 太原科技大学 计算机科学与技术学院, 山西 太原 030024; 2. 合肥工业大学 机械与汽车工程学院, 安徽 合肥 230009)

摘要: 目标轮廓的快速检测进而提取其几何形状, 在图形图像处理中有着重要的作用. 提出了一种多目标轮廓的水平集提取方法, 对基于 Mumford-Shah 模型的 C-V 方法从两方面进行了改进: 增加梯度矢量场和曲线法方向的融合作为边界吸引场, 生成可以驱动主动轮廓向边缘进化的双向几何变形流, 保留原图像分布信息作为区域进化能, 解决未考虑局部几何信息造成的区域能量捕捉信息不全, 或边缘梯度场和演化曲线法线方向正交时无法实现拓扑结构变化的缺陷; 对水平集函数进行修正, 使得它在收敛过程中能自动进行调整, 确保其满足符号距离函数的要求, 扩大初始化前迭代搜索区域, 减少初始化次数, 提高收敛效率; 最后给出所提方法的数字化求解方案. 实验表明该方法可行且具有较好的鲁棒性.

关键词: Mumford-Shah 模型; 水平集方法; 多目标轮廓; 能量方程

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1673-4785(2011)04-0360-07

Mumford-Shah level set method for multi-objective contour extraction

ZHANG Rongguo^{1,2}, LIU Xiaojun², DANG Weichao¹, LIU Kun²

(1. School of Computer Science and Technology, Taiyuan University of Science & Technology, Taiyuan 030024, China; 2. School of Mechanical and Automotive Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: Fast detection of objective contours and extraction of its geometric shape have important roles in graphics and image processing. Based on the Mumford-Shah model, a novel level set method for multi-objective contour extraction was presented. First, the gradient vector field was combined with normal direction of the curves as boundary abstracted fields, so as to generate a bi-directional geometric deformable flow field which can drive active contours evolving towards the boundary from inside or outside edges. Furthermore, the distributed information of the image would be left as area evolution energy. This method can solve problems that arise when area energy information is lost because local geometric information isn't considered, or when topological structure should not be changed because the gradient vector field is orthogonal with normal direction. Then the level set function was modified so that it could change adaptively in curve convergence. Other reasons for this modification were to make sure that the level set changes could maintain signal distance function, the search area could be covered sufficiently before re-initialization, and the iterative number could be decreased. The convergence efficiency was also raised. Finally, a numerical solving scheme was given. Experimental results illustrate that the method proposed in this paper is feasible and robust.

Keywords: Mumford-Shah model; level set method; multi-objective contours; energy equation

主动轮廓模型使用能量最小化方法对数字图像中的目标对象进行处理, 为图像分析和计算机视觉中各种问题的解决提供了一种高效便捷的方案^[1]. 该模型既可以用于图像分割和理解, 也可以用于动态图像数

据分析或3-D图像数据的重建, 还适用于3-D图形建模以及任意形状变形轮廓的提取, 因而在计算机视觉和图形图像处理中得到广泛的应用. 目前, 对主动轮廓模型的研究主要从2个方面进行^[2-3]: 参数主动轮廓模型和几何主动轮廓模型. 参数主动轮廓模型适用于图像中单目标对象轮廓的提取^[4-5], 它计算简单、速度快, 轮廓曲线动态演化过程中拓扑结构不能发生变化, 无法

直接对多目标轮廓边缘进行提取^[6].

几何主动轮廓模型,利用曲线进化理论和水平集方法,将低维平面上的曲线演化问题转化为高维空间的曲面演化问题,由对参数方程的直接求解转化为水平集函数的一个零水平集隐含方式求解,通过控制曲面演化的偏微分方程进行数值计算,最终得到所希望轮廓^[7]. 几何主动轮廓在曲线演化过程中,能自适应所搜索对象的几何拓扑结构变化,对多目标图形对象的轮廓提取有着较好的效果. 传统的几何主动轮廓模型,采用图像中像素分布的均值曲率作为演化曲线运动的几何变形流,通过水平集的数值计算,在对比度好的图像中,能获得较为满意的目标轮廓提取效果. 随后 Caselles 等人对传统方法进行了改进,提出了测地线主动轮廓模型^[8],他们通过使用较大尺度的滤波器,对原图像进行滤波,并使用较大的膨胀力,使得演化曲线在沿测地线的运动过程中,能越过这些局部干扰,对具有部分不连续的边缘检测具有一定效果. 其后, Kuhne 和 Paragio 等人对测地线模型进行了一些改进和融合^[9-11],扩大了模型的适用范围,改善了模型的检测效果. 这些模型都是基于梯度信息的图像边缘检测,对有裂口、缝隙等的图像具有较好的分割结果. 若图像中含有大量噪声,或者所提取目标对象边缘模糊,这些方法就很难奏效,甚至达不到所要提取的目标要求. 为此, Chan 和 Vese 等人提出了基于 Mumford-Shah 模型的图像分割方法^[12],利用匀质区域的图像分布信息,通过求解能量函数的极小值来得到感兴趣目标的检测,该方法将图像去噪、图像目标检测与目标对象图形形状重建这些问题用一个广义能量泛函的最小值问题描述出来,曲线的演化和目标的搜索不依赖于图像的边缘信息,适用于非常弱的边缘图像和有噪图像的边缘形状提取. Gao 和龚等人通过对图像中的目标对象像素分布情况进行分析,反复多次地利用单一的水平集函数,对感兴趣目标对象进行分级别、分层次的图像划分^[13-14]. 为了加快水平集的收敛速度,李等人采用源点扫描方法来快速计算符号距离函数^[15],而 Li 等人则提出了无需重新初始化的变分方法^[16],随后杨等人利用小波变换对图像进行多分辨率分解,在对各子区域划分的基础上进行水平集演化,实现多目标轮廓的提取^[17]. Lie 和 Tai 等人把图像处理为不连续的二值分布状态,用分段常数的 Mumford-Shah 模型对图像进行分割^[18-19],叶等人则是通过最小生成树的方式,先对区域进行划分,然后再对图像进行分割^[20]. 这些改进主要针对图像全局特征的不足,没有考虑原能量函数中不含有局部特征信息,何等人把测地线主动轮廓模型

中的边缘检测函数引入到水平集中完成对图像的分割^[21],但梯度信息只存在于边缘附近,无法利用图像的局部信息对演化过程进行调控. 为克服这些缺点,本文提出了一种新的能量模型,它在 Mumford-Shah 模型的基础上,增加了梯度矢量场和曲线法方向融合的双向几何变形流,既考虑了目标对象局部几何信息,也使用了目标所围区域内外灰度图像的整体分布信息,充分利用数字图像所提供的完整信息;同时,通过调节项在迭代过程中的自适应变化,减少了求解过程中为满足符号距离函数要求对水平集函数重新初始化的次数,提高了收敛效率.

1 Mumford-Shah 模型的 Level Set 方法

1.1 Level Set 方法

给定一个区域 Ω , 设它为 \mathbf{R}^2 上的一个有界开区间, C 为所考虑的封闭演化曲线, 它由 Ω 内光滑曲线的有限集构成, C 将 Ω 分成 i 个子区域. 若二维图像定义为 $u_0: \Omega \rightarrow k$, 那么区域 Ω 就是平面图像上像素点信息所构成的二维长方形网格, C 可看作为所检测目标在其上演化的运动曲线. Level Set 方法把随时间运动的曲线 C 看作是某个函数 $\phi(x, y, t)$ 的零等值面, 要得到某个时刻 t 处的运动曲线, 只需要通过函数 ϕ 求出该时刻的零等值面位置即可, 也就是:

$$\begin{cases} C(x, y, t) = \{x, y \in \Omega: \phi(x, y, t) = 0\}, \\ \phi(x, y, 0) = \text{signdist}. \end{cases}$$

式中: signdist 表示 (x, y) 到 $C(x, y, 0)$ 的符号距离, 在运动曲线 C 封闭区域内取正值, 在区域外取负值, 在曲线上取零值. 在任意时刻 t , 要使水平集函数 ϕ 的零等值面就是主动轮廓演化曲线 C , ϕ 的控制方程要满足以下的偏微分方程:

$$\begin{cases} \frac{\partial \phi}{\partial t} + F |\nabla \phi| = 0, \\ \phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y). \end{cases}$$

式中: 函数 $\phi(x, y, t) \in \Omega$ 是水平集函数, F 表示零等值面曲线上点沿法线方向的演化速度, 它通常和运动曲线的位置、轮廓曲线的几何形状、当前运动时刻、以及其他一些外部物理特性相关; 紧跟 F 的 $|\nabla \phi|$ 项表示水平集函数的梯度范数.

水平集函数 ϕ 的单位外法向以及演化曲线在法向上的速度满足:

$$\begin{cases} \mathbf{n} = \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}, \\ V = \frac{d(x, y)}{dt} \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}. \end{cases}$$

1.2 Mumford-Shah 模型

设图像 $u_0(x, y)$ 为有界开区间 Ω 上含有多个目

标的含噪图像,图像中目标轮廓 C 可以用 Ω 上不连续闭集,寻找图像中感兴趣的目标对象,就必须对区域 Ω 用子区域 Ω_i 进行有效地分割,使 Ω_i 成为 Ω 的分片光滑区,并最终成为图像 u_0 中的目标图像 u ,也就是要寻找原始图像 u_0 的分片光滑区域图像 u ,目标轮廓的边缘为 C . 求解这样的问题,可以采用以下的 Mumford-Shah 能量最小化模型的式子来表示:

$$F(u, C) = \int_{\Omega} (u - u_0)^2 dx dy + \mu \int_{\Omega} |\nabla u|^2 dx dy + v |C|.$$

如果在每一个分片区域 Ω_i 中所得到的逼近图像 u 的分布是一个常量 c_i ,该常量 c_i 一般取区域 Ω_i 内图像分布的均值,那么上面的式子就可以进行简化. 特别地,当所研究的图像 u_0 被封闭轮廓曲线 C 分割成 2 个匀质区域 Ω_1 和 Ω_2 , Ω_1 为感兴趣图形目标对象,位于封闭轮廓内部,其像素分布的均值为 c_1 ; Ω_2 为图形对象所处的背景区域,位于封闭轮廓外部,其像素分布的均值为 c_2 ; 轮廓 C 所围曲线的长度和面积用 Heaviside 函数和 Dirac 函数来表示,能量公式可以重新写为如下:

$$\begin{aligned} E_{\text{area}}(c_1, c_2, \phi) = & \mu \int_{\Omega} H(\phi) dx dy + \\ & v \int_{\Omega} |\nabla H(\phi)| dx dy + \\ & \lambda_1 \int_{\Omega} (u_0 - c_1)^2 H(\phi) dx dy + \\ & \lambda_2 \int_{\Omega} (u_0 - c_2)^2 (1 - H(\phi)) dx dy. \end{aligned} \quad (1)$$

要使得式(1)得到最小值,它需要满足 Euler-Lagrange 方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} \Big|_{\text{area}} = & \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[\mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - v - \right. \\ & \left. \lambda_1 (u_0 - c_1(\phi))^2 + \lambda_2 (u_0 - c_2(\phi))^2 \right]. \end{aligned}$$

Mumford-Shah 方法是一种变差图像分割方法,它将图像按像素分布的灰度相似性来划分,划分 ϕ 的粗细通过演化曲线中长度项权值来进行控制. 当所检测对象目标灰度与背景灰度呈阶跃特性,灰度差异明显,此时按灰度相似性进行目标区分,效果较好. 若灰度差异不大,且各自内部灰度分布不均匀,用此方法就不能很好地对目标轮廓加以检测,为此,提出以下的改进方法.

2 梯度场的扩散及几何流的生成

2.1 梯度场的扩散

要使主动轮廓曲线的运动随着水平集函数 ϕ 的变化而演化,就需要加一个和 ϕ 相关的扩散速度场,由于原始方程中 F 只在零水平集附近有意义,

因此需要将和零水平集相关的几何流扩散到整个函数曲面. 传统的水平集几何主动轮廓是使得演化曲线沿法线方向以曲率 K 为演化速度向目标轮廓收敛,但演化曲线的法线方向不一定就是轮廓曲线的最速下降方向. 梯度矢量场可把边缘信息在整个零水平集平面内进行扩散^[17],以获取轮廓曲线进行演化时所需要的几何矢量场,该矢量场中的矢量在封闭轮廓内部时由里向外指向边缘,当在封闭轮廓外部时由外向内指向边缘,即无论当前进化点处于什么位置,它始终指向目标轮廓边缘,并且该矢量场是轮廓曲线的最速下降方向,演化曲线沿此方向进化,可以到达所期望的轮廓边缘. 为了充分利用这一信息,把扩散后的梯度矢量场和法线方向通过一个内积来进行融合,得到式(2).

$$C_i(x, y) = ((f_1, f_2)(x, y)) N(x, y) N(x, y). \quad (2)$$

式中: $(f_1, f_2)(x, y)$ 为图像轮廓边缘的梯度扩散场, $N(x, y)$ 为其法线方向,可以通过极小化以下的能量函数获得:

$$E_{\text{bound}} = \iint \eta (f_1^2 + f_2^2) + |\nabla u_0|^2 | (f_1, f_2 - \nabla u_0) |^2 dx dy.$$

从式(2)看到,当梯度矢量场和外法线方向一致时,对曲线进行膨胀,当梯度矢量场和外法线方向相反时,使演化曲线收缩,当梯度矢量场和外法线方向正交时,对演化曲线的运动不产生影响,此时可以通过区域力使得演化曲线向目标边缘轮廓靠近. 该扩散场可以从主动轮廓的任一边驱使轮廓向目标边缘靠近,当主动轮廓曲线接近目标轮廓边缘时,该梯度矢量场不再对主动轮廓施加任何影响,从而使得主动轮廓停留在边缘轮廓上. 可以将此影响称为边缘吸引项,其演化方程可以定义如式(3).

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} \Big|_{\text{bound}} = & (1 - e^{-\delta | (f_1, f_2)(x, y) \cdot \nabla \phi |}) (f_1, f_2)(x, y) \nabla \phi. \end{aligned} \quad (3)$$

2.2 调节项的建立

为了运算方便,在主动轮廓曲线的演化过程中,保持水平集函数在任意时刻 t 满足符号距离函数是非常重要的,对 ϕ 初始值的设定是满足这一要求的,但在微分方程数值求解过程中,经过几个时间步长的迭代以后, $\phi(x, y, t)$ 将不再满足所定义的符号距离式子,为了保证 ϕ 尽量保持这一良好特性,需要对 ϕ 重新初始化,也就是要重新构造 ϕ 函数,使得它既要满足符号距离函数,又要与 ϕ_0 具有相同的零等值面. 通过求解初值问题

$$\begin{cases} \phi_{\tau} = \operatorname{sign}(\phi_0) (1 - |\nabla \phi|), \\ \phi(x, y, 0) = \phi_0(x, y) \end{cases} \quad (4)$$

的稳定解,就可以得到满足要求的函数,但这一过程计算量大,计算相当耗时,因此希望能寻找一种办法能减少初始化函数的调用次数.由于在0水平集处 $|\nabla\phi|=1$,可以类似于文献[17],在能量函数中引入一调节项:

$$E_{\text{adju}}(\phi) = \iint_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla\phi| - 1)^2 dx dy$$

来衡量水平集函数偏离符号距离函数的程度.当 $|\nabla\phi|$ 接近于1时,该式的值很小,不会对能量函数的极值产生较大影响;当 $|\nabla\phi|$ 偏离距离函数时,该项的值会变得越来越大,对能量函数极小化过程会产生较大影响,通过对主动轮廓曲线的演化,使得它接近于0水平集,从而使该项的值变小.由此可以看到,通过加入此调节项,可以增加微分方程PDF数值求解过程中的迭代次数,保持水平集函数和符号距离函数尽量接近,以使演化曲线尽量靠近目标轮廓,这样可大大减少重新初始化的次数,提高能量方程的求解效率.要使得上式得到最小值,它仍要满足Euler-Lagrange方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial\phi}{\partial t} \Big|_{\text{adju}} &= \Delta\phi - \text{div} \left(\frac{\nabla\phi}{|\nabla\phi|} \right) = \\ &\text{div} \left[\left(1 - \frac{1}{|\nabla\phi|} \right) \nabla\phi \right]. \end{aligned} \quad (5)$$

从式(5)可以看到,当 $|\nabla\phi|$ 大于1时,扩散系数大于0,产生正向扩散,降低 $|\nabla\phi|$ 的取值可以达到对图像进行平滑的作用;当 $|\nabla\phi|$ 小于1时,扩散系数小于0,产生逆向扩散,降低 $|\nabla\phi|$ 的取值可以对图像进行锐化,因此,选用该项作为调节项,能保证其满足Hamilton-Jacobi偏微分方程对函数进行演化的要求.

至此,曲线演化的几何流就可以看作为图像分布的均值情况、图像边缘梯度场的扩散情况和调节项共同作用下的变形流,可以定义和能量函数对应的新的演化函数如下:

$$\frac{\partial\phi}{\partial t} = \frac{\partial\phi}{\partial t} \Big|_{\text{area}} + \frac{\partial\phi}{\partial t} \Big|_{\text{bound}} + \frac{\partial\phi}{\partial t} \Big|_{\text{adju}}.$$

其中的3个数据项分别是区域项、扩散项和调节项对应的演化方程.

3 数值计算和实现

为了便于计算,需要对前面所用到的公式进行离散化.首先来看重新初始化方程的离散化求解.前面已经提到,对轮廓曲线进行演化迭代后,需要对 ϕ 函数重新进行初始化,以使其满足符号距离函数的要求.初始化过程可以通过求解初值问题的式(4)来进行,从式子中可以看到,符号距离函数的初始值是通过 t 时刻对演化曲线的求解结果,其离散化过

程如下:

$$\phi_{i,j}^{n+1} = \phi_{i,j}^n - \Delta t \text{sign}(\phi_{i,j,0}) G(\phi_{i,j}^n).$$

式中:

$$\text{sign}(\phi_{i,j,0}) = \phi_{i,j,0} / \sqrt{\phi_{i,j,0}^2 + \varepsilon^2}.$$

$$G(\phi_{i,j}^n) =$$

$$\begin{cases} \sqrt{\max(a_1^+)^2, (a_2^-)^2 + \max(a_3^+)^2, (a_4^-)^2} - 1, & \phi_{i,j,t} > 0; \\ \sqrt{\max(a_1^-)^2, (a_2^+)^2 + \max(a_3^-)^2, (a_4^+)^2} - 1, & \phi_{i,j,t} < 0; \\ 0, & \phi_{i,j,t} = 0. \end{cases}$$

式中: a_1, a_2, a_3, a_4 的值可以通过式(6)进行计算.

$$a_1 = (\phi_{i,j} - \phi_{i-1,j})/h, a_2 = (\phi_{i+1,j} - \phi_{i,j})/h,$$

$$a_3 = (\phi_{i,j} - \phi_{i,j-1})/h, a_4 = (\phi_{i,j+1} - \phi_{i,j})/h,$$

$$a_i^+ = \max(a_i, 0), a_i^- = \min(a_i, 0).$$

(6)

通常的Dirac函数 $\delta(x)$ 定义的范围过于狭窄,使得用它对图像轮廓边缘进行检测时受到一些限制.为了使得在图像定义域范围内,Dirac函数能保证在每一个演化曲线点值都是趋于零的正值,需要对该函数进行正则化,参考C-V方法^[12],采用了以下的正则化式子,对Heaviside函数和Dirac函数进行正则化.

$$H_{\varepsilon}(x) = \frac{1}{2} \left[1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{x}{\varepsilon} \right) \right],$$

$$\delta_{\varepsilon}(x) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + x^2}.$$

此正则式保证了用前述的能量方程检测出带内部空洞的图像边缘,但若内部空洞相对于检测区域尺寸太小,则此函数对原主动轮廓的边缘检测产生抑制作用,导致不能稳定地检测出内部区域边缘,需要对此函数进行适当的调整.

区域相似项也需要满足Euler-Lagrange方程,如果设离散间隔步长为 $h = \Delta x = \Delta y$,时间步长为 Δt ,离散点 (x_i, y_i) 的值为 (ih, jh) ,使用半隐含的有限差分方法,由此可以得到如下的离散化演化方程:

$$\begin{aligned} \phi_{i,j}^{n+1} &= C[\phi_{i,j}^n + m(b_1\phi_{i+1,j}^n + b_2\phi_{i-1,j}^n + b_3\phi_{i,j+1}^n + \\ &b_4\phi_{i,j-1}^n) + \Delta t \delta_{\varepsilon}(\phi_{i,j}^n) (-\lambda_1(u_{0,i,j} - c_1(\phi^n))^2 + \\ &\lambda_2(u_{0,i,j} - c_2(\phi^n))^2 - v)]. \end{aligned}$$

式中:系数 b_1, b_2, b_3, b_4 可以用以下式子计算:

$$\begin{cases} b_1 = h / \sqrt{(\phi_{i+1,j}^n - \phi_{i,j}^n)^2 + (\phi_{i+1,j}^n - \phi_{i,j}^n)^2/4}, \\ b_2 = h / \sqrt{(\phi_{i,j}^n - \phi_{i-1,j}^n)^2 + (\phi_{i-1,j+1}^n - \phi_{i-1,j-1}^n)^2/4}, \\ b_3 = h / \sqrt{(\phi_{i+1,j}^n - \phi_{i-1,j}^n)^2 + (\phi_{i,j+1}^n - \phi_{i,j}^n)^2/4}, \\ b_4 = h / \sqrt{(\phi_{i+1,j-1}^n - \phi_{i-1,j-1}^n)^2 + (\phi_{i,j}^n - \phi_{i,j-1}^n)^2/4}. \end{cases}$$

系数 m 和 C 可以用式(7)计算.

$$m = \Delta t \mu \delta_s(\phi_{i,j})/h^2, \\ C = 1/[1 + m(b_1 + b_2 + b_3 + b_4)]. \quad (7)$$

分片常数 c_1 、 c_2 可以用式(8)计算.

$$c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x,y) H_s(\phi(x,y)) dx dy}{\int_{\Omega} H_s \phi(x,y) dx dy}, \\ c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} u_0(x,y) (1 - H_s(\phi(x,y))) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H_s(\phi(x,y))) dx dy}. \quad (8)$$

梯度扩散场的离散化方法,在先前所做的工作中已有介绍,详细过程可查阅参考文献[22],此处不再赘述.

4 实验结果和分析

为了进一步验证本文所叙述方法,在 P4 2.99 GHz、内存为 512 MB 的个人计算机上进行了实验,所用的开发工具为 Matlab 7.0. 首先对扫描电镜下所获得的磨粒图片进行几何轮廓提取,实验结果如图 1 所示. 从图 1(a) 的原始图片中可以看到,图中有一大两小 3 个磨粒组成,且轮廓边缘呈现不规则的复杂形状,磨粒的影像特征和背景对比度并不十分强. 取时间步长 $\Delta t = 0.1$, 离散间隔步长 $h = 1$, 控制长度项的系数 μ 实际上是一个尺度参数,在进化过程中检测物体的大小, μ 值大,可以检测到较大物体, μ 值小,则可以检测任意小的物体,此处取 $\mu = 0.0015 \times 255 \times 255$. 面积控制项 v 用来控制演化曲线所围区域面积对能量方程的影响,此处取 $v = 1$. λ_1 用来控制演化曲线所围区域内部图像分布信息对能量控制方程的影响, λ_2 用来控制演化曲线所围区域外部图像分布信息对能量控制方程的影响,此处取 $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, 所得结果如图 1 所示. 图 1(b) 为中间演化过程,图 1(c) 为演化结果图,图 1(d) 为所提取的边缘轮廓图.

图 2 是一个人工合成图像的轮廓边缘提取,它由 4 个不同形状的目标对象组成,图 2(b) 和图 2(d) 分别为 C-V 方法^[12]和本文方法所提取的边缘轮廓图,从结果图中可以看到,由于图 2 中四边形的图像像素统计分布和背景图的区别不大,且多个目标之间的梯度矢量场和进化曲线的法线方向有正交的情况出现,因此用 C-V 方法未能检测出其边缘轮廓,而本文方法则成功地将 4 个目标边缘合理地提取出来.

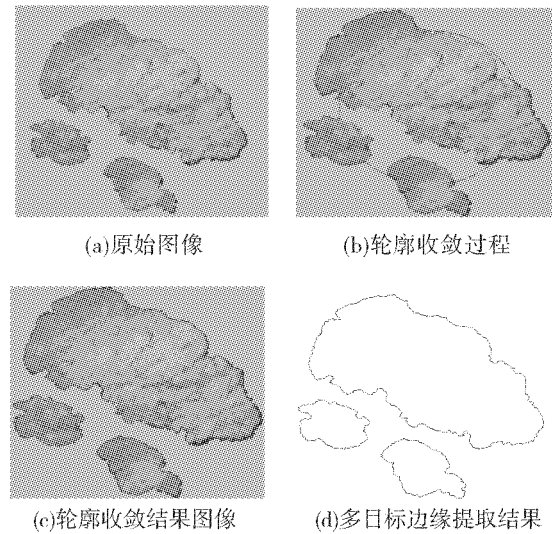


图 1 磨粒图轮廓提取过程

Fig. 1 Wearing particulate boundaries extraction

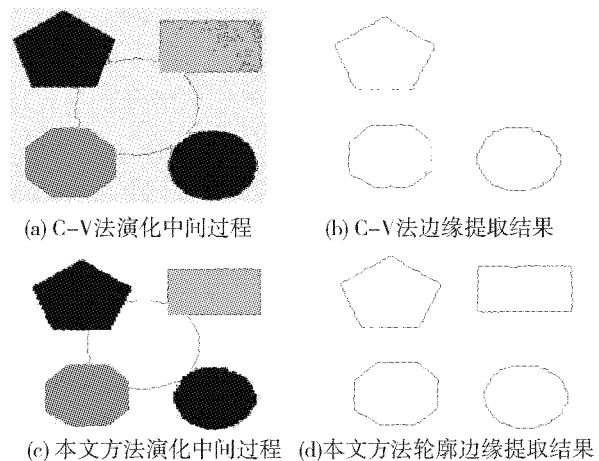


图 2 人工合成图轮廓提取过程

Fig. 2 Artificial synthetic image edges detection

图 3 是对医学 CT 图片中人体胸腔的轮廓边缘提取,图 3(a) 和图 3(b) 为用 Li 的方法^[16]的中间演化过程和轮廓提取结果,从中可以看到这种方法只能提取其外部轮廓,而内部轮廓则无法提取;图 3(c) 和图 3(d) 为本文方法的中间演化过程和轮廓提取结果,除了对 2 个内部目标的外边缘轮廓成功提取外,还对胸腔的内部边缘轮廓也得以成功提取,显示了本文方法不仅和先验的初始轮廓相关性很小,而且在演化过程中能自适应地进行几何结构的拓扑变化,既可以进行边缘轮廓的自动分裂,也可以有效地进行多边缘轮廓的自动合并. 从图中可以看到,尽管 3 个图像目标图形的边缘都是有凹有凸的不规则形状,但用本文方法却能很好地提取它们的形状轮廓.

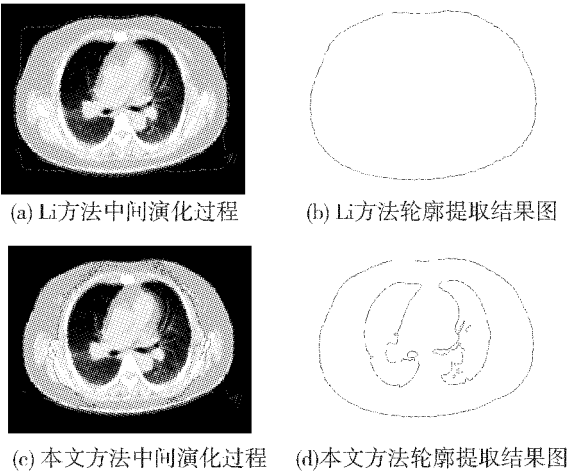


图 3 CT 胸腔图轮廓提取过程

Fig. 3 Thorax CT image contours extraction

用 C-V 方法^[12]、Li 方法^[16]和本文所提的改进方法对图 1、图 2 和图 3 内容作了对比实验,详细参数及运行结果如表 1 所示.表 1 中最小误差 D_{\min} 、最大误差 D_{\max} 、均方误差 E_{err} 指的是在多目标轮廓提取过程中,演化曲线相邻 2 次迭代轮廓线之间的最小误差、最大误差和均方误差.从表中可以看出,在得到相近收敛效果的情况下,本文方法较其他 2 种方法迭代次数更少、收敛速度更快.实验表明,图像的区域分布统计信息和图像边缘的几何特征信息,对多目标轮廓的提取有着不同程度的影响,合理选择相关的控制项,能加快收敛速度;同时,有效地减少对水平集的重新初始化次数,仍是加快轮廓演化过程的一个有效途径.

表 1 不同方法性能比较

Table 1 Performance comparison of various methods

实验图例	选用方法	迭代次数	CPU 用时/s	最小误差 D_{\min}	最大误差 D_{\max}	均方误差 E_{err}	收敛情况
图 1	C-V	380	83.62	0.102 6	0.174 6	2.290 9	完全收敛
	Li 方法	580	82.30	0.000 7	0.332 1	1.450 9	完全收敛
	本文方法	310	79.53	0.105 8	0.185 7	2.143 5	完全收敛
图 2	C-V	450	65.34	0.185 4	0.189 7	2.153 6	部分收敛
	Li 方法	740	176.13	0.000 2	0.202 9	0.975 5	完全收敛
	本文方法	290	44.45	0.174 7	0.191 4	2.177 9	完全收敛
图 3	C-V	520	115.47	0.135 8	0.168 8	2.102 2	完全收敛
	Li 方法	480	59.25	0.007 0	0.607 5	2.202 1	部分收敛
	本文方法	360	82.48	0.117 1	0.175 1	2.011 0	完全收敛

5 结束语

基于 Mumford-Shah 的水平集方法在轮廓边缘提取中有着广泛的应用,本文提出的快速提取方法,不仅利用了原图像在整个区域的像素分布信息,还将图像的边缘梯度场扩散后结合曲线法线方向信息来作为曲线演化的几何变形流,克服了片面强调区域分布信息或边缘梯度信息的缺陷.同时,由于引入对水平集函数的修正,使得其尽量满足符号距离函数要求,曲线在演化过程中基本保持在 0 水平集附近,减少了对水平集函数重新初始化的次数,从而提高了收敛效率.实验结果也表明,本文所述方法能有效地对多目标轮廓边缘的几何形状进行提取,但由于要对原始图像的梯度矢量场进行扩散,需要耗费一定的时间,特别是灰度分布信息丰富的图像,预处理需要花费较多的时间,这是后期将要研究解决的一个问题.

参考文献:

[1] KASS M, WITKIN A, TERZOPOULS D. Snake: active contour models[J]. International Journal of Computer Vision, 1987, 1(4): 321-331.

[2] XU C, PRINCE J L. Snake, shapes, and gradient vector flow[J]. IEEE Trans on Image Processing, 1998, 7: 359-369.

[3] NING Jifang, WU Chengke, LIU Shigang, et al. NGVF: an improved external force field for active contour model[J]. Pattern Recognition Letters, 2007, 28(1): 58-63.

[4] SAKALLI M, LAM K M, YAN H. A faster converging snake algorithm to locate object boundaries[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(5): 1182-1191.

[5] SUM K W, CHEUNG P Y S. Boundary vector for parametric active contours[J]. Pattern Recognition, 2007, 40(6): 1635-1645.

- [6] XIE X H, MIRMEHDI M. MAC: magnetostatic active contour model[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2008, 30(4): 632-646.
- [7] OSHER S, SETHIAN J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulation[J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12-49.
- [8] CASSELLES V, KIMMEL R, SAPIRO G. Geodesic active contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22: 61-79.
- [9] OSHER S, PARAGIOS N. Geometric level set methods in imaging, vision, and graphics[M]. Berlin: Springer Verlag, 2003: 43-57.
- [10] PARAGIOS N, DERICH R. Geodesic active regions for supervised texture segmentation[C]//IEEE International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece, 1999, 2: 926-932.
- [11] PARAGIOS N, MELLINA G O, RAMESH V. Gradient vector flow fast geometric active contours[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(3): 402-407.
- [12] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [13] 龚永义, 罗笑南, 黄辉, 等. 基于单水平集的多目标轮廓提取[J]. 计算机学报, 2007, 30(1): 120-128.
GONG Yongyi, LUO Xiaonan, HUANG Hui, et al. Multi-objects extracted based on single level set[J]. Chinese Journal of Computers, 2007, 30(1): 120-128.
- [14] GAO S, TIEN D. Image segmentation and selective smoothing by using Mumford-Shah mode[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2005, 14(10): 1537-1549.
- [15] 李俊, 杨新, 施鹏飞. 基于 Mumford-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J]. 计算机学报, 2002, 25(11): 1175-1183.
LI Jun, YANG Xin, SHI Pengfei. A fast level set approach to image segmentation based on Mumford-Shah model[J]. Chinese Journal of Computers, 2002, 25(11): 1175-1183.
- [16] LI Chunming, XU Chenyang, GUI Changfeng, et al. Level set evolution without re-initialization: a new variational formulation[C]//IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA, 2005, 1: 430-436.
- [17] 杨莉, 杨新. 基于区域划分的曲线演化多目标分割[J]. 计算机学报, 2004, 27(3): 420-425.
YANG Li, YANG Xin. Multi-object segmentation based on curve evolving and region division[J]. Chinese Journal of Computers, 2004, 27(3): 420-425.
- [18] LIE J, LYSAKER M, TAI X C. A binary level set model and some applications for Mumford-Shah image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(5): 1171-1181.
- [19] TAI Xuecheng, LI Hongwei. A piecewise constant level set methods for elliptic inverse problems[J]. Applied Numerical Mathematics, 2007, 57(5/6/7): 686-696.
- [20] 叶伟, 王远军. 基于 Mumford-Shah 理论的最小生成树图像分割方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(8): 1127-1133.
YE Wei, WANG Yuanjun. MST image segmentation based on Mumford-shah theory method based on boundary and region information[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2009, 21(8): 1127-1133.
- [21] 何宁, 张朋. 基于边缘和区域信息相结合的变分水平集图像分割方法[J]. 电子学报, 2009, 37(10): 2215-2219.
HE Ning, ZHANG Peng. Variational level set image segmentation method based on boundary and region information[J]. Acta Electronica Sinica, 2009, 37(10): 2215-2219.
- [22] 张荣国, 刘小君, 王蓉, 刘焜. 自适应梯度矢量流轮廓提取方法研究[J]. 模式识别与人工智能, 2008, 21(6): 799-805.
ZHANG Rongguo, LIU Xiaojun, WANG Rong, LIU Kun. Adaptive gradient vector flow algorithm for boundary extraction[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2008, 21(6): 799-805.

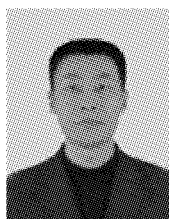
作者简介:



张荣国, 男, 1964 年生, 教授, 博士, 主要研究方向为图形图像处理、CAD/CG 和计算机支持的协同设计等。



刘小君, 女, 1965 年生, 教授, 博士, 主要研究方向为数字化设计和图像处理。



党伟超, 男, 1974 年生, 副教授, 主要研究方向为图像处理与信息系统。