

基于几何活动轮廓模型的人脸轮廓提取方法

黄福珍 苏剑波 席裕庚

(上海交通大学自动化研究所, 智能机器人系统与技术研究中心, 上海 200030)

摘要 针对在结构性噪声较严重的情况下, 常规几何活动轮廓模型无法获得理想分割效果的问题, 提出一种基于几何活动轮廓模型的人脸轮廓提取方法, 该方法首先将人脸形状的椭圆性约束作为算子嵌入到几何活动轮廓模型中, 并利用几何活动轮廓模型提取任意轮廓的优势来快速抽取图象中类似椭圆的目标边缘; 然后根据图象中人脸的先验知识, 通过对检测到的椭圆目标进行进一步验证来找出最终人脸轮廓。由于采用变分水平集方法做数值计算, 因此该方法不仅能够自然地处理曲线的拓扑变化和能较精确地提取出图象中的人脸轮廓, 而且同时可以给出人脸水平旋转的大致角度等信息。实验结果表明, 该方法是有效的。

关键词 计算机图象处理(520·6040) 几何活动轮廓模型 水平集 人脸轮廓提取

中图法分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)05-0546-05

Geometric Active Contours for Face Contour Extraction

HUANG Fu-zhen, SU Jian-bo, XI Yu-geng

(Institute of Automation & Research Center of Intelligent Robotic systems and technologies,
Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030)

Abstract Face contour extraction is important in facial feature extraction and in model-based coding. For the face boundary, classical edge detection techniques will fail to exploit the inherent continuity of face boundaries. As the shape of face boundary is not uniform and exhibit low overall curvature, geometric active contours are an attractive choice for the extraction of face boundaries, but the original geometric active contour model still has no way to characterize the global face shape. In this paper a new method that incorporates prior shape information into geometric active contours for face contour extraction is proposed. As in general a human face can be treated as an ellipse with a little shape variation, the prior face shape is represented as an elliptical curve. By combining the prior face shape with the geometric active model proposed by Chan and Vese, our improved geometric active contour model can capture face contour depending on both the image edges and the prior knowledge of face shape. Moreover, our model is implemented using variational level set approach, thus the transformation parameters (such as the rotation angle in plane) that maps the face boundary to the prior shape can be roughly estimated simultaneously. The experimental results show the efficiency and effectiveness of our method.

Keywords Computer image processing, Geometric active contours, Level set, Face contour extraction

0 引言

活动轮廓模型是20世纪80年代后期发展起来的一种图象分割方法, 其特别适用于建模和提取任意形状的变形轮廓。活动轮廓模型主要分为参数活动轮廓模型^[1,2]和几何活动轮廓模型^[3,4]两大类。其中, 参数活动轮廓模型又称为snake模型^[1], 是一种

能量函数最小化的变形轮廓线, 它已经被众多研究者成功地应用于计算机视觉的许多领域, 但由于模型本身的缺陷, 致使snake模型存在对初始位置敏感、易陷入局部极值、无法处理曲线的拓扑变换等一些问题; 而几何活动轮廓模型则基于曲线进化理论和水平集^[5,6]的思想, 先将平面闭合曲线隐含地表达为二维曲面函数(称为水平集函数)的水平集, 即使其具有相同函数值的点集, 再通过曲面的进化来隐

含地求解曲线的进化。由于是采用水平集方法来作数值计算,因此几何活动轮廓模型较好地克服了snake模型的许多缺点,如可以处理曲线的拓扑变化、对初值位置不敏感、具有稳定唯一的数值解等。几何活动轮廓模型的这些良好特性已经引起了人们越来越多的关注,并已在图象处理和计算机视觉领域得到了广泛应用^[6]。

人脸轮廓提取是人脸特征检测和人脸识别等人脸图象分析的重要前提^[7]。由于人脸形状的多样性和复杂性,在使用刚性模型提取轮廓时,遇到了很大困难,而常规的边缘检测算子得到的边缘又是不连续的,因此活动轮廓模型在解决人脸轮廓提取问题中展现了令人鼓舞的前景。文献[7]~[10]都采用snake模型成功地提取出人脸轮廓,但研究发现,算法极易陷入局部极值。虽然用动态规划方法^[7]可以在一定程度上解决这个问题,但和所有snake模型一样,仍需要很好的初始化过程。Harper和Reilly也尝试采用几何活动轮廓模型来分割视频图象中的人脸区域^[11],虽然可较好地克服由snake模型本身的缺陷而给人脸轮廓提取带来的困难,然而,常规的几何模型方法在结构性噪声比较严重的情况下,仍难获得理想的分割效果,而且也无法描述目标的全局形状。为此,本文提出一种基于Chan-Vese几何活动轮廓模型^[12]的人脸轮廓提取方法。

1 几何活动轮廓模型

几何活动轮廓模型处理曲线进化的基本思想是:先把曲线作为零水平集嵌入到高维的函数 φ 中,再通过不断地更新 φ 来达到演化隐含在其中的曲线的目的。基本的几何活动轮廓模型满足如下方程^[3]:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g(|\nabla I|)(\kappa + \nu)|\nabla \varphi| \quad (1)$$

式中, φ 称为水平集函数, $I(x, y)$ 为图象函数, $\kappa = \text{div}\left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}\right)$ 为函数曲率, ν 为常数项, $g(|\nabla I|)$ 为与图象梯度 ∇I 有关的非递增函数,一般定义为

$$g(|\nabla I|) = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|} \quad (2)$$

其中, G_σ 是方差为 σ 的高斯函数,*表示卷积。

上述模型在图象对比度很好时,可以获得满意的分割效果,但对于不连续的边缘则无能为力。也有学者对之改进如下^[4]:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = g(|\nabla I|)(\kappa + \nu)|\nabla \varphi| + \nabla g(|\nabla I|) \cdot \nabla \varphi \quad (3)$$

由于该模型中仍含有与图象梯度有关的函数项,因此对检测由梯度定义的目标边缘十分有效,但对边缘模糊或者存在离散状边缘的区域,则难以得到理想的分割效果。

由于实际图象中目标边缘经常是不连续的,故Chan和Vese提出了一种基于Mumford-Shah最优分割模型的几何活动轮廓模型^[12],即最小化如下能量泛函:

$$E_{MS}(c_1, c_2, \varphi) = \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy + \nu \int_{\Omega} H(\varphi) dx dy + \lambda_1 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_1|^2 H(\varphi) dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega} |I(x, y) - c_2|^2 (1 - H(\varphi)) dx dy \quad (4)$$

式中, $\mu \geq 0, \nu \geq 0, \lambda_1, \lambda_2 > 0$ 为固定常数,

$H(z) = \begin{cases} 1 & z > 0 \\ 0 & z \leq 0 \end{cases}$ 为Heaviside函数, δ 为Dirac函数, Ω 为图象函数 $I(x, y)$ 的定义域,参数 c_1, c_2 计算如下:

$$\begin{cases} c_1(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy} \\ c_2(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} I(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy} \end{cases} \quad (5)$$

其最终模型形式为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) [\mu \kappa - \lambda_1 (I(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (I(x, y) - c_2)^2 - \nu] \quad (6)$$

从该模型可看出,其中涉及的图象函数 $I(x, y)$ 的数据是全局图象定义域范围,而不像 $g(|\nabla I|)$ 函数仅仅利用由梯度定义的边缘信息;另外,上式中的另外两个未知数 c_1, c_2 也是定义在图象定义域内,具有全局特性。由于文献[12]所阐述方法的优点是全局优化和不依靠图象中的边界信息,因此即使图象中的边界模糊或呈离散状,仍然可以获得理想的分割效果。

虽然几何活动轮廓模型在定位特征边界中得到了成功地应用,但由于仍没法描述目标的全局形状,因此有必要借助一些其他的附加信息来进行正确分割,特别对复杂背景环境。为了正确检测出任意图象中的人脸,可将椭圆形状作为曲线变形的约束条件,先找出图象中类似椭圆形的目标,再利用人脸内

部的特征信息,以进行进一步验证。

2 人脸轮廓提取模型

由于人脸本质上是一个具有一定变形的椭圆,因此可以将人脸的基本形状用椭圆曲线 $\tilde{C}$ 进行描述

$$\frac{(x-x_0)^2}{s^2} + \frac{(y-y_0)^2}{(\rho s)^2} = 1 \quad (7)$$

其中, (x_0, y_0) 为椭圆中心, ρ 为椭圆的纵横比,一般在 0.8~1.5 之间。考虑到图象中人脸的大小和位置未知,故需引入尺度因子 γ 、旋转矩阵 R 和位移矩阵 T , 这样即得到人脸的形状曲线族: $C = \gamma R \tilde{C} + T$ 。设人脸的水平旋转角度为 θ , 则旋转矩阵 R 与 θ 的关系为

$$R = \begin{bmatrix} \cos\theta & \sin\theta \\ -\sin\theta & \cos\theta \end{bmatrix}$$

这里对 Chan-Vese 提出的几何活动轮廓模型进行如下改进: 将人脸的椭圆形状作为约束加入到模型中, 目的是使模型最后收敛于椭圆目标边缘。设水平集函数 φ 的零水平集曲线为 C' , 它与人脸的形状曲线族之间的相似程度可表示为

$$S = \int_{\partial} \delta(\varphi) d^2(\gamma R x + T) dx \quad (8)$$

式中, $d^2(\gamma R x + T)$ 表示 C' 上的点到曲线族之间的距离。加入椭圆约束的能量函数可表示为

$$\min_{\gamma, R, T} \left\{ E_{MS}(c_1, c_1, \varphi) + \frac{\lambda}{2} \int_{\partial} \delta(\varphi) d^2(\gamma R x + T) |\nabla \varphi| dx \right\} \quad (9)$$

其中, E_{MS} 的定义同式(4), 即第1项将模型吸引到图象的边缘; 第2项使模型被吸引到图象中的椭圆目标。当模型收敛于椭圆目标边缘时, 能量函数取最小值。 $\lambda > 0$ 为两项的平衡参数。

上述能量函数的最小化问题可采用变分方法来求解, 最后得到的模型形式如下:

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left\{ \operatorname{div} \left(\left(\mu + \frac{\lambda}{2} d^2 \right) \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) - \nu - \lambda_1 (I(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (I(x, y) - c_2)^2 \right\} \quad (10)$$

$$\frac{\partial \gamma}{\partial t} = -\lambda \int_{\partial} \delta(\varphi) d \nabla d \cdot (R x) |\nabla \varphi| dx \quad (11)$$

$$\frac{\partial R}{\partial t} = -\lambda \int_{\partial} \delta(\varphi) d \nabla d \cdot \left(\frac{dR}{d\theta} x \right) |\nabla \varphi| dx \quad (12)$$

$$\frac{\partial T}{\partial t} = -\lambda \int_{\partial} \delta(\varphi) d \nabla d \cdot |\nabla \varphi| dx \quad (13)$$

由该模型可以看出, 用其不仅可以检测到图象中类似椭圆的目标边缘, 而且同时可以估计出椭圆目标在图象中的旋转角度及大小变化等信息。

式(10)~式(13)一般采用有限差分格式来求解, 为得到稳定的有物理意义的数值解, 需求解其满足熵条件的解^[6]。设 $\varphi_{i,j}^{(n)}$ 表示迭代 n 步时, φ 在网格点 $(i\Delta x, j\Delta y)$ 处的值, $\Delta x, \Delta y$ 分别表示 x 和 y 方向上的步长, 一般取 $h = \Delta x = \Delta y, \Delta t$ 为时间步长, 则 $\frac{\partial \varphi}{\partial t}$ 在 $(i\Delta x, j\Delta y)$ 处的值可用前向差分逼近为

$$\left(\frac{\partial \varphi}{\partial t} \right)_{i,j}^{(n)} = \frac{\varphi_{i,j}^{(n+1)} - \varphi_{i,j}^{(n)}}{\Delta t}$$

曲率 κ 的计算公式为

$$\kappa = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) = \frac{\varphi_x^2 \varphi_{xx} - 2\varphi_x \varphi_y \varphi_{xy} + \varphi_y^2 \varphi_{yy}}{(\varphi_x^2 + \varphi_y^2)^{3/2}}$$

式中, $\varphi_x, \varphi_y, \varphi_{xx}, \varphi_{xy}$ 及 φ_{yy} 可用中心差分来逼近。

令 $P = \mu + \frac{\lambda}{2} d^2$, 则 $\nabla P \cdot \nabla \varphi$ 的近似公式为

$$(\nabla P \cdot \nabla \varphi)_{i,j}^{(n)} = \max(\Delta_x P_{i,j}^{(n)}, 0) D_{i,j}^{+,x} + \min(\Delta_x P_{i,j}^{(n)}, 0) D_{i,j}^{-,x} + \max(\Delta_y P_{i,j}^{(n)}, 0) D_{i,j}^{+,y} + \min(\Delta_y P_{i,j}^{(n)}, 0) D_{i,j}^{-,y}$$

式中, $\Delta_x P_{i,j}^{(n)}, \Delta_y P_{i,j}^{(n)}$ 分别为 P 在 x, y 方向上的中心差分近似, $D_{i,j}^{+,x}, D_{i,j}^{-,x}$ 分别为 φ 在 x, y 方向上的前向差分近似, $D_{i,j}^{+,y}, D_{i,j}^{-,y}$ 分别为 φ 在 x, y 方向上的后向差分近似。

由于函数仅在的零水平集上有定义, 为将其扩展到 φ 的其他水平集, 可将式(10)中的 $\delta(\varphi)$ 用 $|\nabla \varphi|$ 代替, 因此其最终离散形式为

$$\begin{aligned} \varphi_{i,j}^{(n+1)} = & \varphi_{i,j}^{(n)} + \Delta t [\max(F_{MS}, 0) \nabla^+ + \min(F_{MS}, 0) \nabla^- + \\ & P_{i,j}^{(n)} \cdot K_{i,j}^{(n)} ((D_{i,j}^{0,x})^2 + (D_{i,j}^{0,y})^2)^{1/2} - (\nabla P \cdot \nabla \varphi)_{i,j}^{(n)}] \end{aligned} \quad (14)$$

其中, $D_{i,j}^{0,x}, D_{i,j}^{0,y}$ 分别为 φ 在 x, y 方向上的中心差分近似, F_{MS}, ∇^+ 和 ∇^- 的定义如下

$$F_{MS} = -\nu - \lambda_1 (I(x, y) - c_1)^2 + \lambda_2 (I(x, y) - c_2)^2$$

$$\nabla^+ = [\max(D_{i,j}^{-,x}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{+,x}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{-,y}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{+,y}, 0)^2]^{1/2}$$

$$\nabla^- = [\min(D_{i,j}^{-,x}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{+,x}, 0)^2 + \min(D_{i,j}^{-,y}, 0)^2 + \max(D_{i,j}^{+,y}, 0)^2]^{1/2}$$

式(11)~式(13)的最终离散形式为

$$\gamma^{(n+1)} = \gamma^{(n)} - \sum_{i,j} S(\varphi_{i,j}^{(n)}, \gamma^{(n)}, R^{(n)}, T^{(n)}) \cdot [R^{(n)}(x_i, y_j)^T] \quad (15)$$

$$\begin{aligned} \theta^{(n+1)} = & \theta^{(n)} - \sum_{i,j} S(\varphi_{i,j}^{(n)}, \gamma^{(n)}, R^{(n)}, T^{(n)}) \gamma^{(n)} \cdot \\ & \left[\frac{dR}{d\theta}(x_i, y_j)^T \right] \end{aligned} \quad (16)$$

$$T^{(n+1)} = T^{(n)} - \sum_{i,j} S(\varphi_{i,j}^{(n)}, \gamma^{(n)}, R^{(n)}, T^{(n)}) \quad (17)$$

其中, $S = h^2 \lambda \Delta t |\nabla \varphi|_{i,j}^{(n)} \delta(\varphi_{i,j}^{(n)}) d_{i,j}^{(n)} \nabla d_{i,j}^{(n)}$ 。为保证在

图象的定义域范围内,所有点的 δ 值都是趋于零的正值, δ 函数可采用文献[12]中的正则形式

$$\delta_{\epsilon}(z) = \begin{cases} 0 & \text{if } |z| > \epsilon \\ \frac{\epsilon}{\pi(\epsilon^2 + z^2)} & \text{if } |z| \leq \epsilon \end{cases}$$

3 实验

为验证模型的有效性,从BioID数据库^[13]中选择23幅人脸图象,并进行平面旋转(旋转角度为 $\pm 10^\circ$ 、 $\pm 20^\circ$ 和 $\pm 30^\circ$)和加入高斯噪声等处理,这样得到200幅测试图象,考虑到人脸是测试图象的主要内容,而且一般处于中心位置,因此由模型检测出轮廓后,最大的椭圆目标应该为人脸,这样即可除去其他较小的轮廓。

图1为本文方法与常规活动轮廓模型方法提取人脸轮廓的对比结果,图中白色曲线为检测到的人

脸轮廓。由图1(b)梯度图可以看出,实际的人脸轮廓边缘是不连续的,特别是在头发线、耳朵和下巴等区域。对于这种边缘有间断的情况,采用常规模型虽然可获得较好的结果(图1(c)),但检测到的曲线不太光滑,而本文模型则可以得到较平滑的轮廓曲线(图1(d))。对于在原图象中加入高斯噪声的情形(图1(e)),由其梯度图1(f)可以看出,常规模型根本无法检测到精确的人脸轮廓(图1(g)),图象中只有很模糊的边界,而本文方法则仍能得到满意的结果(图1(h))。

图2为本文模型对有平面倾斜角度的人脸轮廓进行检测的结果,其中第1行图象背景较复杂,第2行图象为简单背景,每行从左至右依次为旋转 -10° 、 -20° 、 -30° 、 10° 、 20° 和 30° 得到的检测结果。图中白色曲线为检测到的人脸轮廓,相应图下方的角度为实验中估计出的旋转角度。



图1 对比实验结果



图2 有平面旋转角度的人脸轮廓提取结果

由以上实验结果可以看出,基于几何活动轮廓模型的轮廓提取方法可以较精确地检测出任意背景图象中的人脸轮廓,结果明显优于常规活动轮廓模型方法,而且,该模型同时可以粗略估计出人脸的水

平旋转角度,这是其他活动轮廓模型(包括Chan-Vese模型)都无能为力的。当然,由于一般图象中的头发线、耳朵以及下巴处的轮廓不是很明显,因此该模型在这些地方检测到的轮廓仍会出现较小偏差。

4 结 论

由于基于几何活动轮廓模型的人脸轮廓提取方法是先将人脸形状的椭圆约束作为算子嵌入到 Chan-Vese 模型中,然后又充分利用了 Chan-Vese 模型能够检测到离散或模糊边缘的特性,因此使改进后的模型不仅能够检测到图象中的椭圆目标,而且可以粗略估计出目标的旋转及位移等信息.实验结果表明,该方法对于单人脸图象可以获得较好的人脸轮廓提取结果.下一步研究将考虑把模型应用到多人脸的轮廓检测中.

参 考 文 献

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [A]. In: Proceedings of the First International Conference on Computer Vision[C], London; IEEE Computer Society Press, 1987: 259~268.
- 2 李培华,张田文.主动轮廓线模型(蛇模型)综述[J].软件学报, 2000,11(6): 751~757.
- 3 Caselles V, Cate F, Coll T *et al.* A geometric model for active contours in image processing [J]. Numerische Mathematik, 1993, 66(1): 1~31.
- 4 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic Active Contours[J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61~79.
- 5 Osher 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.
- 6 Sethian J A. Level Set methods and Fast Marching Methods: Evolving interfaces in computational geometry, fluid mechanics, computer vision, and materials science[M]. Cambridge, United Kingdom; Cambridge University Press, 1999.
- 7 Gunn S R, Nixon M S. Global and local contours for head boundary extraction [J]. International Journal of Computer Vision, 1998, 30(1): 43~54.
- 8 Huang C L, Chen C W. Human facial feature extraction for face interpretation and recognition [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(12): 1435~1444.
- 9 Lam K M, Yan H. Location head boundary by snakes [A]. In: International Symposium on Speech, Image Processing and Neural Networks[C], Hongkong, 1994: 17~20.
- 10 Sobottka K, Pitas I. Segmentation and tracking of faces in color images [A]. In: Proceedings of the International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition [C], Killington, Vermont, USA; IEEE Computer Society Press, 1996: 236~241.
- 11 Harper P, Reilly R B. Color based video segmentation using level sets [A]. In: International Conference on Image Processing [C], Vancouver, Canada; Print'n Run Press, 2000: 480~483.
- 12 Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266~277.
- 13 BioID L. BioID 人脸数据库. <http://www.bioid.com/technology/facedatabase.html>.



黄福珍 1976年生,2000年毕业于武汉科技大学,现为上海交通大学自动化系博士研究生.主要研究领域为人脸检测与跟踪.



苏剑波 1969年生,上海交通大学自动化系教授、博士生导师.主要研究领域为智能机器人与多机器人协调、计算机视觉与模式识别.



席裕庚 1946年生,上海交通大学自动化系教授、博士生导师.主要研究领域为复杂工业过程控制与智能机器人系统.