

一种基于变形模板的椭圆提取算法

邹益民 汪 渤

(北京理工大学信息技术学院自动控制系, 北京 100081)

摘 要 针对普通的动态轮廓算法对曲线仅提供有限的连续与正则性约束,虽然带来了局部的灵活性,却丧失了全局的完整性,从而导致轮廓提取结果强烈敏感于图像噪声及邻近边缘点,针对这一问题,给出了一种基于椭圆变形模板的椭圆提取新算法。该算法使用一种基于椭圆形状约束的变形模板,由于其能量最小化过程直接在椭圆的参数空间中进行,从而可保证提取的结果一定是椭圆。此外,算法还容许同时提取多个椭圆,并可充分利用各个椭圆参数及其相关性(例如同心椭圆)等先验知识来实现快速、准确、鲁棒的椭圆提取。仿真结果与实际图像应用表明,该新算法是有效的。

关键词 动态轮廓 变形模板 椭圆提取 图像分割

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2007)05-0888-05

A Ellipse Extraction Algorithms Based on Deformable Model

ZOU Yi-min, WANG Bo

(Department of Automation, School of Information Science and Technology, Beijing Institute of Technology, Beijing 100081)

Abstract Only constraining the curves to be continuous and regular, the general active contour models achieve their local flexibility in the cost of global integrity and consequently cause the contour extraction to be highly sensitive to noise and nearby edges. Thus, a new ellipse extraction algorithm based on the ellipse-specific deformable model is proposed. This algorithm illustrates a novel deformable model technique, which introduces an ellipse-specific curve model. The energy minimization is accomplished directly in the space of parameters used to describe the ellipse, which ensures the solutions to be ellipses. Besides, this approach allows the synchronous extraction of multi-ellipses and the priori knowledge about the parameters of each ellipse as well as the correlated features between them (such as concentric ellipses etc) can also be integrated with easily, such that a fast, accurate, robust ellipse extraction technique is acquired. Experiments with simulated data as well as real image are presented to validate the algorithms.

Keywords active contour, deformable model, ellipse extraction, image segmentation

1 引 言

椭圆是计算机视觉中常常遇到的图像特征,大量存在的圆形、椭圆形物体,由于其透视投影均为椭圆,因此高精度的椭圆提取是后续物体辨识与测量的先决条件。

在笔者研制的某视觉检测系统中,需对一悬浮于液体中的球体姿态进行非接触测量,该球体由一个圆球及贯通球心的一条中空轴孔组成(如图1所

示)。检测的主要目的是确定轴孔端面相对于参考坐标系的方向。若已知相机参数,那末借助于目标球体上的多个圆及球轮廓特征的投影图像,使用Shin等人的方法^[1],即可给出对球体空间姿态的估计。显然,高精度地获取球体及轴孔投影曲线是提高估计精度的关键,尤其是轴孔相对较小,其对估计精度影响极大。本文给出一种新的基于椭圆变形模板(ellipse-specific deformable model)的轮廓提取算法,不仅可对多个椭圆同时进行提取,还可将椭圆参数及其相关性等先验知识引入算法,故对于椭圆提

收稿日期:2005-11-22;改回日期:2006-04-25

第一作者简介:邹益民(1963~),男,博士。现为兰州石化职业技术学院电子电气系副教授。主要研究方向为导航与制导、图像处理、模式识别。E-mail: zouym@lzpcc.com.cn

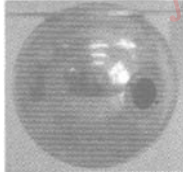


图1 被测浮球

Fig. 1 Detected floating ball

取的计算量较小,且对噪声与邻近边缘不敏感。

2 椭圆提取与动态轮廓模型

目前有许多椭圆提取算法,它们大致可分为基于 Hough 变换及基于边缘编组拟合的两类算法。前者首先利用 Hough 变换实现从图像空间到椭圆描述参数空间的映射,然后在参数空间中,通过峰值检测来提取椭圆参数,这类方法虽抗噪性能好、鲁棒性强,但同时也有存储量大、计算复杂、精度与速度难以兼顾的缺点,而且当图像中存在多个目标时,高维参数空间中的峰值检测将非常困难;后者则首先检测出图像中的边缘,然后根据邻接关系将边缘编组为长边缘,最后通过分析长边缘的曲率及凹凸等几何性质拟合出椭圆,该类方法的缺点是处理过程复杂和算法的抗噪能力不强。

Kass 等提出的动态轮廓模型(active contour model)^[2]在区域提取中取得了很好的效果,本文给出的即是一种基于变形曲线技术的椭圆提取算法。动态轮廓模型(又称 Snake)是在本身的内能和图像特征的外部约束力作用下移动的变形轮廓线,其中内能用于约束曲线形状,而外力则引导曲线逼近图像特征。最初的 Snake 模型对它的初始位置和图像噪声非常敏感,且轮廓经常会收敛到能量函数的某个局部极小值。为此,人们对其进行了广泛的研究和改进,其能量模型有 Cohen 等提出的气球模型^[3]、Menet 等提出的 B-样条模型^[4]、Xu 等提出的梯度向量流模型(gradient vector flow, GVF)^[5]以及 Caselles 等提出的几何形变模型^[6]等;而相应的能量最小化方法也出现了 Kass 等提出的变分法、Amini 等提出的动态规划法^[7]及 Williams 等提出的贪心算法^[8],这些研究大大提高了算法性能,改进后的算法已被成功地应用于边缘检测、轮廓提取、图像分割、运动跟踪等众多领域。

Snake 的内能中包含着被测对象特定的模型信息,普通的 Snakes 一般是使用曲线的连续及平滑性约束构造其内能,其缺乏对曲线形状的有效约束,由于噪声与邻近边缘的影响,将造成轮廓的定位精度急剧下降。Poggio 等人的研究表明^[9],若没有轮廓模型,则轮廓提取将是一个病态问题,而在轮廓提取过程中加入全局模型是提高定位精度的关键。Yuille 等首先使用轮廓的特征模型构造内能^[10,11],称之为“变形模板”(deformable templates),并设计了以圆和抛物线为基础的变形模板,用于抽取面部特征;Staub 等提出具有更多自由度的模板^[12],它是使用 Fourier 描述子来表示开或闭的轮廓;Lai 等则设计了一种稳定的可再生的形状矩阵^[13],使得轮廓描述具有拟合不变性及刚体运动中的唯一性,从而实现了从噪声图像中建模和提取任意形状的变形轮廓。显然,上述方法均没有充分利用椭圆这一先验信息。

3 椭圆变形模板算法

3.1 椭圆变形模板

设 $L(s, t) = (x(s, t), y(s, t))$ 表示动态轮廓曲线,这里 s 是归一化弧长, t 代表曲线变形过程。分别用 E_{in}, E_{out} 表示曲线的内能与外能,内能包含模型的特征信息,而外能则提供边缘信息,通过最小化一个适当的能量 E 来引导曲线最终逼近图像边缘,可取

$$E(L) = E_{in}(L) + E_{out}(L) \quad (1)$$

其中,

$$E_{out}(L) = \int_0^1 P(L(s)) ds, P(L) = -|\nabla(G_\sigma * I(L))| \quad (2)$$

式(2)中, $I(L)$ 是曲线 L 上各像素点的灰度值, ∇ 是梯度算子,用于提取图像边缘, G_σ 表示一个高斯滤波器,可通过对边缘的扩散来增大边缘场的捕获范围,参数 σ 可用于控制扩散范围,而 $P(L)$ 则反映了图像中边缘能量的强度,也可视作一种促使轮廓变形的势场。

可将椭圆参数表示为向量 $p = [x_c, y_c, a, b, \theta]$,其中各元素分别为椭圆中心 (x_c, y_c) 、长短半轴 a, b 及方向角 $-\pi < \theta < \pi$ 。欲最小化式(1),可根据 Hamilton 最小作用原理(least action principle),若视系统为一无质量粒子,且在粘度为 κ 的粘性介质中运动,以 p 表示粒子的广义坐标向量, E_{out} 表示运动势场,则依据 Euler-Lagrange 方程可获得以下的简化

运动方程^[14]:

$$\kappa_p \frac{dp}{dt} + \frac{\partial E_{out}}{\partial p} = 0 \quad (3)$$

这里, $\kappa_p = [\kappa_x, \kappa_y, \kappa_a, \kappa_b, \kappa_\theta]$ 也可视作变形参数 t 的规范化因子。若对椭圆进行 N 点均匀采样, 则各样本点 $v_i = (x_i, y_i)$ 可表示为

$$\begin{aligned} x_i &= x_c + a \cos(\theta) \cos(\varphi_i) - b \sin(\theta) \sin(\varphi_i) \\ y_i &= y_c + a \sin(\theta) \cos(\varphi_i) - b \cos(\theta) \sin(\varphi_i) \end{aligned} \quad (4)$$

其中, $\varphi_i = \frac{2i\pi}{N}, i = 1, \dots, N$

可将式(2)积分写成以下和式: $E_{out} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N P(x_i, y_i)$, 代入式(3), 并整理得

$$\kappa_p \frac{dp}{dt} + \sum_{i=1}^N \left(\frac{\partial P(x_i, y_i)}{\partial x_i} \frac{\partial x_i}{\partial p} + \frac{\partial P(x_i, y_i)}{\partial y_i} \frac{\partial y_i}{\partial p} \right) = 0 \quad (5)$$

为使最小化过程不受未知边缘强度的影响, 将式(5)规范化, 并改写为

$$\kappa_p \frac{dp}{dt} + \sum_{i=1}^N \left(\frac{\frac{\partial P(x_i, y_i)}{\partial x_i}}{|\nabla P(x_i, y_i)|} \frac{\partial x_i}{\partial p} + \frac{\frac{\partial P(x_i, y_i)}{\partial y_i}}{|\nabla P(x_i, y_i)|} \frac{\partial y_i}{\partial p} \right) = 0 \quad (6)$$

由式(4)可得

$$\begin{aligned} \frac{\partial x_i}{\partial p} &= [1 \quad 0 \quad \cos(\theta) \cos(\varphi_i) \quad -\sin(\theta) \sin(\varphi_i) \\ &\quad -a \sin(\theta) \cos(\varphi_i) \quad -b \cos(\theta) \sin(\varphi_i)] \\ \frac{\partial y_i}{\partial p} &= [0 \quad 1 \quad \sin(\theta) \cos(\varphi_i) \quad \cos(\theta) \sin(\varphi_i) \\ &\quad a \cos(\theta) \cos(\varphi_i) \quad -b \sin(\theta) \sin(\varphi_i)] \end{aligned} \quad (7)$$

为方便迭代运算, 可依据式(8)及式(9), 将式(6)在空间与时间上离散化, 即

$$\frac{\partial P(x_i, y_i)}{\partial x_i} = \frac{P(x_i + 1, y_i) - P(x_i - 1, y_i)}{2} \quad (8)$$

$$\frac{\partial P(x_i, y_i)}{\partial y_i} = \frac{P(x_i, y_i + 1) - P(x_i, y_i - 1)}{2}$$

$$\frac{dp}{dt} = \frac{p(t + \Delta t) - p(t)}{\Delta t} \quad (9)$$

按下述步骤即可迭代求解 p :

(1) 取定滤波器参数 σ , 规范化步长 $\Delta t/\kappa_p$ 及椭圆样本点数 N ;

(2) 取 $t=0$, 依据初始轮廓线位置获得 $p(t)$;

(3) 先由式(4)计算各样本点, 再由式(2)计算相应点的边缘能量强度;

(4) 由式(6)~式(9)计算 $p(t + \Delta t)$;

(5) 若 $|p(t + \Delta t) - p(t)|$ 小于某设定阈值, 则可得待提取椭圆的参数 p , 反之转步骤(3)。

3.2 有约束的椭圆变形模板

显然 3.1 节算法可直接推广至多个椭圆的同时提取。然而, 若待提取的目标椭圆非常接近, 则由于这些椭圆边缘的相互干扰, 将导致提取失败。若已知待提取的椭圆之间满足特定的约束 (constrained) 条件, 则可由这些先验知识增强算法的鲁棒性。

设 m 个椭圆的参数 p_1, p_2, \dots, p_m , 满足 n 个约束条件: $f_j(p_1, p_2, \dots, p_m) = 0, j = 1, 2, \dots, n$, 并记列向量 $\bar{p} = [p_1 \quad p_2 \quad \dots \quad p_m]^T$, 则可得下述 n 个约束方程:

$$w_j \frac{\partial f_j}{\partial p_i} \Delta p_i = -w_j f_j, j = 1, 2, \dots, n \quad (10)$$

这里, w_j 是加权因子, 其反映了约束作用的强度, 可取某个较大的正数。从而式(6)可简写为

$$\kappa_p \Delta p_i = - \sum E_{out}(p_i) \cdot \Delta t \quad (11)$$

式中, $\Delta p_i = p_i(t + \Delta t) - p_i(t)$

最后可得

$$\begin{pmatrix} \kappa_{p_1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \kappa_{p_2} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \kappa_{p_m} \\ w_1 \frac{\partial f_1}{\partial p_1} & w_1 \frac{\partial f_1}{\partial p_2} & \dots & w_1 \frac{\partial f_1}{\partial p_m} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ w_n \frac{\partial f_n}{\partial p_1} & w_n \frac{\partial f_n}{\partial p_2} & \dots & w_n \frac{\partial f_n}{\partial p_m} \end{pmatrix} \Delta \bar{p} = \begin{pmatrix} - \sum E_{out}(p_1) \cdot \Delta t \\ - \sum E_{out}(p_2) \cdot \Delta t \\ \dots \\ - \sum E_{out}(p_m) \cdot \Delta t \\ -w_1 f_1 \\ \dots \\ -w_n f_n \end{pmatrix} \quad (12)$$

利用线性最小二乘法, 可通过式(12)求取 $\Delta \bar{p}$, 反复迭代即可得到全部椭圆参数 \bar{p} 。

4 实验结果

为了验证本文算法的应用效果, 首先考虑两个相距较远的椭圆: $p_1 = [150, 150, 120, 100, 30^\circ]$, $p_2 = [150, 150, 80, 60, 30^\circ]$, 其初值设为 $p_{10} = [155, 145, 125, 95, 35^\circ]$, $p_{20} = [145, 155, 75, 65, 25^\circ]$, 样本点取为 20 点, σ 取 4 点, 分别采用 ESDM (ellipse-specific deformable model) 与 CESDM (constrained ellipse-specific deformable model) 算法 (考虑同心椭圆约束) 进行椭圆提取实验, 并与有代表性的 Xu 的

GVF Snakes 算法进行比较。由于篇幅所限,表 1 仅列出椭圆 1 的提取结果。由表 1 可见,由于边缘能量直接作用于全局参数而非局部节点,因此 ESDM

与 CESDM 算法对于椭圆提取的收敛速度与精度优于 GVF Snake,而 CESDM 算法则通过引入对多个椭圆的先验约束,可获得更好的提取效果。

表 1 各种算法的处理结果
Tab.1 Result of various algorithms

算法	不同迭代次数处理结果		
	迭代 5 次	迭代 10 次	迭代 20 次
ESDM	$\Delta x = 1.5833, \Delta y = -1.4110,$ $\Delta a = 0.6387, \Delta b = -3.8351,$ $\Delta \theta = 3.0580^\circ$	$\Delta x = -0.4030, \Delta y = -1.1256,$ $\Delta a = -0.0068, \Delta b = 0.6262,$ $\Delta \theta = 0.6682^\circ$	$\Delta x = -0.9775, \Delta y = -0.8530,$ $\Delta a = 0.6133, \Delta b = 0.8242,$ $\Delta \theta = 0.0012^\circ$
CESDM	$\Delta x = -0.3380, \Delta y = 0.4072,$ $\Delta a = -0.5623, \Delta b = 0.9741,$ $\Delta \theta = 0.0435^\circ$	$\Delta x = -0.3380, \Delta y = 0.3476,$ $\Delta a = -0.4573, \Delta b = 0.6734,$ $\Delta \theta = 0.1035^\circ$	$\Delta x = -0.2760, \Delta y = 0.3143,$ $\Delta a = -0.4213, \Delta b = 0.3643,$ $\Delta \theta = 0.0835^\circ$
GVF Snake	$\Delta x = 3.3960, \Delta y = -3.4270,$ $\Delta a = 0.3110, \Delta b = -4.8145,$ $\Delta \theta = 3.5224^\circ$	$\Delta x = 1.7105, \Delta y = -1.7260,$ $\Delta a = -0.3950, \Delta b = -2.6334,$ $\Delta \theta = 2.0815^\circ$	$\Delta x = 0.0717, \Delta y = -0.0438,$ $\Delta a = -0.4499, \Delta b = 0.5269,$ $\Delta \theta = 0.3379^\circ$

再次考虑两个相距较近的椭圆: $p_1 = [150, 150, 120, 100, 30^\circ], p_2 = [150, 150, 105, 85, 30^\circ]$,其初值设为 $p_{10} = [155, 145, 115, 95, 35^\circ], p_{20} = [145, 155, 110, 90, 25^\circ]$,其他设置同上,提取结果如图 2 所示。

由图 2 可见,尽管初值并不理想,但仅经过 9 次迭代,CESDM 算法即可得到满意的提取结果,而 ESDM 与 GVF Snakes 算法则由于受到邻近边缘的干扰,均无法提取出所需的椭圆。

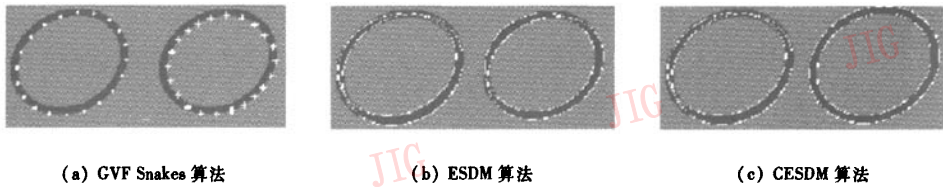


图 2 相邻椭圆提取结果

(左列:初始轮廓;右列:提取结果)

Fig.2 Adjacent ellipses extraction

(Left column: initial contours; Right column: extraction result)

最后考察实际图像的提取结果(如图 3 所示)。图 3 是图 1 的局部放大图,初始轮廓由手工给出,实际应用中也可采用 RHT 变换(randomized Hough transform)^[15]给出粗略结果,然后使用 CESDM 算法,仍使用同心椭圆约束,样本点取 12 个,经过 11

次迭代,其提取结果如图 3 所示。由图 3 可见,该算法能以较高精度同时提取多个椭圆。而 ESDM 与 GVF Snakes 算法均由于初始轮廓周围边缘的强烈干扰(例如图 3 中两个小孔的投影及外围两个邻近椭圆特征的相互干扰)而导致无法准确提取所需椭圆。值得说明的是,由于同心圆的投影并非严格的同心椭圆,仅当同心圆所在平面法向量与光轴方向一致时才成立,故应在算法接近收敛时,撤除相关约束,以得到真实的椭圆方程。

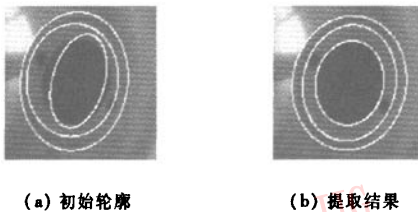


图 3 实际椭圆提取结果

Fig.3 Real ellipses extraction

5 结 论

特征提取算法从某种意义上看,它是由局部边

缘信息中恢复全局结构,而动态轮廓方法则提供了一种将上述信息相关联的有效途径。显然,除局部的边缘信息之外,更多的诸如形状、位置、相关性等先验信息的引入,将极大地提高算法的精度、速度与鲁棒性,而提取结果也同时给出了一种对数据的本质描述。

本文给出的椭圆变形模板算法由于是直接由椭圆的参数空间内搜索椭圆,并充分利用多个待提取椭圆的先验约束信息,从而得以快速准确地引导轮廓逼近所需的椭圆边缘特征,且对噪声干扰及邻近的边缘相对不敏感。本文方法也为类似具有先验模型的曲线提取,提供了一种有效的框架。

参考文献 (References)

- 1 Shin Y C, Ahmad S. 3D location of circular and spherical features by monocular model-based vision [A]. In: Proceedings of IEEE International Conference on System, Man and Cybernetics [C]. Cambridge, MA, USA, 1989; 576 ~ 581.
- 2 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snake: Active contour models [J]. International Journal of Computer Vision, 1988, 1 (4): 321 ~ 331.
- 3 Cohen L D, Cohen I. Finite element methods for active contour models and balloons for 2D and 3D images[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15 (11): 1131 ~ 1147.
- 4 Menet S, Saint-Marc P, Medion G. B-Snakes: implementation and application to stereo [A]. In: Proceedings of the Image Understanding Workshop [C], Pittsburgh, Pennsylvania, USA, 1990; 720 ~ 726.
- 5 Xu C, Prince J L. Snakes, shapes and gradient vector flow [J]. IEEE Transactions on Imaging Processing, 1998, 7 (3): 359 ~ 369.
- 6 Caselles V, Coll F, Dibos F. A geometric model for active contour [J]. Numerische Mathematik, 1993, 66(1): 1 ~ 31.
- 7 Amini A, Weymouth T, Jain R. Using dynamic programming for solving variational problems in vision [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12 (9): 855 ~ 867.
- 8 Williams D J, Shab M. A fast algorithm for active contours and curvature estimation [J]. Computer Vision Graphics and Image Processing: Image Understanding, 1992, 55(1): 14 ~ 26.
- 9 Poggio T, Torre V. Ill-posed problems and regularization analysis in early vision [A]. In: Proceedings of the Image Understanding Workshop [C], New Orleans, LA, USA, 1984; 257 ~ 263.
- 10 Yuille A L, Hallinan P W. Active Vision [M]. Cambridge, MA, USA; MIT Press, 1992; 21 ~ 38.
- 11 Yuille A L, Hallinan P W, Cohen D S. Feature extraction from faces using deformable templates [J]. International Journal of Computer Vision, 1992, 8(2): 99 ~ 111.
- 12 Staib L H, Duncan T S. Boundary finding with parametrically deformable models [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1992, 14(11): 1061 ~ 1075.
- 13 Lai K F, Chin R T. Deformable contours: modeling and extraction [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1995, 17(11): 1084 ~ 1090.
- 14 Basclé B, Deriche R. Region tracking through image sequences [A]. In: Proceedings of the Fifth International Conference on Computer Vision [C], Cambridge, MA, USA, 1995; 302 ~ 307.
- 15 Xu L, Oja E. Randomized Hough transform: basic mechanisms, algorithms and computational complexities [J]. Computer Vision Graphic Image Process: Image Understanding, 1993, 57 (2): 131 ~ 154.