

基于对称点搜索的一维 RHT 在椭圆检测中的应用

于海滨 刘敬彪 刘圆圆

(杭州电子科技大学电子信息学院 杭州 310018)

摘 要: 为了降低传统椭圆检测方法对于边缘梯度精度和椭圆完整性的过高要求,有效地提取出图像中的多个未知椭圆,该文提出了一种基于对称点搜索的仅需要一维参数空间累加阵列的快速椭圆检测方法。该方法充分利用椭圆的对称性,借助随机获取的对称点组确定候选椭圆的 3 个待定参数,并引入基于椭圆生成和膨胀匹配的候选椭圆确认方法用于克服椭圆形变对候选椭圆确认造成的影响。实验结果表明该文算法与基于 RHT 的其他具有代表性的椭圆检测方法相比具有检测速度快,精度高,抵抗椭圆的部分缺失和形变能力强等优点。

关键词: 椭圆检测; 随机 Hough 变换; 膨胀匹配; 椭圆生成

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2009)08-1830-05

1-D RHT Method Based on Symmetry Point Searching for Ellipse Detection

Yu Hai-bin Liu Jing-biao Liu Yuan-yuan

(School of Electronic & Information, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China)

Abstract: To lower the high requirements of both the accuracy of the edge gradient and the integrity of the ellipse, a fast ellipse detection method using only 1-D accumulation array in parameter space based on symmetry points searching is presented to effectively extract multiple unknown ellipses in an image. Three undetermined parameters of the candidate ellipse are determined by the group of the symmetry points which are acquired by random sampling and the validation algorithm based on the ellipse generation and dilation matching is introduced to eliminate the effect of the ellipses' distortion on the validation of the candidate ellipses. The experimental results show that compared with the other typical ellipse detection method based on RHT, the method here has the advantage of higher detection speed and accuracy and strong resistance to ellipse's partial deletion and distortion.

Key words: Ellipse detection; Randomized Hough Transform (RHT); Dilation matching; Ellipse generation

1 引言

椭圆是所有曲线型基元中最常用、最简单的基元和封闭曲线,也是自然界和人造物体中出现频率最高的基本元素之一,因而椭圆检测在天文观测、工业设计自动化、计算机辅助制造、机器视觉、生物医学等领域均具有重要的应用价值。同时,椭圆检测在一些具有近似椭圆轮廓(类椭圆轮廓)对象的辅助识别领域也获得了非常广泛的应用,如在人脸识别和行人头部检测等安防监控领域中,人脸或行人头部的轮廓提取均可采用椭圆检测技术实现。

Hough 变换是椭圆目标提取最常用的方法。它的主要优点是对于椭圆的部分缺损和噪声不敏感,具有很高的检测精度和鲁棒性。而它的缺点也很明显,由于椭圆有 5 个待定参数,采用标准 Hough 变换检测椭圆需要在 5 维的参数空间中进行累积投

票,算法的时间和空间复杂度非常高。为了有效降低 Hough 变换中参数空间累加器的维数和 Hough 变换的存储需求以尽可能加快椭圆检测的速度,近些年来,许多研究者进行了大量的尝试,改进方法主要有两类:第 1 类采用随机 Hough 变换(Randomized Hough Transform, RHT)方法直接对椭圆的 5 个参数进行估计。如文献[1]采用 5 点 RHT 提取图像中的椭圆。由于需要随机采样 5 点才能确定椭圆参数,因此 5 点 RHT 法在边缘点数目比较大时引入无效采样和累积的概率变大,导致算法的运算量和存储需求也随之增长。为了降低无效采样和累积的概率,文献[2,3]利用二次曲线的极点和极线的定义借助边缘点的梯度方向将 5 点 RHT 转变为 3 点 RHT。尽管 3 点 RHT 相比 5 点 RHT 性能获得了较大的提升,但 3 点 RHT 对于边缘梯度方向的精度要求非常高,当边缘梯度方向的精度下降或待检测的椭圆形变较大时,3 点 RHT 方法的检测效果通常较差。为了避免梯度方向精度影响椭圆检

测效果, 进一步提升 Hough 变换的性能, 近些年来直接采用 2 点 RHT 获取椭圆上特殊点对以充分利用椭圆的几何性质降低参数空间累加器维数的另一类改进方法逐渐获得了较多的应用, 如文献[4,5]提出的长轴端点法直接借助 2 点 RHT 以确定椭圆的两个长轴端点。由于长轴端点获取后, 椭圆的不确定参数个数大大减少, 因此采用低维参数空间累积即可获取椭圆的全部参数从而完成椭圆检测, 然而该类方法对于图像中椭圆完整性的要求较高, 当椭圆的长轴或短轴的两个端点由于噪声或遮挡原因存在部分或全部缺失时, 该类方法失效。

为了克服 3 点 RHT 对边缘梯度精度的过高要求以及长轴端点法对于椭圆完整性的过度依赖, 有效地提取出图像中的个数未知的多个椭圆(包括部分缺失与形变等复杂情况), 本文提出了一种基于对称点搜索的仅需要一维参数空间累加阵列的椭圆检测方法。该方法充分利用椭圆的轴对称特性和中心对称特性借助随机采样获取的两个长(短)轴对称点和由这两点决定的一个中心对称点共同确定候选椭圆的 3 个待定参数, 并通过 1 维参数空间的累积操作获取剩余的两个待定参数。其中, 算法原理的介绍可见第 2 节; 算法的详细步骤可见第 3 节; 算法的性能测试、实验结果与结论分别在第 4 节和第 5 节给出。

2 算法原理

2.1 对称点组的获取与参数空间累加阵列的降维

为了达到降低参数空间累加阵列维数的目的, 获取的对称点组应尽可能利用椭圆的几何性质减少椭圆的不确定参数。本文选取的对称点组为以椭圆长轴或短轴为对称轴的轴对称两点以及其中一点的中心对称点, 如图 1 所示。在图 1 中, 设对称点组为 P_1 、 P_2 和 P_3 , 其中, P_1 和 P_2 为轴对称点对, 用于确定椭圆的长轴方向角 φ ; P_1 与 P_3 为中心对称点对, 用于确定椭圆中心 (x_C, y_C) 。由于 P_1 、 P_2 连线 $\overline{P_1P_2}$ 的垂直平分线 l_a 即为椭圆的长轴或短轴所在的直线, 因而当 P_1 、 P_2 确认后, φ 就变为确定的, 即 $\arctan((x_1 - x_2)/(y_2 - y_1))$ (假定椭圆的长轴长度与短轴长度的大小关系不做明确规定, 即允许 $a \leq b$)。而当 φ 确定后, 由椭圆的几何性质, P_3 的获取可借助 φ , 在 P_1 和 P_2 的边缘梯度方向的同侧沿长轴平行线 l_{pv} 以 P_2 为起点进行搜索。在获取 P_1 、 P_2 的随机采样过程中, 为了有效降低无效累积的次数, 可以利用 P_1 和 P_2 的边缘梯度方向向量必位于 $\overline{P_1P_2}$ 的同侧并且它们与 $\overline{P_1P_2}$ 的夹角大小相等的性质进行辅助判别。如图 1 所示, P_1 、 P_2 的梯度方向与 $\overline{P_1P_2}$ 的夹角

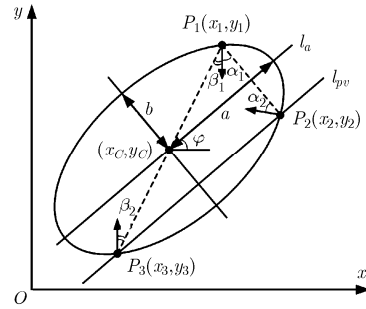


图 1 斜椭圆的轴对称点与中心对称点

分别为 α_1 和 α_2 。而在 P_3 的搜索过程中, 由于 P_1 与 P_3 的连线 $\overline{P_1P_3}$ 为椭圆的直径, 因而 P_1 、 P_3 的梯度方向与 $\overline{P_1P_3}$ 的夹角 β_1 和 β_2 应当满足 $0 \leq \beta_1 = \beta_2 \leq \arctan[0.5(k_{\max} - 1/k_{\max})]$ ($k_{\max} = (a/b)_{\max}$, 即待检测椭圆的长短轴之比的最大值, 可由对于待检测椭圆的先验知识获得)。

在 P_1 、 P_2 和 P_3 均获得确认后, 椭圆长轴方向角 φ 和椭圆中心 (x_C, y_C) 将变为确定参数, 在椭圆的 5 个不确定参数中未获得确定的参数将只有 a 和 b , 因而仅采用一维参数空间累加器即可实现 a 和 b 的确定从而实现了参数空间累加阵列的降维。

需要指出的是, 尽管在 P_1 、 P_2 的选取过程和 P_3 的搜索过程中均借助了边缘梯度方向, 但使用边缘梯度方向的方式与文献[3]中的 3 点 RHT 方法存在本质的不同, 3 点 RHT 将边缘梯度方向用于椭圆参数的计算与累积, 而本文仅用于对称点组存在性的辅助判别以降低无效累积次数, 因而本文提出的方法对边缘梯度方向的精度要求不高, 允许一定范围的误差存在。

此外, 若设椭圆上每个边缘点存在的概率为 p , 椭圆周长为 L_E , 则长轴或短轴两个端点同时存在的概率为 $2p^2$, 而对称点组 P_1 、 P_2 和 P_3 同时存在的概率为 $(L_E - 4)p^3$ 。由于在通常情况下均能够满足 $(L_E - 4)p \gg 2$, 即任意对称点组存在的概率远高于长轴或短轴的两个端点, 而只要椭圆轮廓上任意一组对称点组存在就可以检测出该椭圆, 因而本文算法抵抗椭圆部分缺失的能力将明显强于长轴端点法。

2.2 候选椭圆的确认

在文献[5]中, 候选椭圆的确认过程与候选椭圆的提取过程实际上是结合在一起的, 即如果累加阵列中极值所在单元的投票结果与候选椭圆周长之比 μ_{peak} 高于给定的阈值, 则不仅该累加阵列对应的候选椭圆的参数 a 得到确定, 同时该候选椭圆也将被确认为真实椭圆。由于该确认方法简单易行, 因而在图像中的椭圆无形变或形变较小时可以获得较好的检测精度与极小的时空消耗。但是, 如果算法用

于检测形变较大的椭圆或类椭圆轮廓时，这种候选椭圆确认方法容易造成漏检。如图 2(a)所示，目标轮廓是类椭圆轮廓，与虚线所示的标准椭圆轮廓相比存在较大的形变，许多边缘目标点并没有直接落在标准椭圆上。由于在累积投票过程中极值单元的产生在一定的误差范围内仅取决于落在标准椭圆轮廓上的边缘点，因而形变较大的候选椭圆轮廓经累积投票后其累加阵列中的投票值分布较为均匀，如图 2(b)所示，极值所在单元的投票结果对应的 μ_{peak} 很有可能低于给定的阈值，而阈值的降低又会使得误检风险增大。因此，在这种情况下如果仍然采用极值所在单元的投票结果作为确认候选椭圆的标准则将漏检该椭圆轮廓。

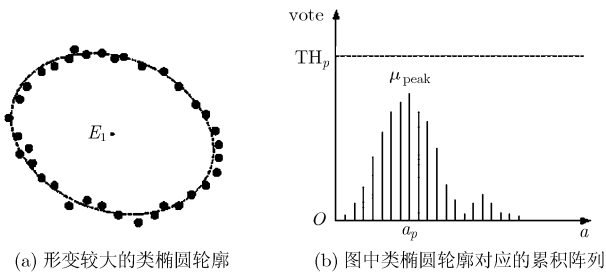


图 2 文献[5]提出的候选椭圆确认方法用于检测形变较大的类椭圆轮廓

为了解决上述问题，避免形变类椭圆轮廓的漏检，本文将候选椭圆的提取与确认工作分解开来，在候选椭圆提取后借助文献[6]提出的椭圆生成算法生成候选椭圆，并将生成的候选椭圆上的点与图像中的边缘目标点进行匹配从而完成候选椭圆的确认。在匹配过程中，为了使形如图 2(a)中的没有落在候选椭圆轮廓上的边缘目标点不被漏检，本文采用如图 3 所示的 8 邻域“膨胀”匹配方式，即只要边缘目标点存在于生成的候选椭圆轮廓上某点的 8 邻域内，则认为该边缘目标点与候选椭圆轮廓匹配成功，匹配点个数进行加 1 操作。

3 算法详细步骤

依据第 2 节给出的算法原理，下面给出本文算

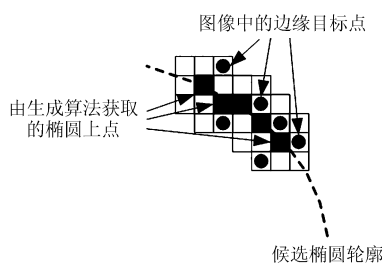


图 3 8 邻域“膨胀”匹配

法的详细步骤：

- (1)采用随机采样方式获取长轴对称点对 P_1 和 P_2 ；
- (2)设 P_1, P_2 的梯度方向与 $\overline{P_1P_2}$ 的夹角分别为 α_1 和 α_2 ，给定误差范围 E_α ，若 $|\alpha_1 - \alpha_2| \leq E_\alpha$ ，则转步骤(3)，否则，转步骤(1)；
- (3)利用 P_1, P_2 获取候选椭圆长轴方向角 φ ，并借助 φ 在 P_1 和 P_2 的边缘梯度方向的同侧沿长轴平行线 l_{pv} 以 P_2 为起点在给定的范围进行搜索；
- (4)设搜索到的点为 P_3 ， P_1, P_3 的梯度方向与 $\overline{P_1P_3}$ 的夹角分别为 β_1 和 β_2 ，给定误差范围 E_β ，若 $|\beta_1 - \beta_2| \leq E_\beta$ ，则认为 P_3 为 P_1 的中心对称点，转步骤(6)，否则，转步骤(5)；
- (5)在给定的范围内重复步骤(4)，若在给定的范围内未搜索到 P_1 的中心对称点，则转步骤(1)重新采样；
- (6)借助 P_1, P_2 和 P_3 获取候选椭圆中心 (x_C, y_C) ；
- (7)借助对于图像中椭圆大小的先验知识，在一定范围内获取除 P_1, P_2 和 P_3 之外的所有边缘点对 a 进行累积投票；
- (8)累积阵列中极值所在位置的投票结果若高于给定的阈值 TH_a ，则提取出该候选椭圆，并转步骤(9)对其进行确认，否则，放弃该组椭圆参数，转步骤(1)重新采样；
- (9)采用膨胀匹配法对候选椭圆进行确认，若匹配点个数与椭圆周长之比高于给定阈值，则候选椭圆得到确认成为真实椭圆，将其添加到真实椭圆列表当中，同时检测到的椭圆数目加 1，转步骤(10)，否则，该候选椭圆为虚假椭圆，转步骤(1)重新采样；
- (10)去除已获得确认的候选椭圆上的所有匹配边缘点，转步骤(11)；
- (11)若检测到的椭圆数目达到规定数目或图像中的两点组合全部采样完毕，则检测结束，绘制出检测到的真实椭圆，否则重复步骤(1)–步骤(10)。

4 实验结果与性能测试

实验平台为 Pentium D 3.4 GHz, 1 G 内存，操作系统为 Windows XP，开发工具为 Visual C++6.0，代码未进行任何优化。本文采用两组图像作为测试对象，第 1 组为人工合成图像，第 2 组采用一张实际拍摄的用于定位行人头部的多个行人分布于不同高度时的真实图像。为了衡量本文算法的性能，将本文算法与文献[3]中提出的 3 点 RHT 算法和文献[4]提出的长轴端点法进行比较，比较的内容包括运行时间 t ，椭圆各个参数的检测误差以及错检 (Wrong Detection, WD)，漏检 (Missing Detection,

MD) 和不合理的检测 (Unreasonable Detection, UD)。另外, 为了考察边缘梯度方向误差对于算法的影响, 在实验过程中, 3 种算法均采用相同的精度较低的边缘检测算子, 获取的边缘梯度方向误差保持一致。

第 1 组实验采用的图像如图 4(a) 所示, 分辨率为 400×400 , 包含 5 个已知椭圆, 其中两个椭圆的长轴和短轴端点各有一个被遮挡。图 4(b) 为该实验图像对应的边缘检测结果, 其中, 边缘目标点个数为 2599。图 4(c), 4(d), 4(e) 分别为 3 点 RHT 法、长轴端点法和本文算法的椭圆检测结果。表 1 为 3 种方法的性能对比, 其中 $\overline{\Delta x_C}$ 等椭圆参数误差的定义为

$$\overline{\Delta x_C} = \frac{1}{5} \sum_{i=1}^5 \frac{|\hat{x}_C(i) - x_C(i)|}{x_C(i)} \quad (1)$$

式(1)中, $\hat{x}_C(i)$ 为图中第 i 个椭圆中心横坐标的检测值, $x_C(i)$ 为真实值。表 1 中其他椭圆参数误差的定义均与 $\overline{\Delta x_C}$ 相仿。从表 1 的对比结果可以看出, 在边缘梯度精度较低并保持一致的情况下, 由于长轴端点法与本文方法的椭圆检测精度与边缘梯度方向精度无关, 因而它们的椭圆检测误差均低于 3 点 RHT 法; 同时, 由于 3 点 RHT 法在候选椭圆提取过程中椭圆的 5 个自由参数都是未知的, 在 3 个采样点获取后需同时计算候选椭圆的 5 个自由参数, 而长轴端点法和本文算法在候选椭圆提取阶段只有两个未知参数, 获取未知参数的运算量与参数累积的运算量均低于 3 点 RHT 法, 这种运算量之间的差异直接体现在算法的耗时上, 由表 1 可知, 本文算法耗时与长轴端点法接近, 近似为 3 点 RHT 法耗时的 1/3; 另外, 对于图像中长短轴端点均存在遮挡的两个椭圆, 长轴端点法失效, 而 3 点 RHT 法和本文算法都能够准确的检测到这两个椭圆, 抵

抗椭圆部分缺失的能力明显强于长轴端点法。

第 2 组实验采用的图像如图 5(a) 所示, 分辨率为 320×240 , 由摄像机垂直地面拍摄获取。图中处于不同高度的 4 个行人的头部轮廓接近椭圆。图 5(b) 为边缘检测结果, 边缘目标点个数为 4678, 从边缘图像中可以看出, 4 个行人的头部轮廓与标准椭圆轮廓相比均具有较大的形变, 其中, 站在最高处的行人的头部轮廓由于部分超出图像边界而导致缺失较为严重。图 5(c)、5(d)、5(e) 分别为 3 点 RHT、长轴端点法和本文算法的类椭圆头部轮廓的检测结果。表 2 为 3 种方法的性能对比。由于图中的头部类椭圆轮廓的参数都是未知的, 因此无法估计椭圆检测的误差, 只能从视觉角度对 3 种方法的检测效果进行评价。从检测结果可以看出, 长轴端点法仅对形变较小、缺失不严重的一个头部轮廓检测效果较好; 对于轮廓缺失最严重的站在最高处的行人头部轮廓和形变最严重的站在最低处的行人头部轮廓产生了漏检; 对于图像中最下方的缺失较为严重的行人头部轮廓的检测结果与实际轮廓的拟合效果较差。造成检测效果不好的原因为算法对椭圆完整性要求较高并且其候选椭圆确认方法容易漏检形变较大的类椭圆轮廓。尽管 3 点 RHT 算法并没有产生漏检, 但候选椭圆自由参数计算和累积的复杂性使其在边缘点数增大时耗时明显增长, 同时, 对边缘梯度方向精度的过高要求使其对于缺失和形变严重的椭圆也容易产生漏检或不合理检测, 如图 5(c) 中 3 点 RHT 算法对于站在最高处的行人头部轮廓的检测结果就是一个不合理的检测结果, 只拟合了实际轮廓的一部分。综合表 2 中的各项指标与图 5 中的检测效果, 本文方法时空消耗低, 抵抗椭圆部分缺失与形变的能力强, 性能明显优于 3 点 RHT 法和长轴端点法。

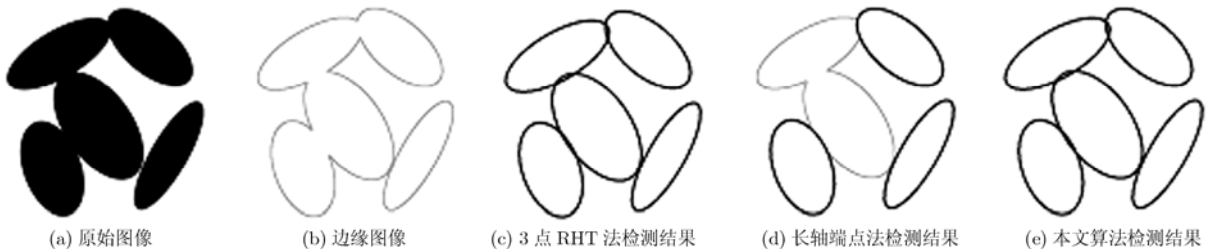


图 4 人工合成图像及其椭圆检测结果

表 1 人工合成图像检测结果比较

方法	t (s)	$\overline{\Delta x_C}$	$\overline{\Delta y_C}$	$\overline{\Delta a}$	$\overline{\Delta b}$	$\overline{\Delta \varphi}$	WD	MD
3 点 RHT 法	4.98	0.0018	0	0.0060	0.0106	0.0022	0	0
长轴端点法	1.45	0.0007	0	0.0032	0.0043	0.0014	0	2
本文方法	1.66	0	0	0.0037	0.0036	0.0019	0	0

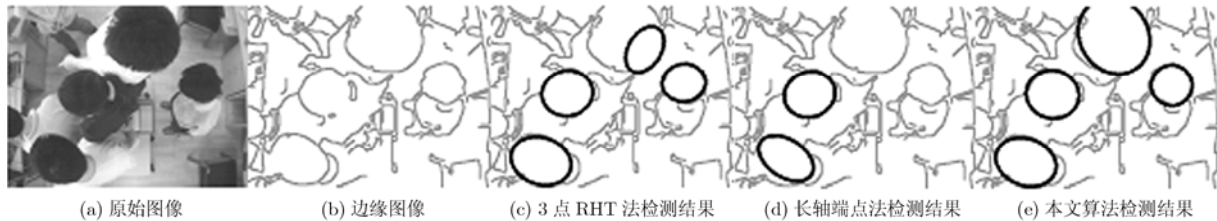


图 5 真实图像及其椭圆检测结果

表 2 真实图像检测结果比较

方法	t (s)	WD	MD	UD
3 点 RHT 法	99.09	0	0	1
长轴端点法	1.75	0	2	1
本文方法	4.54	0	0	0

5 结束语

本文提出了一种基于对称点搜索的一维 RHT 椭圆检测方法。该方法充分利用椭圆的轴对称特性和中心对称特性去除椭圆的待定参数,使得参数空间累加阵列的维数降至一维,极大地降低了椭圆检测的时空消耗,同时,对称点组存在的高可能性使得该方法对于椭圆完整性的要求远低于长短轴端点法。另外,基于椭圆生成和膨胀匹配的候选椭圆确认方法的引入使得本文算法对于形变较大的类椭圆轮廓也具有较好的检测效果。实验结果也表明本文提出的方法比现有的具有代表性的两种椭圆检测方法更加胜任复杂背景图像中的具有部分缺失和较大形变的未知个数的椭圆提取工作。

参 考 文 献

- [1] Xu L, Oja E, and Kultane P. A new curve detection method: Randomized Hough Transform (RHT) [J]. *Pattern Recognition Letter*, 1990, 11(5): 331-338.
- [2] Yoo J and Sethi I. An ellipse detection method from the polar and pole definition of conics [J]. *Pattern Recognition*, 1993,

26(2): 307-315.

- [3] 陈燕新, 戚飞虎. 一种新的基于随机 Hough 变换的椭圆检测方法[J]. *红外与毫米波学报*, 2000, 19(1): 43-47.
Chen Yan-xin and Qi Fei-hu. A new ellipse detection method using randomized Hough transform [J]. *Journal of Infrared and Millimeter Waver*, 2000, 19(1): 43-47.
- [4] Chia A, Leung M, Eng How-Lung, and Rahardja S. Ellipse detection with Hough transform in one dimensional parametric space [C]. *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing 2007, San Antonio, USA, Sept. 16-Oct. 19, 2007, Vol. 5: 333-336.*
- [5] 周小明, 刘明, 徐飞. 基于长轴和对偶性的椭圆检测新算法[J]. *光学技术*, 2007, 33(5): 763-765.
Zhou Xiao-ming, Liu Ming, and Xu Fei. A new ellipse detection algorithm using major axis of the ellipse and dual points method [J]. *Optic Technique*, 2007, 33(5): 763-765.
- [6] 唐棣, 孙岩. 一种高效的整数型椭圆生成算法[J]. *计算机辅助设计与图形学学报*, 2002, 14(1): 14-16.
Tang Di and Sun Yan. An effective integer algorithm for generation of ellipse [J]. *Journal of Computer Aided Design & Computer Graphics*, 2002, 14(1): 14-16.

于海滨: 男, 1979 年生, 讲师, 研究方向为图像处理与计算机视觉、模式识别、计算机并行处理.

刘敬彪: 男, 1964 年生, 教授, 主要研究方向为信号处理、多媒体通信、智能仪器仪表、工业自动化等.

刘圆圆: 女, 1978 年生, 讲师, 研究方向信号与信息处理、图像处理与机器视觉.