

# 虹膜快速检测与精确定位的算法研究

秦武旻<sup>1</sup> 朱长婕<sup>2</sup>

(1. 河海大学计算机与信息学院 南京 211100; 2. 河海大学保卫处 南京 211100)

**摘要:**常规虹膜检测算法易受噪声或其他人体特征干扰,针对该缺陷提出一种改进算法,利用动态轮廓模型修正 Hough 算法得到的估计轮廓。首先,利用 Hough 算法得到粗略的虹膜估计轮廓,然后借鉴微积分的思想将虹膜图像等分成一定数量的小矩形,引入平滑函数和梯度函数构建动态轮廓模型修正所有小矩形内通过的粗略轮廓,得到精调后的估计轮廓。最后,将该优化算法与 Hough 算法和传统 k-means 算法进行对比实验,着重在时效性和精确度两个方面进行性能分析。结果表明,改进算法较之传统 Hough 算法在精确性方面大幅改进,同时在处理图像尺寸为  $300 \times 200$  以上的场合下该算法较之 k-means 算法计算效率更高。

**关键词:**虹膜检测;Hough 算法;动态轮廓模型

**中图分类号:** TN911.73 TP391.41 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.1060

## Efficient and precise optimization algorithm for iris location

Qin Wumin<sup>1</sup> Zhu Changjie<sup>2</sup>

(1. College of Computer and Information, Hohai University, Nanjing 211100, China;

2. Security Department, Hohai University, Nanjing 211100, China)

**Abstract:** In order to eliminate the flaws in traditional iris detection methods, a new optimization algorithm is proposed, which is based on the theory of the dynamic contour model and used to revise the raw contours computed by Hough circle detection. First, we obtain a raw estimate of the iris contour by Hough algorithm. And then based on the idea of calculus, an iris image is segmented into a number of small rectangles which have the same size. After that we establish a dynamic contour model containing smooth function and gradient function in order to revise raw contours in each rectangle and achieve a precise estimate. Finally, we use the proposed algorithm, Hough algorithm and k-means clustering to achieve respective contour estimate in experiment. The result shows that the proposed method have a large advantage over the Hough circle algorithm in terms of precision, and it also have a higher computational efficiency than k-means especially in dealing with images which size is over  $300 \times 200$ .

**Keywords:** iris location; Hough algorithm; dynamic contour energy model

### 1 引言

随着经济社会活动的发展,智能安防、智能医疗等生物识别技术越来越受到人们的广泛关注。因为虹膜特征诸如颜色、纹理信息由人的遗传基因唯一决定,虹膜识别技术成为了生物识别领域最可靠、最稳定、最可行的方案<sup>[1]</sup>。而准确地从背景各异的图像中提取出虹膜这一关键生理信息是保证虹膜识别质量的前提,因此探究合理的虹膜检测算法就成为了生物识别和匹配领域的重点工作。

传统的人像提取方案是对每帧图像进行全尺寸级的分

割运算。周啸等人提出了灰度阈值分割算法,该方法基于前景对象与背景对象直方图分布的差异性<sup>[2]</sup>。虽然效率高,但是算法对图像中的噪声、光照不均敏感,尤其在高边缘对象如睫毛、眼睑的干扰下,虹膜的检测效果不甚理想。陈山引入形态学中的开运算消除无效的边缘点,通过灰度投影法检测虹膜的内外轮廓,有效地减少了噪声对轮廓估计的影响<sup>[3]</sup>。然而,该算法无法完全抑制虹膜内部噪声对外边缘定位的影响,实际操作中仍然存在相当大的误差。

为了减少无效的高梯度点对定位结果的影响,基于机器学习的 Adaboost 算法被广泛应用于人体特征的检测识

别任务中。王剑<sup>[4]</sup>利用 Adaboost 算法训练基于 Haar 型特征的级联强分类器,运用强分类器能够快速定位人眼,然后通过 Hough 算法精定位虹膜轮廓。这种方法能够有效地排除噪声、睫毛的干扰。但现实中目标样本要远小于非目标样本,通过有限样本训练出的分类器在复杂背景的干扰下存在错误分类的可能性。可以通过扩充样本集进一步完善分类器,但前期会耗费大量的训练时间。

Qian 等人<sup>[5]</sup>提出了利用 k-means 算法为代表的聚类算法来定位虹膜的思路,实验证明该法能够有效地提高轮廓提取的准确度。算法的大体思路首先是利用 k-means 算法随机得到若干个聚类中心,对图像中的所有像素点聚类,根据新生成聚类调整聚类中心,设置相应的迭代终止条件重复多次聚类运算后得到检测结果。此类算法的检测结果较为理想,但是巨大的算法开销限制了其应用。

李鹏飞等人<sup>[6]</sup>提出了 Harris 算法和 Susan 算法相结合的角点检测方法,该方法具有较高的计算效率和良好的稳定性,但是该算法在处理复杂背景图像的场所效果欠佳。这是因为算法利用了 Susan 算法对初步角点进行筛选时,很难找到一个固定的圆形模板适用于背景随机的虹膜图像,因而影响了该算法的精确性。

## 2 基本思想

Hough 圆检测法能充分利用虹膜轮廓近似为圆的知识,在确定数学模型的基础上对形状参数采用投票拟合的估计方法,能够处理边缘信息部分缺损的虹膜图像,因而该算法具有优良的鲁棒性,适用于精确度要求不高的虹膜检测任务中<sup>[7]</sup>。为了提高传统 Hough 圆检测算法数据处理精度上的不足<sup>[8]</sup>,同时兼顾虹膜轮廓提取的效率问题。本文提出了一种基于 Hough 圆检测的动态轮廓自适应算法。该自适应算法大致分为两个模块。首先,利用 Hough 圆估计算法得到一个粗糙的圆形轮廓,距离圆形轮廓过远的像素点视为背景像素滤去,基于此得到一个包含粗糙圆形轮廓的感兴趣矩形区域(region of interest, ROI);其次,对该 ROI 区域划分为  $N$  个矩形区域,遍历圆形轮廓经过的矩形区域,在这些小区域内利用动态轮廓模型对估计轮廓进行修正。动态轮廓模型通过建立一个能量模型保证虹膜轮廓的精确划定,能量模型方程分为内部能量项,外部能量项和自定义能量项;内部能量保证了轮廓的连续性和平滑性,保证了定位结果的可靠性和可信度;外部能量通过自定义权值引导动态轮廓移动至 ROI 中的梯度最大处,保证了轮廓划定的精确性;自定义能量项基于前两项能量最小化得到的新轮廓与 Hough 得到的初始圆轮廓的偏差制定能量惩罚项,最终综合各步骤得到一个较为精确的轮廓线,且算法的运行效率有效提升。

## 3 技术方案

### 3.1 利用 Hough 算法对虹膜粗定位

1) 首先对待处理图像进行直方图变换,设置相应的阈

值得面部掩模,利用生成的面部掩模滤去与背景相关的类圆形轮廓,只保留人的面部信息。根据经验瞳孔具有最低的灰度值且与其他区域存在较大的色差<sup>[9]</sup>,利用 MATLAB 工具观察面部直方图此时只要设置一个灰度阈值,就可以将虹膜的内边缘(瞳孔轮廓)确定下来。

2) 接着对其中的每一帧图像进行虹膜外轮廓检测,由于虹膜外边缘的形状类似圆形,因此估计参数空间为  $(a, b, r)$ ,其中  $a$  为待估圆心在  $x$  方向上的坐标,  $b$  为待估圆心在  $y$  方向上的坐标,  $r$  为待估圆的半径。可以利用边缘检测得到局部范围内的梯度极大点,结合 Hough 检测确定参数向量  $(a, b, r)$ ,得到虹膜的粗定位轮廓。

其中参数向量满足式(1)<sup>[10]</sup>。

$$(x-a)^2 + (y-b)^2 = r^2 \quad (1)$$

传统的 Hough 检测需要穷举出所有可能的  $(a, b, r)$ ,并根据边缘检测得到的轮廓样本点信息进行投票表决,最终选出合适的  $(a, b, r)$  组合。但直接对三维空间进行 Hough 参数估计,计算耗时过长<sup>[11]</sup>,因而采用效率更高的优化 Hough 算法。

对式(1)进行空间映射,可以将参数空间由  $(a, b, r)$  降维至  $(r, \theta)$  得到式(2)。

$$\begin{cases} a = x - r \cos \theta \\ b = y - r \sin \theta \\ \theta \in [0, 2\pi) \end{cases} \quad (2)$$

通过前期的系列工作,可以大致确定半径  $r$  的范围  $[R_{\min}, R_{\max}]$ ,设置步长  $sep = (R_{\max} - R_{\min})/N_r$ ,其中  $N_r$  为  $r$  的待选种子值个数,可以由用户根据精度需要自行调整。同时设定的  $\theta$  在一个圆周上取 16 个待选方向,即参数  $\theta$  的取值步长为  $\pi/8$ ,可得一簇离散的种子值,如下:

$$\begin{cases} r_k = R_{\min} + (k-1) \times sep, & k = 0, 1, \dots, N_r \\ \theta_l = l \times \frac{\pi}{8}, & l = 0, 1, \dots, 15 \end{cases} \quad (3)$$

可以结合 Canny 边缘检测算子<sup>[12]</sup>得到图像的梯度幅值矩阵  $G(x, y)$  和方向矩阵  $\theta(x, y)$  进一步简化式(3),其中  $G_x(x, y)$  代表水平方向上的梯度矩阵,  $G_y(x, y)$  代表垂直方向上的梯度矩阵:

$$\begin{aligned} G(x, y) &= \sqrt{G_x^2(x, y) + G_y^2(x, y)} \\ \theta(x, y) &= \arctan(G_y(x, y)/G_x(x, y)) \end{aligned} \quad (4)$$

对所有的像素进行筛选,将梯度幅值  $G(x, y)$  过小的像素信息排除后,得到一些疑似边缘样本点集  $P$ 。同时,每一个边缘信息样本像素对应一个梯度方向信息  $\theta(x, y)$ ,等价于直接计算出式(3)中的参数  $\theta$ ,就不再需要对参数  $r$  进行投票即可得到一组候选圆心点集  $S = \{(a_i, b_i)\}, i = 1, 2, \dots, N, N$  为点集  $P$  内元素的个数。寻找圆心可能的落点范围,形成一个矩形区域,等尺寸划成长宽分别为  $M_{rect}, N_{rect}$  的网格状投票区域 ( $M_{rect} > N_{rect}$ ), 其中:

$$\begin{aligned} M_{rect} &< \min |a_i - a_j| \\ N_{rect} &< \min |b_i - b_j| \end{aligned}$$

$$i, j = 1, 2, \dots, N \quad (5)$$

对上述的投票区域根据候选圆心点集  $S$  进行投票, 选出计票最多的圆心区域, 并计算该投票区域的几何中心, 计算出待测外边缘的圆心值  $(a, b)$ , 综合边缘样本点集  $P$  得到圆半径较精确的估计值, 完成对虹膜外边缘的粗定位。

### 3.2 利用动态轮廓模型对粗定位进行修正

由 3.1 节可以得到圆形的轮廓估计  $C_0 = (x-a)^2 + (y-b)^2 - r^2 = 0$ , 记虹膜的理想提取轮廓表达式  $C(x, y) = 0$ 。由于虹膜轮廓的圆封闭性, 将整个 ROI 图像简化为二值化图像, 那么动态轮廓问题就可以建模为:

$$E(x, y, C) = E_1(x, y) + E_2(x, y) \quad (6)$$

式中:  $E_1(x, y)$  代表划分到  $C_0$  内部像素点的统计方差,  $E_2(x, y)$  代表  $C_0$  外部像素点的统计方差, 继续展开式(6)可得:

$$E(x, y, C) = \sum_{P \in C_{in}} (i(x, y) - m_{in})^2 + \sum_{P \in C_{out}} (i(x, y) - m_{out})^2 \quad (7)$$

式中:  $i(x, y)$  为 ROI 区域中所有的像素点。因为假定是二值化图像, 因此轮廓的内外均值  $m_{in}, m_{out}$  均为已知常数, 如果有  $C = C_0$  此时应有  $E(x, y, C) = 0$ , 问题就转化为求满足式(8)所示的曲线  $C$ :

$$C(x, y) = \operatorname{argmin}\{E(x, y, C)\} \quad (8)$$

将上述的特殊情况推广到一般, 可以认为在一个足够小的邻域  $\delta^2$  内, 像素间的差别都不是特别大。当系统检测到像素的统计图中明显有两峰值时, 可以认为该足够小的邻域  $\delta^2$  内有轮廓线通过。利用这一特性可以将 ROI 图像划分为相当数量的小区域, 对每一块小区域进行轮廓线的精定位。

### 3.3 动态轮廓精定位处理步骤

1) 首先对 ROI 图像  $I$  进行中值滤波: 利用中值滤波在滤波后能够较好保留图像信息, 同时又能最大程度地消除图像的噪声这一优点, 得到去边缘的柔和图像。

2) 将图像等分为  $N$  个矩形区域  $\Omega_i, i = 1, 2, \dots, N$  (在本例中取  $N = 32$ ), 对其中的每一个小区域  $\Omega_i$  分别计算器其轮廓内外的像素强度均值  $m_{in}, m_{out}$  并记录:

$$m_{in} = \sum_{C(x,y)>0} I(x,y) / \sum_{C(x,y)>0} 1$$

$$m_{out} = \sum_{C(x,y)<0} I(x,y) / \sum_{C(x,y)<0} 1$$

3) 按照像素在子集  $\Omega_i$  中的划分遍历 ROI 图像中的所有像素点, 并按照下式建构动态轮廓的能量值:

$$E_\sigma(x, y, C) = \sum_{\Omega} \left( \sum_{P \in C_{in}} (i(x, y) - m_{in})^2 + \sum_{P \in C_{out}} (i(x, y) - m_{out})^2 \right) \quad (9)$$

4) 整个动态轮廓的修正式定义为:

$$E(x, y, C) = \mu E_\mu(x, y, C) + \lambda E_\sigma(x, y, C) \quad (10)$$

$\mu, \lambda > 0$

$$E_\mu(x, y, C) = \left( \iint_{\Omega} |I(x, y) - C| dx dy + \iint_{\Omega} |I(x, y) - \mu| dx dy \right) \quad (11)$$

式中:  $E_\sigma(x, y, C)$  项指引初始轮廓向着真实的轮廓边缘移动, 确保粗轮廓能够被很好地修正,  $E_\mu(x, y, C)$  尽可能保护了修正轮廓的连续性, 以免轮廓在精调中因为局部偏移过大而出现“断裂”的情况。

## 4 实验结果分析

比较 k-means 聚类算法<sup>[13]</sup>、Hough 算法与本文提出的优化算法的性能。本例程中选取了 100 个包含人眼图像进行测试对比, 考虑到实验中尽可能地保护轮廓的连续性和平滑性, 选取  $\mu = 1.6, \lambda = 1$ , 同时考虑到尽可能地减小程序的计算开销, 对 3.2.1 节所列步骤变换为有限次迭代计算, 令迭代的终止条件为  $|E(x, y, C)| < 0.2$ , 得出精调后的轮廓  $C$ , 与传统的 k-means 聚类算法、单纯的 Hough 算法进行对比。表 1 所示记录了 1 种算法处理不同尺寸图像的运行时间, 可以看出传统的 k-means 在小尺寸图像时算法的计算时间略低于本文提出的优化算法, 但是远大于单纯的 Hough 算法。而在图像的规模逐步扩大时, k-means 聚类算法在通过迭代的重定位技术<sup>[13]</sup>收敛至最优解时会消耗大量的 CPU 处理时间, 计算效率严重恶化。同时, k-means 聚类算法很大程度上依赖于初始聚类中心的选取质量, 检测结果具有随机性。总体来看, Hough 算法所需的时间最少, 本文提出的优化算法的处理时间相对适中且稳定性较高, k-means 聚类算法的处理时间过长, 稳定性较差。

表 1 3 种算法处理效率的对比

待处理 图像尺寸	k-means 算法/s	Hough 算法/s	本文提出 算法/s
100×100	6.37	5.84	6.50
200×120	12.62	8.76	10.03
300×200	21.74	10.17	15.47
400×300	>40	19.54	25.46

在轮廓检测的精确度上看, Hough 结合动态轮廓优化算法较 Hough 算法有很大的提高。图 1(a)所示为经过 Hough 检测得到的虹膜图像, 由于眼睑和睫毛等无效的边缘信息的干扰, Hough 圆检测的效果并不是非常理想。而改进算法的处理效果如图 1(b)所示, 在 Hough 算法的基础上增加考虑了像素的领域点对特定像素点的分类影响, 同时兼顾轮廓划定的平滑性, 虹膜轮廓的精确度和可靠性显著提高, 基本逼近 k-means 聚类算法的处理效果。图 1(c)所示为 k-means 聚类算法进行虹膜检测得到的处理效果图, 由于睫毛具有高梯度值, 这些本不属于虹膜的像素点被错误地归类至虹膜类, 但总体而言 k-means 聚类算法能够到较好的分类结果, 但是其算法的开销过大。



图1 检测算法处理结果对比

## 5 结论

从上述实验结果可以看出,传统的 k-means 聚类算法在提取虹膜轮廓的项目中存在执行效率低的缺点;而可以利用虹膜形状近似圆形且像素点分布较为单一的这一特点,对虹膜图像处理进行有针对性地算法处理,极大地简化了计算量。当然,Hough 圆检测虽然能够克服 k-means 聚类的缺点,但是其计算的准确度还有很大的提升空间。而 Hough 圆检测与动态轮廓相结合的优化算法使得虹膜的估计轮廓更加贴合其真实的物理轮廓。实验结果显示,本文提出的 Hough 与动态轮廓结合算法在处理较大尺寸图像的应用场合,从算法开销上优于传统的 k-means 聚类法,在计算精度上优于 Hough 圆检测算法。

### 参考文献

- [1] 孙雯雯,周茂霞,白成杰. 基于 Hough 变换的虹膜定位算法[J]. 计算机与数字工程, 2016, 44(1): 113-122.
- [2] 周啸,沈建新,廖文和,等. 基于区域灰度变化的虹膜识别[J]. 光电工程, 2010, 37(10): 104-110.

- [3] 陈山,朱晓芹,李正明,等. 灰度分布特征的虹膜定位算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(15): 197-240.
- [4] 王剑. 自由立体显示系统中的人眼跟踪定位方法[J]. 电子测量技术, 2015, 38(9): 52-54.
- [5] QIAN Z M, XU D. Automatic eye detection using intensity filtering and K-means clustering[J]. Pattern Recognition Letters, 2010, 31(3): 1633-1640.
- [6] 李鹏飞,郑明智,景军峰. 图像处理在衣服尺寸在线测量中的应用[J]. 电子测量与仪器学报, 2016, 30(8): 1214-1219.
- [7] 吕洪赫,姚振杰,易卫东. 基于对称性的最小二乘拟合随机椭圆检测算法[J]. 电子测量技术, 2011, 34(5): 37-41.
- [8] FARMANULLAH J, USMAN I, SHAHRUKH A. Reliable iris localization using Hough transform, histogram-bisection, and eccentricity[J]. Signal Processing, 2013, 124(23): 230-241.
- [9] 叶永强,沈建新,周啸. 基于瞳孔灰度特征的快速虹膜定位[J]. 光电工程, 2010, 37(3): 127-132.
- [10] 周封,杨超,王晨光,等. 基于随机 Hough 变换的复杂条件下圆检测与数目辨识[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(3): 622-628.
- [11] 周显恩,王耀南,李康军,等. 一种多次随机圆检测及拟合度评估的瓶口定位法[J]. 仪器仪表学报, 2015, 36(9): 2021-2029.
- [12] 付振振,李蓓智,杨建国,等. 挠性接头细颈测量及图像处理研究方法[J]. 中国测试, 2015, 41(10): 22-26.
- [13] 蔡娟,李东新. 基于优化 k 均值建模的运动目标检测算法[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(12): 20-23.

### 作者简介

秦武旻, 1992 年出生, 2015 年于河海大学获得学士学位, 现为河海大学计算机与信息学院在读硕士研究生, 主要研究方向为人脸特征提取、智能安防软件开发、道路障碍物的实时视频检测技术等。  
E-mail: 727335159@qq.com