

基于霍夫变换的可见光虹膜图像定位

穆 珺¹, 晏峻峰¹, 彭清华¹, 费洪晓²

(1. 湖南中医药大学 数字中医药协同创新中心, 湖南 长沙 410208;
2. 中南大学 软件学院, 湖南 长沙 410075)

摘要:虹膜定位是虹膜识别中的关键步骤,而非理想条件下的可见光虹膜图像定位算法则是近年来的研究热点。为了提高虹膜定位的精度,提出了一种基于霍夫变换的可见光虹膜图像定位算法,分析并确定了先定位虹膜外边界、再定位内边界的顺序,以提高边界定位准确度;针对外边界定位存在的问题,利用可见光虹膜图像颜色分布的先验信息,进行了边缘检测与筛选,提高了定位的速度与准确度;在此基础上,借助瞳孔和虹膜的位置关系指导虹膜内边界的定位,进行了高光噪声检测与去除,采用基于距离约束的霍夫变换,排除噪声影响和减少计算时间。实验结果表明,该算法具有较高的定位准确度,并且能处理诸如严重遮挡、成像模糊、区域对比度低、虹膜纹理与隐形眼镜等干扰情况下的虹膜图像。

关键词:虹膜定位;可见光虹膜图像;颜色分布先验;霍夫变换

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2017)05-0040-06

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2017.05.009

Iris Localization for Visible-light Images Based on Hough Transform

MU Jun¹, YAN Jun-feng¹, PENG Qing-hua¹, FEI Hong-xiao²

(1. Collaboration and Innovation Center for Digital Chinese Medicine in Hunan, Hunan University of Chinese Medicine, Changsha 410208, China;
2. School of Software, Central South University, Changsha 410075, China)

Abstract: As a crucial step in iris recognition, the iris localization algorithms, especially those dealing with iris images taken in visible-light under non-ideal imaging conditions have received increasing attention recently. A localization algorithm for visible-light iris images has been proposed to enhance the accuracy of iris localization. The strategy of localizing limbic boundary has been determined which is carried out from out boundary to inner verge of iris to promote the accuracy of boundary location. To solve the problem in localizing limbic boundary, the prior of color distribution has been utilized to remove the noise in the edge map of the iris image for increase of the accuracy and speed of limbic boundary localization. Therefore, the relevance between center positions of iris and pupil has been utilized to instruct the pupil boundary localization and the reflections in pupil region have been detected and removed with Hough transform on distance limitation to eliminate the noise effects and to reduce computation time via estimation of the pupil radius and center. Experimental results demonstrate that the localization accuracy of the proposed method is higher than traditional methods and has more capabilities such as dealing with iris images with occlusion, blur imaging, low contrast and interfering texture.

Key words: iris localization; visible-light iris images; prior of color distribution; Hough transform

1 概述

虹膜定位是虹膜识别中的关键步骤,虹膜定位算法的性能,如准确度、速度、鲁棒性,一直都是研究的热点。现有大多数传统虹膜定位技术是基于 Daugman^[1]和 Wildes^[2]率先提出的算法^[3-4]。然而,传统虹膜定

位算法一般针对理想条件下采集得到的近红外虹膜图像,当涉及到非理想条件下的可见光虹膜图像,存在如眼睑睫毛等遮挡、模糊、倾斜角度,以及高光、低对比度等因素影响时,传统虹膜定位算法的性能无法得到保证^[5-7]。

收稿日期:2016-06-02

修回日期:2016-09-08

网络出版时间:2017-03-13

基金项目:国家中医药管理局中医药信息学重点学科建设项目;国家中医药管理局中医眼科学重点学科建设项目;国家重点学科中医诊断学开放基金(2013ZYZD08);2013年湖南省高校创新平台开放基金(13K076)

作者简介:穆珺(1983-),女,硕士,助教,研究方向为图像处理;晏峻峰,博士,教授,通讯作者,研究方向为中医药信息学;彭清华,博士,教授,研究方向为中医眼科学;费洪晓,硕士,副教授,研究方向为计算机应用。

网络出版地址: <http://cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20170313.1547.072.html>

为此,研究者们开始关注非理想条件下的可见光虹膜图像定位算法。Puhan 等^[8]提出了一种非理想虹膜图像的分割算法,基于傅里叶频谱密度图像近似表示虹膜分布,再逐行扫描得到虹膜与周边区域的潜在边界点,并限定阈值排除其中噪声,得到虹膜定位结果。该方法具有确定时间复杂度,但无法解决倾斜角度的问题,同时在关键操作中对于阈值参数比较依赖^[3]。Radman 等^[9]通过圆形 Gabor 小波变换得到瞳孔中心的粗略定位,再利用小窗口限制搜索范围,提高霍夫变换的定位速度和准确度。该方法的缺陷是对于瞳孔区域存在眉毛、睫毛和头发等干扰的图像,其瞳孔定位会受到影响^[3]。Jan 等^[5]提出了一种鲁棒的虹膜图像定位算法,先进行高光噪声抑制,再使用两步策略进行瞳孔与虹膜边界定位,并通过径向梯度和主动轮廓相结合的方法规范化虹膜的圆形边界,但在可见光虹膜数据集的定位准确度不够高。Khalighi 等^[10]提出的算法先进行高光检测与中值滤波,再阈值化得到低亮度区域,从中选择面积最大且离心率最小的连通区域作为瞳孔,并估计瞳孔半径与圆心,最后利用霍夫变换定位虹膜外边界。该算法能处理旋转、缩放、模糊、遮挡等情况,但所采用的高光噪声处理的方法对于可见光虹膜图像不够适用^[3]。Frucci 等^[11]基于分水岭算法进行虹膜定位,但是没有给出瞳孔定位方法。Sahmoud 等^[12]使用 K 均值聚类得到虹膜所在的连通区域,并进行 Canny 边缘检测与霍夫变换,定位出虹膜外边界,再进行噪声去除与亮度调整,最终定位出瞳孔边界。Kaur 等^[13]在模糊 C 均值聚类与噪声去除的基础上进行边缘检测,并通过霍夫变换定位虹膜外边缘,进而去除眼睑与睫毛遮挡,并最终定位瞳孔边界。文献[12-13]提出的方法在 Canny 边缘检测中都偏向于竖直方向边缘,因此对于倾斜角度图可能存在问题。

国内学者也进行了相关研究。例如,吴国龙等^[14]提出了一种基于人眼检测和二值投影的虹膜定位方法,能有效定位非理性条件下的虹膜图像。万洪林等^[15]提出了一种基于霍夫变换与图像灰度增强的虹膜定位方法,能正确检测非理想虹膜的边界。苑玮琦等^[16]提出了一种基于椭圆投影的非理想虹膜定位算法,可以对角度偏离的虹膜进行有效定位。然而上述方法主要是针对近红外虹膜图像;对于非理想条件下的可见光虹膜图像,其适应性和准确度还有待验证。

综上所述,尽管非理想条件下的可见光虹膜图像定位算法近年来进行了大量的研究并取得一定进展,但还未成熟。针对上述问题,提出了一种基于霍夫变换的可见光虹膜图像定位算法。实验结果表明,提出算法具有较高的定位准确度,并能较好地处理模糊、遮挡、低对比度及各种干扰的问题。

2 基本思路

从可见光外虹膜图像与近红外的差异出发,分析可见光虹膜图像定位的特点;从算法总体流程、虹膜外边界定位、虹膜内边界(瞳孔)定位等方面阐述基本思路。

2.1 可见光与近红外虹膜图像的差异

可见光虹膜图像与近红外虹膜图像比较而言存在显著的差异。两者的差异主要体现在两个方面:

(1)与近红外图像相比,可见光图像的外边界更清晰。这是由于在可见光虹膜图像中,虹膜的颜色、纹理信息丰富,虹膜与周围的巩膜颜色对比度大;而由于近红外光可以透过虹膜区域中的色素,因此近红外虹膜图像中,虹膜与巩膜的颜色对比度小^[17]。

(2)与近红外图像相比,可见光图像的内边界(瞳孔边界)不清晰,并存在大量干扰因素,主要体现在以下几方面:

①高光噪声的干扰。在可见光虹膜图像中,高光反射处的图像亮度更高,对定位的干扰更明显^[3];且相对于近红外虹膜图像,可见光虹膜图像中瞳孔区域的亮度不一致,在边缘图像中容易形成伪边界干扰定位。

②虹膜纹理的干扰。由于可见光成像的虹膜的纹理颜色信息丰富,因此瞳孔区域的边缘图像中可能出现由虹膜纹理而形成的噪声边缘。

③眼睑遮挡和睫毛的干扰。

由于上述干扰因素的存在,虹膜纹理、高光噪声和眼睑遮挡除了本身在瞳孔边缘图像中形成噪声边缘之外,还有可能因为虹膜纹理、高光噪声较强从而在边缘检测中淹没部分瞳孔边缘信息,或者眼睑遮挡严重时直接遮挡瞳孔边界,这些都可能造成边缘图像中瞳孔边界的缺失,对瞳孔定位造成严重影响。

因此,可见光虹膜图像的瞳孔定位难度远高于近红外虹膜图像。

2.2 虹膜边界定位的策略

由于可见光与近红外虹膜图像的显著差异,一般所采用的定位策略也有所区别。

在近红外虹膜图像的定位中,大多工作采用先定位内边界、再定位外边界的顺序。而可见光虹膜图像的定位中,则有许多采用先定位虹膜外边界、再定位内边界的顺序,并且其中有许多工作具有较高的准确度^[8,12-13]。

但先定位虹膜外边界的方法也存在一定难度。一方面,对于采用传统的方法如霍夫变换而言,外边界定位所需要的时间复杂度远大于内边界定位。另一方面,基于霍夫变换的虹膜边界定位中的关键步骤是获得二值化的虹膜边缘图像。而由于虹膜图像中通常存在诸如眼睑、睫毛、虹膜纹理等噪声,严重影响了霍夫

变换的准确度。有些基于霍夫变换的方法^[12-13]为了减少干扰,在计算虹膜边缘图像时,会降低水平方向的边缘权重。但对于非理想虹膜图像,由于眼睑遮挡严重或者倾斜角度严重,忽略水平方向的边缘也会带来虹膜边缘信息损失过大而引起定位准确度显著降低的副作用。

针对上述问题,采用如下方法:

(1)算法总体流程:采取先定位虹膜外边界、再定位内边界的顺序,以尽可能地提高外边界定位准确度,再在此基础上,借助瞳孔和虹膜近似为同心圆的位置关系指导虹膜内边界定位。

(2)虹膜外边界定位:针对外边界定位中时间复杂度高和存在遮挡与干扰等问题,在外边界定位中,利用可见光虹膜图像颜色分布的先验,进行边缘检测与筛选,以提高霍夫变换的速度与准确度。

(3)虹膜内边界(瞳孔)定位方面,采用以下措施减少干扰:

首先,借助瞳孔和虹膜近似为同心圆的位置关系以及瞳孔和虹膜半径的长度关系,截取瞳孔区域,以提高霍夫变换的定位速度。

针对虹膜图像的高光反射噪声,提出了相应的高光噪声检测与去除方法,利用高光定位的信息对边缘图像中的噪声边缘进行排除,尤其排除那些对于后续霍夫变换干扰最大的连续噪声边缘。

针对其他几类干扰因素如虹膜纹理、眼睑遮挡,采用基于距离约束的霍夫变换,排除瞳孔周围的噪声影响,同时减少计算时间。

3 虹膜外边界定位

3.1 边缘检测与筛选

针对外边界定位中时间复杂度高和存在遮挡与干扰等问题,利用可见光虹膜图像颜色分布的先验对于边缘检测的结果进行筛选,见图 1。

由于皮肤、巩膜区域相对于虹膜、瞳孔、睫毛、眉毛区域,两者的颜色分布特点有显著区别,这种区别在红色通道的虹膜图像上表现尤其显著^[12]。因此,首先利用 OTSU 算法^[18]对红色通道的虹膜图像(如图 1(a)所示)进行二值化处理,可以将虹膜图像清晰地分为两类区域,如图 1(c)。图 1(c)显示,皮肤、巩膜区域被分为前景,包括虹膜、瞳孔、睫毛和眉毛在内的所有区域都被视为背景;此外,存在的部分噪声,即虹膜和瞳孔区域内的高光也被分为前景。

在 OTSU 算法的基础上,将图像取反并删去细小的连通区域(噪声和高光),即可得到虹膜(与睫毛)所构成的连通区域,如图 1(d)所示。此时,前景对象主要由虹膜区域构成,并且由于虹膜和巩膜的颜色存在

显著差异,可以确保前景对象的边界恰好与虹膜边界几乎完全重合。对前景图像获取边缘并且进行膨胀,得到具有一定宽度的边缘轮廓,如图 1(e)所示。该边缘轮廓确定覆盖了真实虹膜边界中的所有点,因此可以将该边缘轮廓图像作为掩码来排除多余的边缘信息。



图 1 边缘检测与筛选过程

使用 Canny 边缘检测算法^[18]得到原始虹膜图像的边缘信息。由于可以有效排除多余边缘,因此在 Canny 边缘检测中对竖直和水平方向采用同等权重,即充分利用竖直和水平方向的边缘信息,如图 1(b)所示。最后,将 Canny 边缘检测结果以边缘轮廓图像作为掩码进行计算,得到筛选后的边缘图像,如图 1(f)所示,筛选后的边缘图像中包含了完整的虹膜边缘,并且排除了绝大部分多余边缘与噪声,对于提高虹膜边界定位的速度与准确度作用明显。

3.2 虹膜外边界的霍夫变换

使用霍夫变换实现对于虹膜外边界的精确定位及获得虹膜圆心和半径的参数。针对圆形轮廓的霍夫变换,通过边缘点对于所有可能的圆参数组(圆心坐标和半径)进行投票的机制实现。其中,实现投票的累加器是一个三维数组:

$$H(x_c, y_c, r) = \sum_{j=1}^n h_1(x_j, y_j, x_c, y_c, r)$$

其中, (x_j, y_j) , $j = 1, 2, \dots, n$ 为虹膜边缘图像的所有边缘点。 $h_1(x_j, y_j, x_c, y_c, r) =$

$$\begin{cases} 1, & \text{if } g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = 0 \\ 0, & \text{if } g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) \neq 0 \end{cases}$$

为判断是否投票的表达

式。其中 $g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = (x_j - x_c)^2 + (y_j - y_c)^2 - r^2$ 为满足参数 (x_c, y_c, r) 的圆方程的判别函数。对于虹膜边缘图像中的任一边缘点 (x_j, y_j) , 若 $g(x_j, y_j, x_c, y_c, r) = (x_j - x_c)^2 + (y_j - y_c)^2 - r^2$ 成立, 则说明该边缘点经过圆心为 (x_c, y_c) 、半径为 r 的圆, 即可视为该边缘点 (x_j, y_j) 对于参数为 (x_c, y_c, r) 的圆投了一票。

因此, 通过构造三维累加器数组 H , 给定半径 r 的取值范围, 取遍所有可能的圆参数 (x_c, y_c, r) , 计算所有边缘点 (x_j, y_j) 对每一组参数的投票值, 并存储于累加器数组 $H(x_c, y_c, r)$ 。累加器 H 的最大投票对应的参数即为霍夫变换检测得到的圆, 圆心为 (x_0, y_0) , 半径为 R , 即满足 $H(x_0, y_0, R) = \max(\cup H(x_c, y_c, r))$ 。

虹膜外边界定位结果如图2所示。

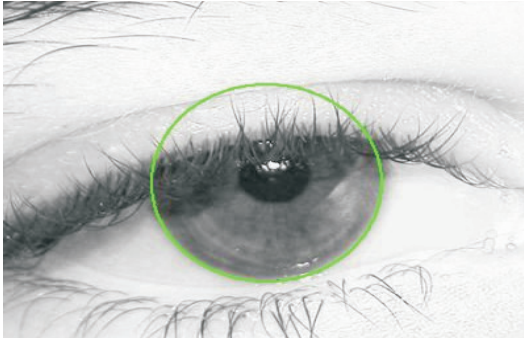


图2 虹膜外边界定位结果

4 虹膜内边界定位

4.1 高光噪声检测与去除

高光噪声检测与去除的输入图像是在虹膜图像中截取的瞳孔区域。截取的瞳孔区域如图3(a)所示, 对瞳孔区域进行 Canny 边缘检测, 可得到瞳孔区域的边缘图像 $\text{Edge}_0(x, y)$, 如图3(b)所示。

为解决可见光虹膜图像的高光反射噪声, 采用如下的高光检测与去除方法来解决。具体步骤如下:

首先, 通过设定阈值参数定位出高光区域, 计算得二值化掩码图像 $\text{Mask}_0(x, y)$:

$$\text{Mask}_0(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{if } I(x, y) > \text{threshold} \\ 0, & \text{if } I(x, y) \leq \text{threshold} \end{cases}$$

其中, $I(x, y)$ 表示红色通道的虹膜图像在像素点 (x, y) 处的亮度值; threshold 为判断高光的阈值, 取值为 $\text{threshold} = c \times 255$, 取 $c = 0.7$ 。

由于光虹膜图像中瞳孔区域亮度变化范围和幅度较大, 因此难以保证检测得到的高光区域边界与瞳孔区域边缘图像中的噪声边缘完全一致。为保证高光区域检测结果可以基本覆盖边缘图像中的噪声边缘, 再对高光区域 $\text{Mask}_0(x, y)$ 进行膨胀, 得到膨胀后的掩码图像 $\text{Mask}(x, y)$ 作为高光检测的结果, 如图3(c)所示。 万方数据

得到高光检测的掩码图像 $\text{Mask}(x, y)$ 之后, 直接在瞳孔区域的边缘图像 $\text{Edge}_0(x, y)$ 中减去高光检测的结果 $\text{Mask}(x, y)$, 即可得到去除高光后的瞳孔区域的边缘图像 $\text{Edge}(x, y)$, 如图3(d)所示。

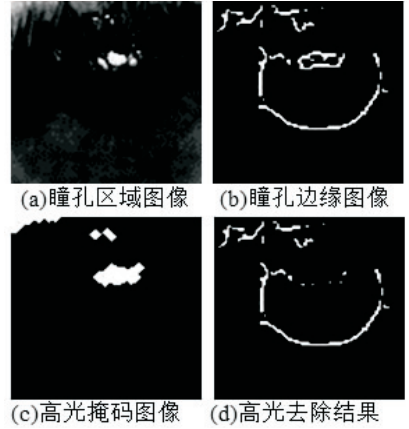


图3 高光噪声检测与去除

通过实验分析, 高光检测的阈值参数设置中, $c \in [0.5, 0.8]$ 的参数取值以及不同的膨胀算子都可以得到较好的实验效果。这是由于高光检测与去除方法的主要目标不是要完全精确地对高光进行定位和平滑, 而是利用高光定位的信息对边缘图像中的噪声边缘进行排除, 尤其排除那些对于后续霍夫变换干扰最大的连续噪声边缘。

4.2 距离约束的霍夫变换

在完成瞳孔边缘图像的高光检测与去除后, 得到的边缘图像 $\text{Edge}(x, y)$ (见图3(d)) 即为霍夫变换的输入图像。采用基于距离约束的霍夫变换, 在进行基于霍夫变换的瞳孔边界定位时, 限定那些与虹膜圆心距离在预设阈值内的边缘点参与投票, 从而排除瞳孔周围的噪声影响, 同时减少计算时间。

距离约束的霍夫变换与原始的霍夫变换基本相似, 不同之处主要体现在以下几方面:

(1) 投票累加器 $H_2(x_c, y_c, r)$ 的定义中:

$$H_2(x_c, y_c, r) = \sum_{j=1}^m h_2(x_i, y_i, x_c, y_c, r)$$

其中, (x_i, y_i) , $i = 1, 2, \dots, m$ 不是取高光检测与去除后的边缘图像 $\text{Edge}(x, y)$ 中的所有边缘点, 而是所有 (x_i, y_i) 须满足 $(x_i, y_i) \in \text{Edge}(x, y) \wedge \sqrt{(x_i - x_{cl})^2 + (y_i - y_{cl})^2} \leq r_{\text{pmax}} + \Delta l$ 。在不等式 $\sqrt{(x_i - x_{cl})^2 + (y_i - y_{cl})^2} \leq r_{\text{pmax}} + \Delta l$ 中, (x_{cl}, y_{cl}) 为前一阶段霍夫变换定位得到的虹膜外边界的圆心坐标, r_{pmax} 为虹膜图像中瞳孔半径的最大估计值, Δl 为虹膜图像中瞳孔圆心与虹膜圆心距离的最大估计值。该不等式的意义是: 基于瞳孔和虹膜近似为同心圆的位置关系, 限制参与投票的边缘点与虹膜圆心的距离不超过瞳孔最大半径与瞳孔圆心到虹膜圆心距离之

和,从而排除位于瞳孔区域之外的噪声干扰。

不仅如此,由于已知虹膜外边界的半径 r_1 ,还可利用瞳孔和虹膜半径长度关系的先验,指定瞳孔与虹膜半径比例的最大值为 α 、最小值为 β ;虹膜图像中瞳孔半径的最大估计值 $r_{pmax} = \alpha \times r_1$;虹膜图像中瞳孔半径的最小估计值 $r_{pmin} = \beta \times r_1$;瞳孔圆心与虹膜圆心距离的最大估计值 $\Delta l = \gamma \times r_1$ 。

(2)判断是否投票的表达式不再是 h_1 ,而是:

$$h_2(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = \begin{cases} 1, & \text{if } g(x_i, y_i, x_c, y_c, r) = 0 \wedge \\ & \sqrt{(x_c - x_{cl})^2 + (y_c - y_{cl})^2} \leq \Delta l \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

即在投票判断表达式中,边缘点 (x_i, y_i) 对于参数为 (x_c, y_c, r) 的圆投票的条件除了要求边缘点位于该圆周上之外,还要求满足不等式 $\sqrt{(x_c - x_{cl})^2 + (y_c - y_{cl})^2} \leq \Delta l$, 即该圆心 (x_c, y_c) 与虹膜圆心的距离不超过预先设定的虹膜圆心与瞳孔圆心的距离 Δl 。

通过构造一个三维数组 H_2 ,取遍所有满足上述约束条件的圆参数 (x_c, y_c, r) , 计算得到所有边缘点 (x_i, y_i) 对该参数组的投票值 $H_2(x_c, y_c, r)$ 。最大投票值对应的参数 (x_c, y_c, r) 即为霍夫变换检测得到的圆。

虹膜内边界定位结果如图 4 所示。

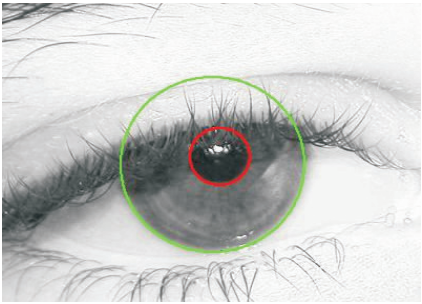


图 4 虹膜内边界定位结果

5 实验设计与分析

虹膜定位算法在 Matlab2010 环境下编程实现,并在公共的可见光虹膜数据集 UBIRIS v1.0^[4]上测试定位准确度。UBIRIS v1.0 是可见光虹膜识别领域一个普遍使用的公开数据集,其中具有各种非约束条件下可见光成像的虹膜图像,包括如模糊、高光、遮挡等干扰下的虹膜图像,能较好地检验虹膜定位算法的准确性和鲁棒性。文献[5,8]分别给出了其算法的定位准确度数据,直接从文献中获取定位准确度数据进行比较。为保证比较条件的一致,采取与文献[5]相同的数据设置,在 UBIRIS v1.0 session1 的数据上统计虹膜定位准确度。文献[8]中,给出的是虹膜内外边界

各自的定位准确度,并且测试数据是在 UBIRIS v1.0 session1 的数据中剔除了 12 张图像质量极差的虹膜图像之后统计的,为进行相同条件的比较,也给出虹膜内外边界各自的定位准确度,并且当且仅当计算虹膜内外边界各自的定位准确度时,用同样的标准剔除 12 张虹膜图像之后进行统计。文献[5,8]与所提算法的定位准确度数据见表 1(*表示统计数据是基于剔除了 12 张虹膜图像之后的数据进行统计得到的)。

表 1 虹膜边界定位准确度比较 %

算法	内边界定位 准确度	外边界定位 准确度	虹膜定位 准确度
文献[8]算法	94.47 *	98.49 *	-
文献[5]算法	-	-	93.50
提出算法	99.59 *	98.51 *	97.10

图 5 为该算法得到的虹膜图像定位结果。

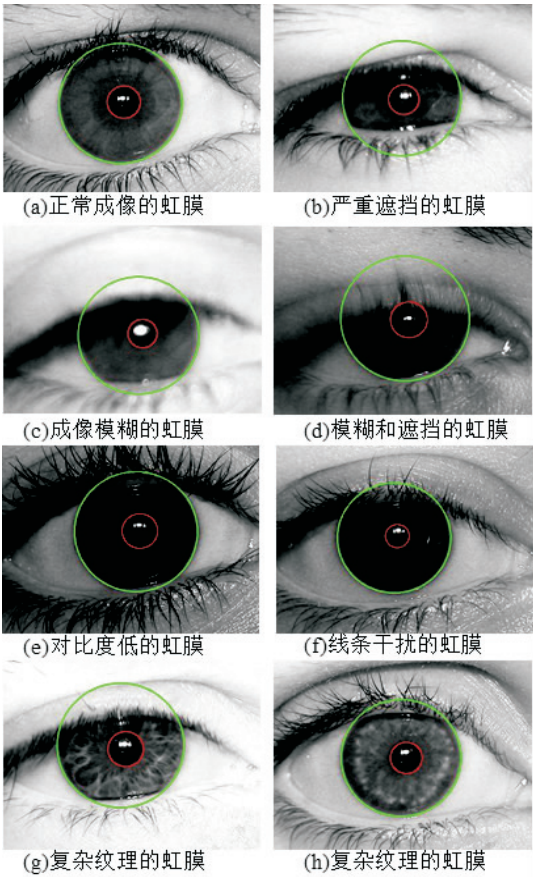


图 5 虹膜边界定位结果

从图中可见,所提算法可以准确定位各类不同成像条件的可见光虹膜图像。

6 结束语

针对外边界定位存在的问题,在研究现有可见光虹膜图像定位算法的基础上,提出了一种鲁棒的基于霍夫变换的可见光虹膜图像定位算法。按照先定位虹膜外边界、再定位内边界的顺序,利用可见光虹膜图像

颜色分布先验,进行边缘检测与筛选,提高了定位速度与准确度;在此基础上,借助瞳孔和虹膜近似为同心圆的位置关系指导虹膜内边界定位,进行高光噪声检测与去除,并采用基于距离约束的霍夫变换,排除噪声影响并减少计算时间。

实验结果表明,所提算法相对于传统算法具有更高的定位准确度。并且在诸如严重遮挡、成像模糊、区域对比度低虹膜纹理与隐形眼镜等干扰的情况下也具有较好的定位结果。但该算法的缺陷是时间复杂度在同类算法中不具有优势。

参考文献:

[1] Daugman J G. High confidence visual recognition of persons by a test of statistical independence[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1993, 15 (11): 1148-1161.

[2] Wildes R P. Iris recognition: an emerging biometric technology [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85 (9): 1348-1363.

[3] Jan F, Usman I. Iris segmentation for visible wavelength and near infrared eye images [J]. International Journal for Light and Electron Optics, 2014, 125 (16): 4274-4282.

[4] Proença H, Alexandre L A. UBIRIS: a noisy iris image database [C]//International conference on image analysis and processing. Berlin: Springer, 2005: 970-977.

[5] Jan F, Usman I, Agha S. Iris localization in frontal eye images for less constrained iris recognition systems[J]. Digital Signal Processing, 2012, 22 (6): 971-986.

[6] Hajari K, Bhoyar K. A review of issues and challenges in designing iris recognition systems for noisy imaging environment [C]//International conference on pervasive computing. [s. l.]: IEEE, 2015: 1-6.

[7] Raffei A F M, Asmuni H, Hassan R, et al. A low lighting or contrast ratio visible iris recognition using iso-contrast limited adaptive histogram equalization [J]. Knowledge - Based Sys-

tems, 2015, 74: 40-48.

[8] Puhan N B, Sudha N, Kaushalram A S. Efficient segmentation technique for noisy frontal view iris images using Fourier spectral density [J]. Signal, Image and Video Processing, 2011, 5 (1): 105-119.

[9] Radman A, Jumari K, Zainal N. Iris segmentation in visible wavelength environment [J]. Procedia Engineering, 2012, 41 (3): 743-748.

[10] Khalighi S, Pak F, Tirdad P, et al. Iris recognition using robust localization and nonsubsampled contourlet based features [J]. Journal of Signal Processing Systems, 2015, 81 (1): 111-128.

[11] Frucci M, Nappi M, Riccio D, et al. Using the watershed transform for iris detection [C]//International conference on image analysis and processing. Berlin: Springer, 2013: 269-278.

[12] Sahnoud S A, Abuhaiba I S. Efficient iris segmentation method in unconstrained environments [J]. Pattern Recognition, 2013, 46 (12): 3174-3185.

[13] Kaur N, Juneja M. Segmentation approach for iris recognition in less constrained environment [M]//Computational advancement in communication circuits and systems. [s. l.]: [s. n.], 2015: 481-490.

[14] 吴国龙, 陆军. 非理想成像条件下的虹膜定位方法 [J]. 计算机工程与设计, 2014, 35 (11): 3883-3887.

[15] 万洪林, 韩 民. 基于 Hough 变换与图像灰度增强的非理想虹膜边界检测 [J]. 首都师范大学学报: 自然科学版, 2014, 35 (3): 18-24.

[16] 苑玮琦, 王 浩. 一种基于椭圆投影的非理想虹膜定位算法 [J]. 电子学报, 2011, 39 (4): 958-962.

[17] Proenca H. Iris recognition: on the segmentation of degraded images acquired in the visible wavelength [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2010, 32 (8): 1502-1516.

[18] Gonzalez R C, Woods R E. Digital image processing [M]. [s. l.]: Addison-Wesley Longman Publishing Co. , Inc. , 2001.

(上接第 39 页)

98 (6): 1045-1057.

[12] 焦李成, 公茂果, 王 爽, 等. 自然计算、机器学习与图像理解前沿 [M]. 西安: 西安电子科技大学出版社, 2008.

[13] Goldstein T, Osher S. The split Bregman method for l_1 -regularized problems [J]. SIAM Journal on Imaging Sciences, 2009, 2 (2): 323-343.

[14] Cai J F, Osher S, Shen Z. Split Bregman methods and frame based image restoration [J]. SIAM Journal on Multiscale Modeling & Simulation, 2009, 8 (2): 337-369.

[15] Lu K, Wang Q, He N, et al. Nonlocal variational image segmentation models on graphs using the Split Bregman [J]. Multimedia Systems, 2015, 21 (3): 289-299.

[16] Xiao Y H, Yang J F, Yuan X M. Alternating algorithms for total variation image reconstruction from random projections [J]. Inverse Problems and Imaging, 2012, 6 (3): 547-563.

[17] Tibshirani R. Regression shrinkage and selection via the lasso [J]. Journal of the Royal Statistical Society, 2011, 73 (3): 273-282.

[18] Rubinstein R, Zibulevsky, Elad M M. Double sparsity: learning sparse dictionaries for sparse signal approximation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2010, 58 (3): 1553-1564.

[19] Zhang L, Zhang L, Mou X, et al. FSIM: a feature similarity index for image quality assessment [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2012, 20 (8): 2378-2386.