



DOI:10.13364/j.issn.1672-6510.20200175

一种基于几何形状特征的实时瞳孔定位追踪技术

陈静瑜, 林丽媛, 刘冠军, 王 颖
(天津科技大学电子信息与自动化学院, 天津 300222)

摘要: 在基于视觉的定位分析过程中, 瞳孔作为重要的生理参数, 易受鬓角、眉毛和光照强度等因素干扰, 导致定位结果准确率不高, 因此本文提出一种基于几何形状特征的实时瞳孔定位追踪技术. 该技术方法结合两种不同定义的连通域外接矩形, 通过面积阈值、角度差进行初步筛选, 利用外接矩形长宽比进行二次筛选, 最终实现瞳孔的精确定位. 将该技术方法在 5 种不同数据集上进行准确性检测, 定位结果的最高准确率提高到 99.5%, 平均误差减少到 7.54%. 由 85 名被试者在不同眼球注视情况下进行瞳孔实时定位追踪检测, 结果表明该方法具有良好的鲁棒性, 能够实现瞳孔的实时追踪定位.

关键词: 瞳孔定位; 外接矩形; 面积法; 角度差; 长宽比

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1672-6510(2021)03-0065-07

A Real-Time Pupil Positioning and Tracking Technology Based on Geometric Shape Features

CHEN Jingyu, LIN Liyuan, LIU Guanjun, WANG Ying

(College of Electronic Information and Automation, Tianjin University of Science & Technology,
Tianjin 300222, China)

Abstract: In the process of vision-based positioning analysis, the pupil, as an important physiological parameter, is easily disturbed by such factors as sideburns, eyebrows and light intensity, resulting in low accuracy of positioning results. Therefore, a real-time pupil positioning and tracking technology based on geometric shape features is proposed in this study. This method combines two differently defined circumscribed rectangles of connected domains, conducts preliminary screening through area threshold and angle difference, and uses the circumscribed rectangle aspect ratio for secondary screening, which finally achieves the precise pupil positioning. The accuracy of the technical method was tested on five different data sets with the highest accuracy of the positioning results increased to 99.5%, and the average error reduced to 7.54%. Real-time detection was performed by 85 subjects under different eye fixation conditions, and the results show that this method has good robustness and can realize real-time pupil tracking and positioning.

Key words: pupil positioning; circumscribed rectangle; area threshold method; angle difference; aspect ratio

随着 5G 时代的到来, 中国制造 2025 的战略方针推进速度越来越快^[1]. 在创新驱动、信息技术的推动下, 人机交互也迅速成为研究热点. 瞳孔作为重要的生理参数, 伴随瞳孔定位追踪技术不断发展^[2], 瞳孔定位的执行速度、准确性和鲁棒性受到更多关注.

瞳孔定位方法大致可以分为基于灰度的阈值分

割^[3-4]、基于 Hough 变换的椭圆检测^[5-10]、基于机器学习的分割算法^[11-14]和基于深度学习的分割算法^[15-17]. 从 Daugman 提出 Hough 变换为圆形边缘探测器, 对瞳孔与虹膜边缘进行检测, 以及 Wildes^[5]应用边缘检测和霍夫变换得到虹膜边界开始, 研究者一直不停探索更加精确高效的定位方法. Timm 等^[6]提出通过梯

收稿日期: 2020-10-29; 修回日期: 2021-01-16

基金项目: 天津市教委科研计划项目(2019KJ211)

作者简介: 陈静瑜(1996—), 女, 山东日照人, 硕士研究生; 通信作者: 林丽媛, 讲师, linly@tust.edu.cn

度精确定位眼睛中心,即中心(半)循环模式的大多数图像梯度相交的位置为眼睛中心,但是该方法容易受眉毛和鬓角的干扰. Basit 等^[7]提出虹膜图像中的非圆形瞳孔定位,即将瞳孔的圆形边界分成一定数量的点,根据这些点的最大梯度重新定位,结合成非圆形边界得到瞳孔精确定位. Markuša 等^[13]提出了一种基于随机化回归树集合的瞳孔定位方法,该方法准确率高,但对于处理眉毛和鬓角的干扰依然存在一些问题. 基于机器学习的瞳孔定位方法^[14]对于采集环境要求较高,能够在眼睑、睫毛遮挡、非均匀照明、自然低光等情况下进行较准确的瞳孔分割. 随着深度学习和迁移学习的不断发展,Choi 等^[15]在 2019 年提出使用异构卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)模型进行精确眼瞳孔定位,并联合生成对抗网络(generative adversarial networks, GAN)摘除眼镜. 同年, Yiu 等^[16]提议使用完全卷积神经网络(full convolutional neural networks, FCNN)实现瞳孔分割定位. 最近, Wang 等^[17]提出了基于深度学习的一种高效虹膜分割方法——虹膜分析网,提高了虹膜分割性能. 但相关深度学习的分割、定位算法,数据计算量过大,对系统硬件的计算能力要求较高,且不能保证良好的实时性. 除此之外,还有各种用于辅助瞳孔定位的外接设备,其高昂的价格让不少使用者望而却步.

以上研究表明瞳孔定位易受眉毛、鬓角和光照强度等不可避免因素的干扰,并且辅助外接设备价格昂贵. 因此,本文采用几何形状特征实时瞳孔定位方法,力求在确保定位追踪精准、快速的基础上,降低眉毛、鬓角和光照强度等干扰造成的定位错误率. 该技术首先利用面积阈值法去除大部分干扰;然后通过外接矩形长宽比去除眉毛造成的干扰,初步确定瞳孔位置;最后依据外接矩形角度差去除鬓角和光照强度等干扰,精确定位瞳孔位置并追踪瞳孔轨迹.

1 瞳孔定位算法

相对于虹膜和巩膜,瞳孔的灰度值最小,形状更加完整,更靠近眼球中心,且不易被睫毛遮挡,更易于分离和分割. 因此,依据瞳孔形变及本身特征通过面积阈值法筛选、外接矩形长宽比筛选和角度差筛选,能够实现瞳孔的精确定位.

1.1 瞳孔预定位

虹膜、巩膜与瞳孔本身存在灰度值差异,边缘检测对于这种像素变化具有较高的稳定性和稳固性,瞳

孔预定位通过该差异,利用图像的双边滤波、图像二值化和形态学处理,经边缘检测将瞳孔从三者之间分割出来. 图 1 为瞳孔预定位效果图,其中图 1(a)为原图,图 1(b)为双边滤波处理后的结果图,不仅降低了噪声干扰,而且可以通过式(1)保持边缘信息.

$$h(z) = k_r^{-1}(z) \sum_{\Omega} f(\xi) c(\xi, z) s(f(\xi), f(\xi)) \quad (1)$$

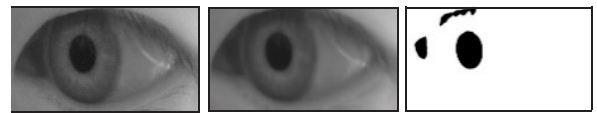
其中 $k_r(z)$ 是对结果进行单位化, $s(\xi, z)$ 为基于像素相似程度的高斯权重, $c(\xi, z)$ 为基于空间距离的高斯权重,见式(2)一式(4).

$$k_r(z) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} c(\xi, z) s(f(\xi), f(\xi)) d\xi \quad (2)$$

$$s(\xi, z) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\sigma(f(\xi), f(z))}{\sigma_r} \right)^2} \quad (3)$$

$$c(\xi, z) = e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{d(\xi, z)}{\sigma_d} \right)^2} \quad (4)$$

式中: z 为图像任意一点的灰度值; ξ 为 z 的临近值,且有 $d(\xi, z) = \|\xi - z\|$ 和 $\sigma(\phi, f) = \|\phi - f\|$. 图 1(c)为阈值分割后的眼球图像,可以清楚地分辨瞳孔区域、眼角部分阴影和部分睫毛区域. 为消除独立的噪声,并分割出独立的图像元素,在完成阈值分割的基础上采用结构元为 7×7 大小的核进行形态学闭操作.



(a) 原图 (b) 双边滤波图 (c) 阈值分割图

图 1 瞳孔预定位效果图

Fig. 1 Renderings of pupil reservation

1.2 连通域面积筛选

连通域面积筛选主要排除瞳孔预定位后,剩余连通域中与瞳孔连通域面积相差较大的干扰部分,如鬓角、较大范围的头发或者脸上的黑痣等. 连通域面积筛选公式为

$$S_s = \left[N_a - \left(\frac{N_b}{2} + 1 \right) \right], S_s > 0 \quad (5)$$

$$S_s^L \leq S_s \leq S_s^U$$

其中: S_s 为筛选的瞳孔区域面积; N_a 为轮廓包含的像素数目; N_b 为轮廓边缘的像素数目; S_s^U 为 S_s 的实验上界值; S_s^L 为 S_s 的实验下界值. 实验过程中被试者保持相对位置不变,人眼距离屏幕 (20 ± 2) cm,人眼距离桌面 (35 ± 2) cm,保证采集位置和光照强度尽量恒定,减少位置和光照对实验的干扰. 经过相机标定之后,对 85 名被试者分别拍摄左眼和右眼,其中每位被试者不断变换眼球注视姿态采集眼球图像

100张,共采集眼球图像8500张,计算出每位被试者瞳孔的平均面积.图2为被试者瞳孔区域平均面积分布图,从2图可以看出:不同被试者瞳孔面积不同,但均分布在400~2000像素之间.因此,将 S_s 设定在400~2000像素之间.

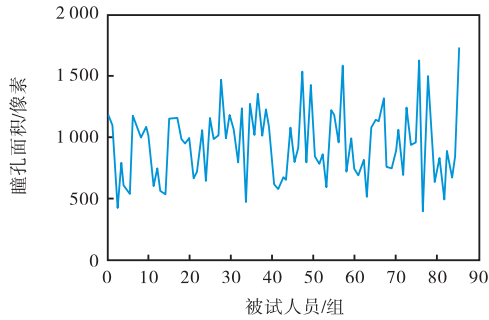


图2 被试者瞳孔区域平均面积分布图

Fig. 2 Distribution of mean pupillary area of subjects

1.3 外接矩形长宽比筛选

基于四邻域法划分连通域,定义两种外接矩形:第一种以4个极值点为顶点坐标的正外接矩形,第二种为面积最小外接矩形.

定义外接矩形顶点集合为 A ,见式(6).

$$\begin{aligned} A_i^m &= \{A_i^0, A_i^1, A_i^2, A_i^3\} \\ A_i^0 &= (x_i^0, y_i^0) \\ A_i^1 &= (x_i^1, y_i^1) \\ A_i^2 &= (x_i^2, y_i^2) \\ A_i^3 &= (x_i^3, y_i^3) \end{aligned} \quad (6)$$

其中: $i \in (1, 2, \dots, N)$, N 为正整数; A_i^m 表示第 i 个外接矩形的4个顶点 (x_i^m, y_i^m) 的集合; m 表示顶点位置,外接矩形坐标示意图见图3.

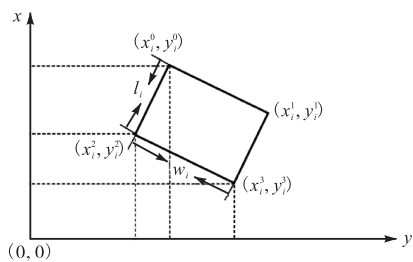


图3 外接矩形坐标示意图

Fig. 3 Schematic diagram of enclosing rectangular coordinates

按照指定角度 θ 旋转 A_i^m ,获得新的外接矩形的4个顶点,每个顶点 (x_{i+1}^m, y_{i+1}^m) 计算公式为

$$\begin{aligned} x_{i+1}^m &= x_i^m \cos \theta - y_i^m \sin \theta \\ y_{i+1}^m &= x_i^m \sin \theta + y_i^m \cos \theta \end{aligned} \quad (7)$$

图3中 l_i 、 w_i 、 S_i 的计算公式见式(8), S_i 为外接矩形面积.定义其长宽比为 $R = \frac{l_i}{w_i}$.

$$\begin{aligned} l_i &= \sqrt{(x_i^0 - x_i^2)^2 + (y_i^0 - y_i^2)^2} \\ w_i &= \sqrt{(x_i^3 - x_i^1)^2 + (y_i^3 - y_i^1)^2} \\ S_i &= l_i \times w_i \end{aligned} \quad (8)$$

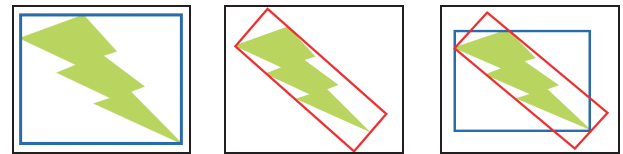
连通域外接矩形如图4所示.满足式(9)时为第一种外接矩形,即最小正外接矩形,如图4(a)中的蓝色矩形框所示.

$$\begin{aligned} x_i^0 &= x_i^2, x_i^1 = x_i^3 \\ y_i^0 &= y_i^1, y_i^2 = y_i^3 \end{aligned} \quad (9)$$

满足式(10)条件时为第二种外接矩形,即最小面积外接矩形,如图4(b)中红色矩形框所示,以计算连通域的倾斜角度.

$$\begin{aligned} S_{\min} &= \min_{S_i} S(x_i^0, x_i^2, x_i^1, x_i^3, y_i^0, y_i^1, y_i^2, y_i^3) \\ S_i &\in S_s \end{aligned} \quad (10)$$

其中 S_{\min} 为最小面积.图4(c)是两种外接矩形的对比图.

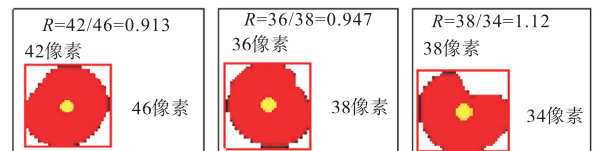


(a) 最小正外接矩形 (b) 最小面积外接矩形 (c) 两种外接矩形对比

图4 连通域外接矩形

Fig. 4 Connected region outside the rectangle

利用长宽比 R 进行二次筛选,排除与瞳孔面积相近轮廓所造成的误差.瞳孔近似于圆形,根据采集角度、瞳孔位置变化和极限位置采集实验结果,将外接矩形长宽比的筛选值 R 设定为0.8~1.7.图5为3种不同瞳孔外接矩形长宽比的示意图,图中标记了瞳孔区域外接矩形的长度、宽度、长宽比 R 以及不同比值时的瞳孔定位效果.



(a) $R = 0.913$ (b) $R = 0.947$ (c) $R = 1.12$

图5 3种不同外接矩形长宽比的瞳孔分割结果

Fig. 5 Pupil segmentation results of three different rectangles with different aspect ratios

图5(b)的瞳孔外接矩形的长宽比 $R = 0.947$,最

接近 1, 所以瞳孔分割结果最接近圆形。

1.4 最小外接矩形与外接矩形角度差筛选

连通域最小外接矩形与外接矩形角度差筛选主要解决瞳孔灰度特征相似的干扰, 进一步提高瞳孔定位的准确率。因为瞳孔形变结果只能是圆形或者椭圆, 所以筛选角度差设为 0° 或 45° 。角度差定位如图 6 所示: 右边的连通域两个外接矩形的角度偏差为 0° , 属于瞳孔区域。左边的连通域为眼角阴影, 有两个外接矩形, 水平方向的为正外接矩形, 倾斜的为最小外接矩形, 两个外接矩形的角度差为 9° , 不在角度差筛选范围内, 判定该连通域不属于瞳孔区域。因此, 该算法可实现瞳孔区域筛选功能。

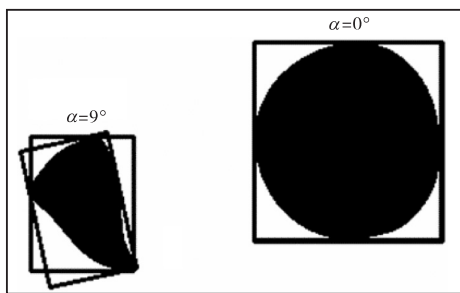


图 6 角度差定位

Fig. 6 Angle difference positioning

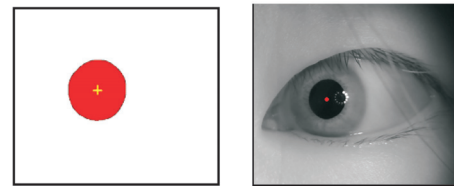
1.5 瞳孔精确定位和追踪

眼部图像经图像预处理和瞳孔区域筛选后实现瞳孔区域分割, 分割结果如图 7(a) 所示, 其中红色区域为瞳孔区域, 黄色位置为瞳孔中心, 坐标为

$$x_o = x_i^0 + \frac{w_i}{2}, y_o = y_i^0 - \frac{l_i}{2} \quad (11)$$

其中 (x_o, y_o) 是瞳孔中心坐标, (x_i^0, y_i^0) 为第一种外接矩形的左上角坐标, l_i 与 w_i 分别为外接矩形的长和宽。将定位后的瞳孔中心位置坐标与原图进行拟合, 并在原图中标记瞳孔位置, 最终得到瞳孔定位图像, 如图 7(b) 所示。虽有灯光的轻微干扰, 但定位结果并未受到影响, 该定位中心与瞳孔的实际中心位置吻

合。顺序记录瞳孔中心位置变化, 获得瞳孔运动轨迹。



(a) 瞳孔区域分割 (b) 瞳孔中心拟合

图 7 瞳孔定位

Fig. 7 Pupil positioning

2 实验结果与分析

2.1 实验仪器

850 nm 窄带滤波 8 mm 的 1080 p 红外摄像头一台, win10 系统计算机一台, 分辨率为 1920×1080 的 23.4 英寸显示器一台, 自主设计并 3D 打印的采集支架一部。实验环境: Microsoft Visual Studio2019, 使用 C++ 语言作为软件开发语言, 联合使用 OpenCV3 计算机视觉函数库, 采用 Matlab R2018a 进行数据处理。

2.2 准确性检测

由于瞳孔存在个体差异性, 本实验采用中科院的虹膜图像数据集对算法的准确性进行验证。在 CASIA-Iris-Interval、CASIA-Iris-Lamp、CASIA-Iris-Syn、CASIA-Iris-Thousand 和 CASIA-Iris-Twins 这 5 个虹膜数据集上进行瞳孔定位准确性检测, 其中 CASIA-Iris-Syn 的准确率高达 99.50%, 平均误差率在 7.54% 以下。对比传统 Hough 变换、文献[6]中的梯度定位方法、文献[9]提出的瞳孔定位方法以及全卷积神经网络 (FCNN) 的方法^[16], 实验结果进一步验证了本文方法定位结果的准确性更高, 普适性更强。表 1 为本文方法与上述提到的 4 种方法在 5 个数据集上进行瞳孔定位的结果。

表 1 瞳孔定位方法对比

Tab. 1 Comparison of pupil positioning methods

算法	准确率/%					平均误差/%
	CASIA-Iris-Interval	CASIA-Iris-Lamp	CASIA-Iris-Syn	CASIA-Iris-Thousand	CASIA-Iris-Twins	
文献[6]方法	29.83	85.40	87.87	66.22	63.54	33.430
传统 Hough 变换	68.02	84.26	98.92	67.35	80.91	20.108
文献[9]方法	73.55	79.08	95.76	79.83	90.10	16.336
文献[16]方法	87.49	81.64	97.30	94.87	80.11	11.718
本文方法	89.54	91.35	99.50	91.30	90.61	7.540

由表 1 可以看出, 本文方法定位准确率高, 即使

在图像质量非常差的数据集 CASIA-Iris-Interval 上,

定位准确率依然能够达到 89.54%.

本文技术方法稳定性与抗光照干扰能力强. 5 种方法在 5 个不同的数据集上的瞳孔定位结果如图 8 所示. 其中数据集 CASIA-Iris-Interval 中的图像像素为 320×280 , 相比其他几个数据集, 该数据集图像质量最差, 因此经过图像预处理之后获取的信息最少, 导致识别准确率较低. 在使用文献[6]中的梯度定位方法得到的定位准确率尤为偏低, 但本文方法的准确率依然能保证在 89.54%. 数据集 CASIA-Iris-Lamp 中的图像存在浓密的眉毛和颜色深的睫毛的干扰情

况, 本文技术方法相对于另外 4 种方法的定位结果更为精准. 数据集 CASIA-Iris-Syn 中的图像相对较纯净, 5 种方法定位准确率都较高. 数据集 CASIA-Iris-Thousand 中的图像, 存在眼镜反光和眼皮遮挡的干扰, FCNN 瞳孔分割算法^[16]表现出了较强的抗干扰能力, 而利用本文技术方法进行定位, 准确率也能达到 91.30%. 数据集 CASIA-Iris-Twins 中的图像, 存在长睫毛和长头发的干扰, 文献[6]中的梯度定位方法对其进行了弱化处理, 但是同时也损失了图像信息, 导致最终的准确率低, 而另外 4 种方法定位相对准确.

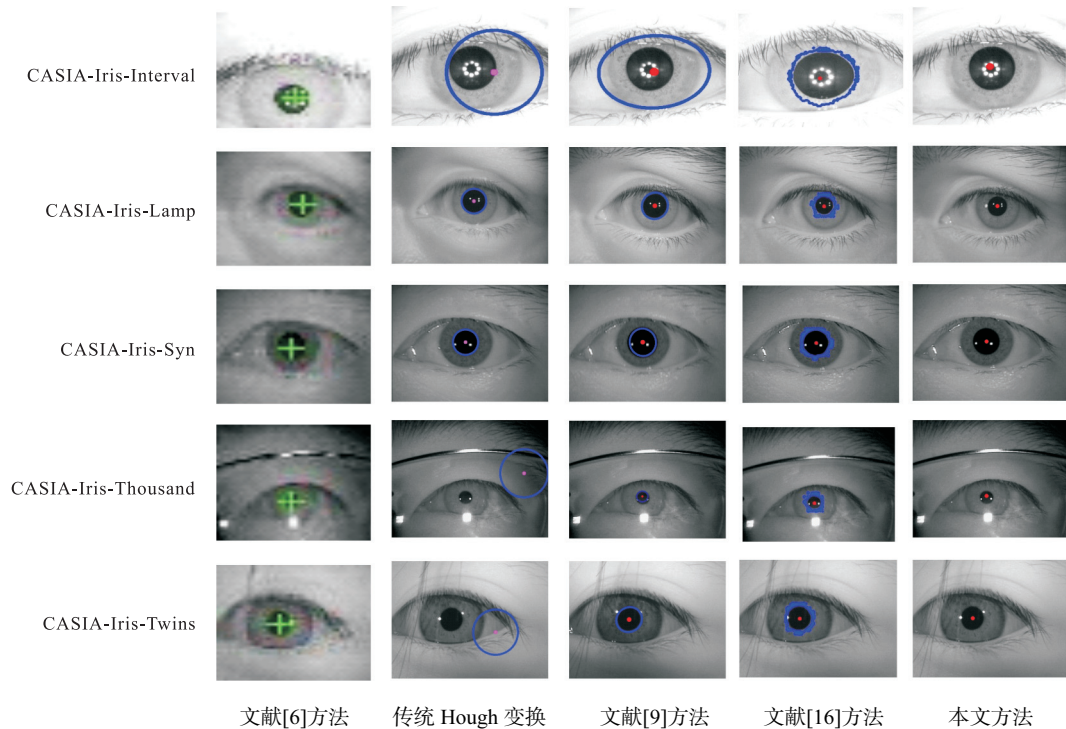


图 8 瞳孔定位效果对比

Fig. 8 Comparison of pupil positioning effect

2.3 鲁棒性与实时性分析

为了验证算法在不同眼球注视情况下定位的鲁棒性, 在保证眼睛舒适的情况下, 实验采集被试者向上、向下、向左、向右看时不同的瞳孔极限位置以及瞳孔轻微变形情况下的人眼图像. 图 9 为利用本文技术方法得到不同眼球注视情况下的瞳孔定位结果. 分析鲁棒性检测结果可以发现, 该方法能够准确地分割瞳孔区域, 同时实现在人眼正常视物状态下, 眼球向极左、极右、极上、极下方向观看时, 准确地定位瞳孔, 证明本文的技术方法具有良好的鲁棒性和抗干扰能力.

在不同光照情况下采集眼部图像, 定位结果如图 10 所示. 从结果得知定位准确, 抗灯光干扰能力强.

在数据集 CASIA-Iris-Syn 中定位准确率最高, 并且该数据集中存在较多眼部有黑痣、斑点以及浓密眉毛头发的干扰, 本文方法仍然能使定位准确率达到 99.5%, 图 11(a) 展示了在黑痣和斑点干扰下的定位结果, 图 11(b) 展示了在浓密眉毛头发干扰下的定位结果.

眼镜的反光对于瞳孔定位的干扰也是非常严重的, 因此在实验室随机选取 3 名被试者测试本文方法抗眼镜干扰的结果. 选取视力正常、中度近视和重度近视各 1 名, 其中视力正常的被试人员佩戴无屈光度的平光镜, 测试结果为图 12(a); 近视者佩戴屈光度 -3.50 的近视镜, 测试结果为图 12(b); 近视者佩戴屈光度 -7.25 的近视镜, 测试结果为图 12(c). 由图 12 可见, 该定位方法可以应用于近视、远视患者身上,

能够在佩戴眼镜的情况下进行瞳孔信息的采集、处理工作。

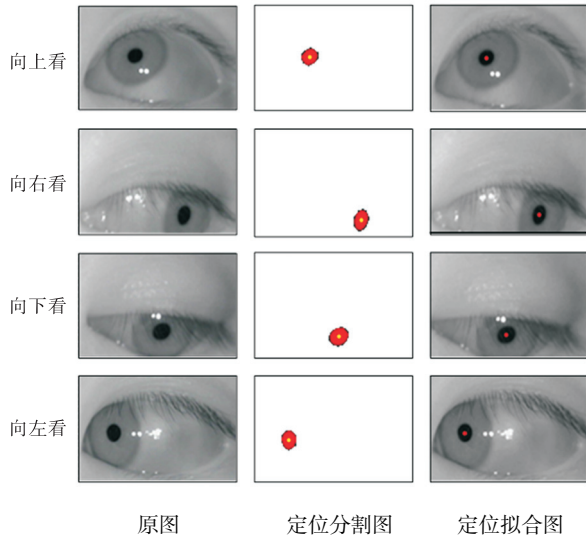
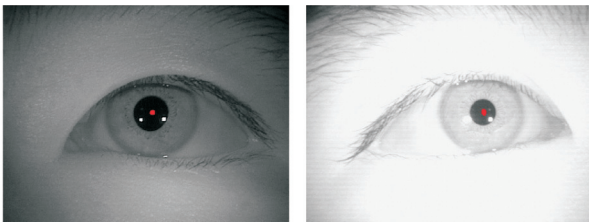
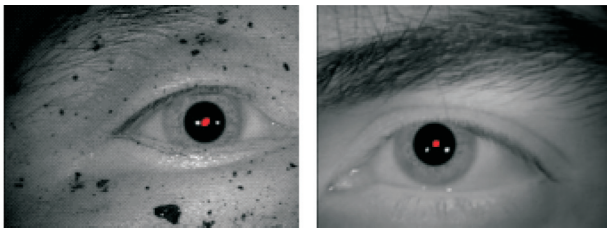


图 9 瞳孔定位鲁棒性检测
Fig. 9 Robust detection of pupil positioning



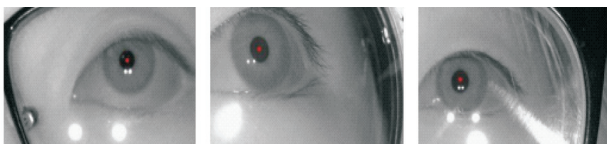
(a) 暗光干扰 (b) 亮光干扰
图 10 不同光照干扰测试图

Fig. 10 Test diagram of different light interference



(a) 黑痣、斑点干扰 (b) 毛发干扰
图 11 黑痣、斑点、毛发干扰测试图

Fig. 11 Test chart of mole, spot and hair interference



(a) 平光镜干扰 (b) 屈光度-3.50 干扰 (c) 屈光度-7.25 干扰
图 12 眼镜干扰测试图

Fig. 12 Glasses interference test diagram

图 13 为被试者在正常视物情况下, 实现实时瞳

孔定位追踪的软件界面. 其中: 左图为实时定位的瞳孔拟合图; 右图为视线轨迹图, 为顺序记录的瞳孔中心运动轨迹, 紫色标记为第 1 帧开始位置, 红色标记为当前瞳孔位置, 同时将检测到的瞳孔面积、瞳孔中心坐标、采集时间和当前采集帧数作为数据输出. 结果表明, 本文技术方法具有良好的实时性.



图 13 实时视线定位追踪软件界面
Fig. 13 Interface of real-time eye tracking software

3 结 语

针对生理参数中瞳孔定位普遍存在的鬓角、眉毛和光照等干扰, 提出了一种基于几何形状特征的实时瞳孔定位追踪技术. 该技术实现方法利用瞳孔面积阈值筛选、联合两种不同的瞳孔外接矩形长宽比、角度差提取瞳孔特征, 逐步精确定位瞳孔, 最后通过瞳孔中心坐标与原图像拟合获得准确的实时瞳孔定位, 并将瞳孔中心位置坐标顺序连接, 实现瞳孔轨迹追踪.

将该技术方法在中科院 5 种不同的虹膜图像数据集上进行准确性检测, 结果表明该定位技术的最高准确率提高到 99.5%, 平均误差减少到 7.54%. 由 85 名被试者在不同眼球注视情况下进行实时性检测, 结果表明该定位技术能有效地解决睫毛遮挡、眼部黑痣干扰、眼角部分阴影干扰等一系列问题. 通过被试者在正常视物情况下注视不同极限位置的测试, 证明该技术实时性和鲁棒性良好. 由此可见, 该技术对背景环境要求较低、具有实时性, 并能够根据瞳孔位置实时精确定位追踪被试者的眼睛以及人脸等, 可以广泛应用于眼球追踪、视线分析等方面的研究.

参考文献:

[1] 顾新建, 马步青, 倪益华. 透明公平的制造业发展环境探讨[J]. 计算机集成制造系统, 2017, 23(1): 186-195.

[2] Wang Y, Ma J. Automation detection of driver fatigue

- using visual behavior variables[J]. Archives of Civil Engineering, 2018, 64(2): 175–185.
- [3] 李欢利, 郭立红, 李小明, 等. 基于统计特征中心对称局部二值模式的虹膜识别[J]. 光学精密工程, 2013, 21(8): 2129–2136.
- [4] Slama A B, Machraoui A N, Sayadi M. Pupil tracking using active contour model for videonystagmography applications[C]//IEEE. International Image Processing, Applications and Systems Conference. New York: IEEE, 2014: 7043278.
- [5] Wildes R P. Iris recognition: An emerging biometric technology[J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9): 1348–1363.
- [6] Timm F, Barth E. Accurate eye centre localisation by means of gradients[C]//VISAPP. 2011 Proceedings of the Sixth International Conference on Computer Vision Theory and Applications, Vilamoura, Algarve, Portugal. Trier: DBLP, 2011: 125–130.
- [7] Basit A, Javed M Y, Masood S. Non-circular pupil localization in iris images[C]// 2008 4th International Conference on Emerging Technologies. New York: IEEE, 2008: 4777505.
- [8] 王晶, 高峰, 李婉越, 等. 瞳孔中心点自动定位与对准装置[J]. 光学精密工程, 2019, 27(6): 1370–1377.
- [9] 李擎, 胡京尧, 迟健男, 等. 视线追踪中一种新的由粗及精的瞳孔定位方法[J]. 工程科学学报, 2019, 41(11): 1484–1492.
- [10] Matveev I, Chinaev N, Novik V. Location of pupil contour by Hough transform of connectivity components[J]. Pattern Recognition & Image Analysis, 2016, 26(2): 398–405.
- [11] Yuan W Q, Wang H. A non-ideal iris localization algorithm based on elliptical projection[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(4): 958–962.
- [12] Wasiq K, Hussain A, Kuku K, et al. Pupil localization and eye centre estimation using machine learning and computer vision[J]. Sensors, 2020, 20(13): 3785.
- [13] Markuša N, Frljaka M, Pandžića I S, et al. Eye pupil localization with an ensemble of randomized trees[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(2): 578–587.
- [14] He S Y, Fan C P. SIFT features and SVM learning based sclera recognition method with efficient sclera segmentation for identity identification[C]//IEEE. 2019 IEEE International Conference on Artificial Intelligence Circuits and Systems (AICAS). New York: IEEE, 2019: 8771626.
- [15] Choi J H, Lee K I, Kim Y C, et al. Accurate eye pupil localization using heterogeneous CNN models[C]//IEEE. 2019 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). New York: IEEE, 2019: 8803121.
- [16] Yiu Y H, Aboulatta M, Raiser T, et al. DeepVOG: Open-source pupil segmentation and gaze estimation in neuroscience using deep learning[J]. Journal of Neuroscience Methods, 2019, 324: 108307.
- [17] Wang C, Muhammad J, Wang Y, et al. Towards complete and accurate iris segmentation using deep multi-task attention network for non-cooperative iris recognition[J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2020, 15: 2944–2959.

责任编辑: 郎婧