

# 一种基于三维眼球模型和 Snakuscule 的虹膜中心定位算法

周小龙 姜嘉祺 林家宁 陈胜勇

(浙江工业大学计算机科学与技术学院 杭州 310023)

**摘 要** 为提高视线估计中眼虹膜中心定位的准确性,提出了一种基于三维眼球模型和 Snakuscule 的新型虹膜中心定位算法。首先,通过人脸对齐方法获取面部特征点,利用特征点初步求得虹膜中心粗定位点;然后,通过判断眼部区域状态降低图像带来的误差;接着,针对 Snakuscule 能量模型进行改进,通过初始化一个半径固定的 Snakuscule 模型,对虹膜轮廓进行迭代更新。通过改进的 Snakuscule 模型结合三维眼球模型获得能量值,其中三维眼球模型反映了虹膜中心、眼球中心和虹膜边界之间组成的几何关系,根据所求能量值不断迭代更新虹膜轮廓,求得最终虹膜中心精确定位点。最后,在 BioID 脸部数据库上的实验验证了所提算法的有效性和优越性,该算法的最大标准误差在  $e \leq 0.05$ ,  $e \leq 0.1$  和  $e \leq 0.25$  内分别达到了 85.0%, 97.8% 和 99.8%。

**关键词** 三维眼球模型,虹膜中心定位,能量模型,Snakuscule

**中图分类号** TP391.4 **文献标识码** A **DOI** 10.11896/j.issn.1002-137X.2019.09.043

## Iris Center Localization Method Based on 3D Eyeball Model and Snakuscule

ZHOU Xiao-long JIANG Jia-qi LIN Jia-ning CHEN Sheng-yong

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University of Technology, Hangzhou 310023, China)

**Abstract** In order to improve the accuracy of iris center localization of eyes in gaze estimation, this paper proposed a novel iris center localization method based on 3D eyeball model and Snakuscule. Firstly, a facial alignment method is employed to get the facial feature points and the obtained points are used to obtain the initial iris center. Then, the eye status is judged to reduce the error brought by the low-quality image. To further obtain the accurate iris center location, the energy model of Snakuscule is improved and the iris contour is updated iteratively by a fixed size of Snakuscule. The energy value is obtained by combining the Snakuscule model and 3D eye model. The 3D eyeball model reflects the geometric relationship between the iris center, the eyeball center and the iris contours. According to the energy value, the final iris center can be obtained by updating the iris contours iteratively. Finally, experiments conducted on BioID face database validate the effectiveness and superiority of the proposed method. The maximum standard errors of the algorithm reach at 85.0%, 97.8% and 99.8% respectively when  $e \leq 0.05$ ,  $e \leq 0.1$ , and  $e \leq 0.25$ .

**Keywords** 3D eyeball model, Iris center localization, Energy model, Snakuscule

## 1 引言

眼睛是人类重要的感觉器官,80%的外界信息都通过眼睛接收。随着科技的进步,眼睛除了能够接收信息外,在人脸对齐、视线估计、人机交互等方面也发挥着重要作用。而虹膜中心作为眼睛最为显著的特征之一,其精确的定位显得格外重要,尤其在视线估计方面,视线估计的准确性在很大程度上取决于虹膜中心定位算法的准确性。基于特征的视觉估计方法通常选取显著的面部特征点(如虹膜中心、眼角、瞳孔中心等)来形成输入值,通过建立人眼三维模型来估计最终的视线

方向。因此,提高虹膜中心定位算法的稳定性和准确性对提高视线估计算法的稳定性及准确性至关重要,具有一定的理论研究价值和实际应用意义。

## 2 国内外相关工作

虹膜是位于瞳孔与角膜之间的环状区域,其内外边界可近似看作不同心的两个圆。虹膜定位算法的目的就是计算出虹膜内外边界的圆心和半径。现有的条件下,影响虹膜定位算法精度的主要因素为光照强度、睫毛及眼睛闭合程度、镜面反射等。

到稿日期:2018-08-12 返修日期:2018-11-27 本文受国家自然科学基金(61876168, 61403342, U1509207, 61603341),浙江省自然科学基金(LY18F030020),湖北省水电工程智能视觉监测重点实验室开放基金(2017SDSJ03)资助。

周小龙(1986—),男,博士,副教授,CCF 会员,主要研究方向为目标跟踪、视线跟踪、模式识别, E-mail: zxl@zjut.edu.cn;姜嘉祺(1995—),女,硕士生,主要研究方向为视线跟踪;林家宁(1992—),男,硕士生,主要研究方向为视线跟踪;陈胜勇(1973—),男,博士,教授,博士生导师,CCF 会员,主要研究方向为计算机视觉、图像处理, E-mail: sy@ieee.org(通信作者)。

在传统的虹膜定位算法中,比较经典且重要的算法有微积分圆形拟合法<sup>[1]</sup>、Hough 变换法<sup>[2]</sup>、最小二乘拟合法<sup>[3]</sup>。其中微积分算法定位准确、鲁棒性高,但该算法需要对整个虹膜图像进行搜索,计算量大且耗时长。Hough 变换法则需要不断变换半径和圆心来遍历全图,并且对图像清晰度要求高,在噪声偏多的情况下无法得到理想结果。最小二乘拟合法定位速度快,但同样很难处理噪声干扰较大的情况。上述 3 种算法为虹膜定位算法的发展打下了坚实的基础,后续算法的提出也大多借鉴这 3 种算法。

现有的虹膜定位算法大致分为 3 类:基于特征的算法<sup>[4-7]</sup>、基于模型的算法<sup>[8-10]</sup>以及融合特征和模型的混合方法<sup>[11-12]</sup>。

基于模型的方法通常利用眼睛的整体外观亦或是面部外观,使用一组特征(眼部及其周围的几何特征)或者是一个拟合模型来估计虹膜中心的位置。Moriyama 等<sup>[4]</sup>根据详细的虹膜位置、眼睑张开程度、眼睑形状对眼睛区域图像进行详细分析,从而生成眼区域模板,以实现眼睛的精确匹配。Kim 等<sup>[5]</sup>提出了迭代虹膜圆检测方法,采用基于人眼形状和特征的人眼模型不断改变虹膜中心并调整虹膜半径,通过搜索策略细化虹膜中心点以实现精确定位。凌滨等<sup>[6]</sup>采用了一种基于形态学的虹膜定位方法,结合了 Snake 和 GAC 模型,利用能量函数进行曲线演化,从而不断接近目标虹膜边界。刘帅等<sup>[7]</sup>则针对传统虹膜定位算法进行了改进,提出基于分块搜索的虹膜定位方法,通过 Hough 圆检测法和卷积运算先分别对虹膜内圆、外圆进行粗定位,然后通过分块搜索进行精确定位,这种算法同样具有较好的鲁棒性。

基于特征的方法通常使用眼睛的属性,如一些简单的局部属性来检测虹膜中心,如角、边、梯度等。这种方法不需要任何拟合模型,但是易受噪声点的干扰。Valenti 等<sup>[8]</sup>使用等光性,即连接等强度点的曲线来定位虹膜中心,通过图像亮度的平滑导数计算等光照线的密切圆中心,从而让每个像素都为自己的中心投票,最终获得目标虹膜中心。然而,该方法的鲁棒性比较差,特征点少,容易检测错误。Zhang 等<sup>[9]</sup>利用了虹膜轮廓在图像平面上呈现为椭圆形的事实,在人眼图像中提取虹膜的所有边缘,选择两条最长的垂直边缘进行椭圆拟合,最终得到虹膜中心。但是该方法存在较大的局限性,当眼睛转动到眼角位置时,很难提取靠近眼角的边,从而导致椭圆拟合的误差较大。Das 等<sup>[10]</sup>提出了一种基于图像梯度矢量场的虹膜中心检测方法,利用 3D 头部跟踪方法和人脸检测方法获取眼部特征点,得到粗定位虹膜中心,接着用图像梯度矢量场对虹膜中心进行准确跟踪,获得精确虹膜中心点。

混合方法是通过融合特征和模型进行虹膜中心定位的方法。Xiao 等<sup>[11]</sup>提出了一种结合人脸标志、Snakuscule、圆拟合和二值连通分量法的虹膜中心定位方法,通过提取人脸的眼部区域,用 Snakuscule 法检测虹膜中心和内半径,并提取虹膜边缘进行圆拟合来确定最终的虹膜中心,然后运用二值连通分量法对不合格图像进行改进以提高精度。Baek 等<sup>[12]</sup>提出了一种根据眼球转动时虹膜呈现不同椭圆形状的事实来定

位虹膜中心的方法,首先使用人类眼球的球形模型估计虹膜半径,其次将眼球旋转至二维平面获取一定数量的虹膜椭圆形状和相应的虹膜中心位置,将其归为数据库,最后将输入的眼睛图像的虹膜椭圆形状与数据库中的椭圆形状进行匹配,求得目标虹膜中心。

本文所提方法属于混合方法,首先基于三维眼模型求取虹膜边界,然后根据虹膜属性,利用改进后的 Snakuscule 模型更新虹膜边界,最终准确定位虹膜中心点。

### 3 提出的方法

本文所提基于三维眼模型的虹膜中心定位方法的流程如图 1 所示。在自然光条件下,使用电脑设备自带摄像头记录目标人眼的图像。记录的图像用于检测和定位虹膜中心的位置。本文首先对所记录的图像提取人眼区域特征值,获取虹膜中心粗定位点。其次,根据特征点判断眼睛开闭状态,从而进行不同处理。对于睁眼状态下的眼睛,进行迭代更新检测并确定虹膜中心位置。

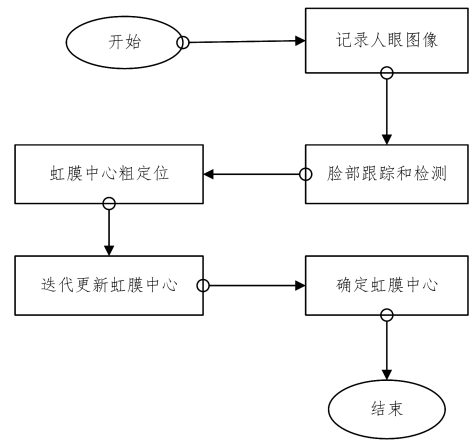


图 1 本文所提方法流程图

Fig. 1 Flowchart of proposed method

#### 3.1 脸部跟踪和检测

本文使用 Xiong 等<sup>[13]</sup>提出的人脸对齐法进行人脸检测,能在给定的图片或实时视频帧中,在检测到人脸的基础上,自动检测定位人脸特征点。该方法是基于回归的算法,对于一张给定的人脸,给出初始形状,通过不断迭代,将初始形状回归到接近甚至等于真实的人脸形状上。该方法主要使用 SDM(Supervised Descent Method)来最小化非线性最小二乘目标函数,从训练数据中学习梯度下降的方向并建立相应的回归模型,通过该回归模型进行梯度方向估计,使目标函数以非常快的速度收敛到最小值,解决了复杂最小二乘问题。

如图 2 所示,图中白点即为检测到的人脸特征点  $X$ ,分别组成眉毛、眼睛、嘴巴、鼻子、脸轮廓 5 个标志性特征位置。本文采用该方法获取眼睛区域特征点  $X[20]-X[31]$ ,求取左右眼的虹膜中心粗定位点  $(u_{ic}, v_{ic})$ 、虹膜半径  $R_i$ 、眼球中心  $(u_e, v_e)$  和眼球半径  $R_e$ 。

(1)左眼的虹膜中心粗定位点、虹膜半径、眼球中心、眼球半径的计算公式为:

$$(u_{ic}, v_{ic}) = \frac{X[21] + X[22] + X[24] + X[25]}{4} \quad (1)$$

$$R_i = \frac{|X[21]X[24]|}{2} \quad (2)$$

$$(u_e, v_e) = \frac{X[20] + X[23]}{2} \quad (3)$$

$$R_e = \frac{|X[20]X[23]|}{2} \quad (4)$$

(2)右眼的虹膜中心粗定位点、虹膜半径、眼球中心、眼球半径的计算公式为:

$$(u_{ic}, v_{ic}) = \frac{X[27] + X[28] + X[30] + X[31]}{4} \quad (5)$$

$$R_i = \frac{|X[27]X[30]|}{2} \quad (6)$$

$$(u_e, v_e) = \frac{X[26] + X[29]}{2} \quad (7)$$

$$R_e = \frac{|X[26]X[29]|}{2} \quad (8)$$

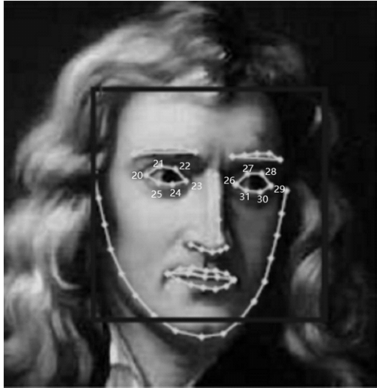


图2 人脸对齐特征点

Fig. 2 Feature points of face alignment

### 3.2 虹膜中心迭代更新

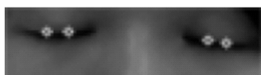
本文先判断眼睛状态,针对眼睛闭合和睁开状态分别进行不同处理。若眼睛为闭合状态,直接判定闭合中心点即为虹膜中心点;若眼睛为睁开状态,则结合虹膜边界模型和能量模型,对虹膜中心进行迭代更新并确定最终的虹膜中心位置。

#### 3.2.1 判断眼睛状态

由人脸对齐法可得,左右两眼区域内上眼睑和下眼睑共计8个特征点(X21, X22, X24, X25, X27, X28, X30, X31)。如图3所示,眼睛为睁开状态时(见图3(a)),上眼睑两个特征点与下眼睑两个特征点存在一定距离;而眼睛为闭合状态时(见图3(b)),上眼睑两个特征点通常与下眼睑两个特征点重合。



(a) 眼睛睁开状态



(b) 眼睛闭合状态

图3 眼睛状态

Fig. 3 State of eyes

人眼状态的判定过程如下:以左眼为例,求取上眼睑特征点(X21, X22)与下眼睑特征点(X24, X25)间的距离 $D_{ud}$ ,给定阈值为-1,若 $D_{ud}$ 在阈值范围内,则判定眼睛为闭合状态,此时直接选取闭合中心点为虹膜中心点;若 $D_{ud}$ 超过阈值,则判定眼睛为睁开状态,进行下一步操作。右眼判定过程与左眼判定过程一致。

#### 3.2.2 虹膜边界模型

如图4所示,以眼球中心为原点(0,0,0)建立三维坐标系,Z轴方向由眼球中心朝外,假设眼球中心为 $(x_{ec}, y_{ec}, z_{ec})$ ,虹膜中心为 $(x_{ic}, y_{ic}, z_{ic})$ ,虹膜边界点为 $(x_i, y_i, z_i)$ ,则虹膜中心可由式(9)求得:

$$x_{ic}^2 + y_{ic}^2 + z_{ic}^2 = R_e^2 - R_i^2 \quad (9)$$

由于虹膜平面上点的法向量由眼球中心和虹膜中心构成,故虹膜上的点可由式(10)表示:

$$x_{ic}(x_i - x_{ic}) + y_{ic}(y_i - y_{ic}) + z_{ic}(z_i - z_{ic}) = 0 \quad (10)$$

根据虹膜平面上的点亦是眼球上的点这一事实,可推得:

$$x_i^2 + y_i^2 + z_i^2 = r_e^2 \quad (11)$$

因本文所使用的信息都来自摄像头,故联立式(9)一式(11),并将其转为相机空间下的方程:

$$(x_i - x_{ec})^2 + (y_i - y_{ec})^2 + ((x_{ic} - x_{ec})(x_{ic} - x_i) + (y_{ic} - y_{ec})(y_{ic} - y_i) / (z_{ic} - z_{ec}) + z_{ic} - z_{ec})^2 = r_e^2 \quad (12)$$

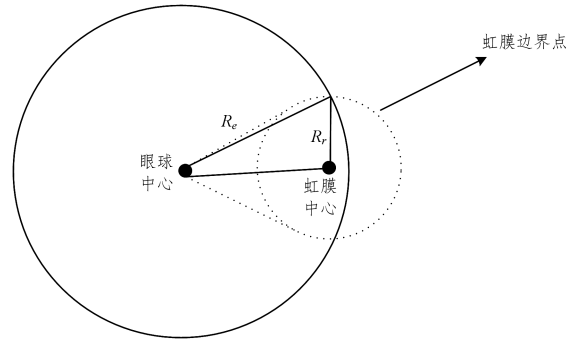


图4 虹膜边界模型

Fig. 4 Model of iris contours

由相机针孔模型可知,空间中的点 $m(X, Y, Z)$ 与其在投影图像平面上的像素点有以下关系。

1)将相机坐标系转换成像平面坐标系

点 $m(X, Y, Z)$ 为摄像机坐标系空间中的一点,该点投影到图像平面上的点为 $M(x, y, f)$ 。图像平面与Z轴垂直,与投影中心的距离为 $f$ ( $f$ 是相机的焦距)。按照三角比例关系可以得出: $\frac{x}{f} = \frac{x}{z}$ ,  $\frac{y}{f} = \frac{y}{z}$ , 即  $x = \frac{fx}{z}$ ,  $y = \frac{fy}{z}$ 。

2)将成像平面坐标系转换成像素坐标系

图像平面上某点在成像平面坐标系中的坐标为 $(x, y)$ ,在像素坐标系中的坐标为 $(u, v)$ ,其中 $(u_0, v_0)$ 为图像中心点,每个像素的物理尺寸大小为 $dx * dy$ ,则二者满足如下关系:

$$u = \frac{x}{dx} + u_0, v = \frac{y}{dy} + v_0$$

又因 $\frac{dx}{f} \approx \frac{dy}{f}$ ,  $Z_{ic} \approx Z_{ec}$ ,故假设  $Z_{ic} * (\frac{dx}{f}) \approx Z_{ic} * (\frac{dy}{f}) \approx$

$Z_{ec} * (\frac{dx}{f}) \approx Z_{ec} * (\frac{dy}{f}) \approx 1$ ,则由式(9)可推得以下方程:

$$(u_e - u_{ic})^2 + (v_{ic} - v_e)^2 + (z_{ic} - z_{ec})^2 = r_e^2 - r_i^2 \quad (13)$$

同理,由式(12)可推得以下方程:

$$(u_e - u_{ic})^2 + (v_i - v_e)^2 + (((u_e - u_{ic})(u_i - u_{ic}) + (v_{ic} - v_e)(v_i - v_e)) / (z_{ic} - z_{ec})(z_{ic} - z_{ec}))^2 = r_e^2 \quad (14)$$

其中,  $u_e, u_i, v_i, v_e$  均为输入值,  $z_{ic} - z_{ec}$  可由式(13)求得,  $(u_i, v_i)$  表示平面虹膜边界上的点,式(14)可结合下一小节的能量模型用于表达虹膜中心变化时虹膜边界的变化。

### 3.2.3 Snakusculc 模型

在虹膜定位算法中,基于能量的可变形轮廓模板已经证明了其准确性,然而,该类算法的缺陷在于在找到最后一个定位点之前需要不断变换半径并进行大量迭代更新,此举并不适用于实时虹膜中心定位,在实际应用中无法施展。因此,本文提出一种固定半径的 Snakusculc 能量模型,可显著减少迭代次数且能满足实时性要求。由于虹膜在眼睛区域内通常是一个暗色调的圆形,其内部像素值较低,因此先初始化一个圆形的活动轮廓即 Snakusculc,用于捕捉眼睛内的虹膜。相对于可变形轮廓模板,这种基于能量的活动轮廓是不可变形的,不仅能有效地跟踪低分辨率图像中的眼睛图像,而且其需要的迭代次数少且具有实时性,因此有较大的优势。

图5为本文所提 Snakusculc 模型,为减少计算量,设定一个固定的内半径  $r_i$ ,此处  $r_i$  由本文人脸对齐法求得,即虹膜半径;  $S_2$  区域大小即为初始虹膜边界模板区域大小;定义  $\alpha$  为从内半径到外半径的比值,  $\beta$  为内半径缩小的比值。

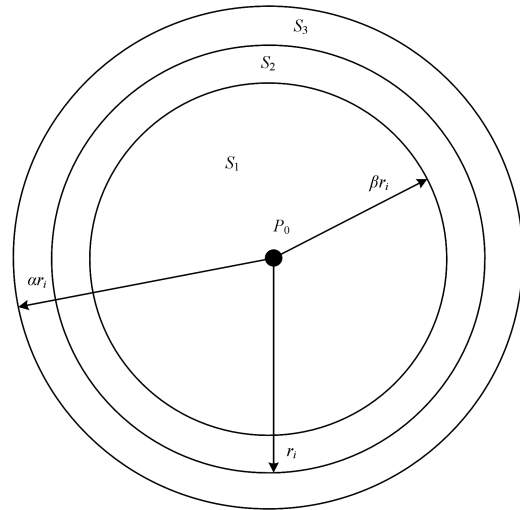


图5 Snakusculc 模型的结构

Fig. 5 Structure of Snakusculc model

图6为 Snakusculc 从初始化状态到最终收敛状态的示例图。首先,初始化 Snakusculc,使其与虹膜的部分区域重叠,该模板设定有固定内半径  $r_i$ 。其次,因 Snakusculc 能在局部能量梯度的影响下进行工作,又因本文设定了固定的半径值,故 Snakusculc 仅在8种可能的方向上进行移动工作,即左上、上、右上、左、右、左下、下、右下,如图7所示,并选择能提供最大能量的方向进行运动,其能量函数为:

$$E1 = \iint_{(x,y) \in S3} \frac{p(x,y)}{n} dx dy - \iint_{(x,y) \in S2} \frac{p(x,y)}{n} dx dy \quad (15)$$

其中,  $S_3$  为半径为  $\alpha r_i$  的圆形区域,  $S_2$  为半径为  $r_i$  的圆形区域,  $(x, y)$  为  $S$  上的所有点,  $p(x, y)$  代表像素值。由于本文中考虑到虹膜半径是由人脸对齐法得到的,与实际虹膜半径存在一定的差异,实际虹膜半径存在较小或较大的可能,但实际虹膜半径较大时对该函数并无影响,另外又考虑到图像处理后的虹膜区域边界仍然会存在一定的噪声点,因此以虹膜中心为中心缩小  $r_i$  得到  $\beta r_i$  并再次计算进行完善,其能量函数为:

$$E1 = \iint_{(x,y) \in S3} \frac{p(x,y)}{n} dx dy - \iint_{(x,y) \in S1} \frac{p(x,y)}{n} dx dy \quad (16)$$

其中,  $S_1$  为半径为  $\beta r_i$  的圆形区域。结合式(15)和式(16),推出 Snakusculc 的能量函数为:

$$E3 = E1 + p * E2 \quad (17)$$

其中,  $p$  为  $E1$  和  $E2$  的平衡函数,此处取  $p$  为 0.8 时实验效果显著优于其他值。并经实验观察得知  $\alpha$  取 1 或 0.75,  $\beta$  取 1 或 1.2 时实验效果最佳,明显优于其他值。最终,当  $S_2$  覆盖至整个虹膜面积时,  $S_2$  内像素值最低,  $E1$  所求能量值最大。此时, Snakusculc 停止移动工作,结束迭代。



图6 Snakusculc 从初始化状态到最终收敛状态的示例图<sup>[14]</sup>

Fig. 6 Image of Snakusculc from the initial state to final converget state<sup>[14]</sup>

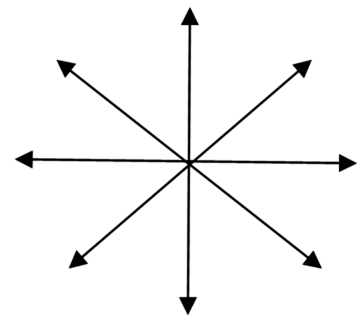


图7 迭代更新方向

Fig. 7 Directions of iteration update

能量函数  $E1$  某次迭代的相关代码如下:

```
Mat grayImage_1;
Point center=Point(x_ic,y_ic);
Mat mat=getRotationMatrix2D(center,0,0.75);
warpAffine(grayImage,grayImage_1,mat,grayImage.size());
for(int i=0;i< cTemplate.cols;i++){
    for (int j=0;j < cTemplate.rows;j++){
        if (cTemplate.at(uchar)(j,i) ==255){
            countPixels_3+=grayImage_1.at(uchar)(j,i);
            count_3++;
        }
    }
}
```

其中,  $cTemplate$  为此时虹膜边界模板, 以此时虹膜中心为中心缩小图片, 从而放大初始模板  $S_3$ , 通过代码可求得:

$$E1 = (countPixels\_3/count\_3) - (countPixels/count).$$

同理, 能量函数  $E_2$  某次迭代的相关代码如下:

```
Mat grayImage_2;
Point center_1=Point(xic_ic,yic_ic);
Mat mat_1=getRotationMatrix2D(center_1,0,1.2);
warpAffine(grayImage,grayImage_2,mat_1,grayImage.size());
for(int i=0;i < cTemplate.cols;i++){
    for (int j=0;j < cTemplate.rows;j++){
        if (cTemplate.at<uchar>(j,i) ==255){
            countPixels_1+=grayImage_2.at<uchar>(j,i);
            count_1++;
        }
    }
}
```

通过代码可求得  $E_2 = (countPixels\_3/count\_3) - (countPixels\_1/count\_1)$ 。

又因虹膜区域存在两大特征: 虹膜内像素值低和虹膜边界梯度明显, 故对 Snakusculc 能量函数进行补充:

$$E_4 = E_5 + h * E_6 \quad (18)$$

其中,  $h$  为  $E_5$  和  $E_6$  的平衡系数, 此处  $h$  取 0.13 时的实验效果显著优于其他值。一般情况下, 虹膜是眼睛图像中最暗的区域, 故:

$$E_5 = 255 - \iint_{(x,y) \in (x_i, y_i)} \frac{P(x,y)}{n} dx dy \quad (19)$$

其中,  $(x_{ii}, y_{ii})$  为虹膜上的所有点,  $p(x, y)$  代表像素值。因虹膜内像素值最暗, 故  $E_5$  取最大值时, 此区域恰好为虹膜区域。

虹膜边界通常是梯度值最大的区域, 故:

$$E_6 = \iint_{(x,y) \in (x_i, y_i)} \frac{g(x,y)}{n} dx dy \quad (20)$$

其中,  $(x_i, y_i)$  为虹膜边界上的所有点,  $g(x, y)$  代表梯度值。因虹膜边界通常梯度值最大, 故  $E_6$  取最大值时, 此区域恰好是虹膜边界区域。

能量函数  $E_4$  某次迭代的相关代码如下:

```
for(int i=0;i<cTemplate.cols;i++){
    for (int j=0;j<cTemplate.rows;j++){
        if (cTemplate.at<uchar>(j,i) ==255){
            countPixels +=grayImage.at<uchar>(j,i);
            count++;
            if(i>=1 && j>=1 && (i+1)<cTemplate.cols && (j+1)<cTemplate.rows){
                if((cTemplate.at<uchar>(j-1,i-1)==0) ||
                    (cTemplate.at<uchar>(j-1,i)==0) ||
                    (cTemplate.at<uchar>(j-1,i+1)==0) ||
                    (cTemplate.at<uchar>(j,i-1)==0) ||
                    (cTemplate.at<uchar>(j,i+1)==0) ||
                    (cTemplate.at<uchar>(j+1,i-1)==0) ||
                    (cTemplate.at<uchar>(j+1,i)==0) ||
                    (cTemplate.at<uchar>(j+1,i+1)==0)){
```

```
countPerimeter++;
grads +=grad.at<uchar>(j,i);
}
}
}
}
```

其中,  $cTemplate$  为此时虹膜边界模板, 通过该代码可求得  $E_5 = 255 - (countPixels/count)$ ,  $E_6 = grads/countPerimeter$ 。

结合式(17)和式(18), 补充后的能量函数为:

$$E = E_3 + E_4 \quad (21)$$

综上所述, 如图 7 所示, 在 8 个可能方向上运动时, 对每个方向均求得能量  $E$ 。当求得  $E_{max}$ , 即向  $E_{max}$  方向更新虹膜边界位置, 重复上述步骤, 直到相邻两次更新的移动方向相反则停止更新, 此时的虹膜边界为目标虹膜边界, 虹膜位置即为所求的虹膜位置, 从而得到最终虹膜中心定位点。为控制算法时间, 给定最大迭代次数, 故时间复杂度为  $O(1)$ , 空间复杂度为  $O(m * n)$ 。

## 4 实验结果

### 4.1 数据库

为了测试所提出的虹膜中心定位方法, 本文使用了 BioID 脸部数据库, 该数据库是最具挑战性的数据库之一。BioID 数据库由来自 23 个人的 1521 张人脸灰度图像组成, 图像包含人的头部和肩部的正面视图, 图片中包含了多种光照条件、背景、规模和姿势, 其中许多照片的质量都比较差, 或是在昏暗条件下拍摄的, 或存在由于配戴眼镜对眼部造成的严重反光现象。

### 4.2 评估策略

在实验中, 为了评估虹膜中心定位算法的准确性, 本文采用了最大标准误差估计方法<sup>[15]</sup>:

$$e \leq \frac{1}{d} \max(e_l, e_r) \quad (22)$$

其中,  $e_l$  代表被检测的左眼虹膜中心与真实左眼虹膜中心之间的欧氏距离,  $e_r$  代表被检测的右眼虹膜中心与真实右眼虹膜中心之间的欧氏距离,  $e$  代表在数据库中标准的左眼和右眼之间的欧氏距离。此处  $e \leq 0.25$  的误差表明定位的精度在两个眼角宽度的 1/2 的距离内,  $e \leq 0.1$  的误差表明定位的精度在虹膜的直径内,  $e \leq 0.05$  的误差表明定位的精度在瞳孔的直径长度内。

### 4.3 实验结果和对比

在人脸检测法下共检测到的人脸数目为 1520, 该数据库中的部分人眼定位结果如图 8 和图 9 所示。其中图 8 展示了在该数据库中定位准确的部分结果图, 图 9 展示了在该数据库中定位失败的部分结果图。其中失败的图像均是目标者处于佩戴眼镜的情况下, 因此失败原因判断为眼镜大面积反光造成的后续精确定位失败。



图8 所提虹膜中心定位算法定位成功的结果图

Fig. 8 Successful iris center localization results of proposed method



图9 所提虹膜中心定位算法定位失败的结果图

Fig. 9 Fail iris center localization results of proposed method

表1列出了本文所提的虹膜中心定位方法与现有虹膜中心定位方法的精确对比结果。对比的数据库均为BioID数据库,算法的精度均采用最大标准误差估计方法计算,即式(22)。本文的虹膜中心定位算法的最大标准误差在 $e \leq 0.05$ 内达到了85.0%,表明本文所提算法具有一定的定位准确度,在 $e \leq 0.1$ 和 $e \leq 0.25$ 内的最大标准误差精度能达到97.8%和99.8%,对比近几年现有的同类型算法,本文所提算法具有一定优势。虽然Zhang的算法定位效果更好,但就定位步骤而言,本文的遍历过程更简洁,所需时间更短,无需通过更改虹膜半径来定位虹膜中心。

表1 所提虹膜中心定位算法与现有的先进的虹膜中心定位算法的精度比较结果

Table 1 Precision comparison results between proposed method and other state-of-the-art methods

|                        | (单位:%)        |              |               |
|------------------------|---------------|--------------|---------------|
| 虹膜中心定位算法               | $e \leq 0.05$ | $e \leq 0.1$ | $e \leq 0.25$ |
| Niu et al. [16]        | 75.0          | 93.0         | 98.0          |
| Asteriadis et al. [17] | 74.0          | 81.7         | 97.4          |
| Campadelli et al. [18] | 62.0          | 85.2         | 96.1          |
| Laddi et al. [19]      | 81.4          | 92.2         | 97.5          |
| Zhang et al. [20]      | 85.6          | 93.6         | 99.2          |
| Kroon et al. [21]      | 65.0          | 87.0         | 98.8          |
| Leo et al. [22]        | 80.6          | 87.3         | 93.6          |
| Timm et al. [23]       | 82.5          | 93.4         | 98.0          |
| Garg et al. [24]       | 77.6          | 88.7         | 98.6          |
| 本文提出的方法                | 85.0          | 97.8         | 99.8          |

#### 4.4 摄像头下实时虹膜中心定位

本文在实验室环境中对实时虹膜中心检测进行实验。本文在目标人脸前放置一个摄像头,目标可随意进行头部运动和眼部运动,亦可选择佩戴眼镜。要求目标到摄像头的距离范围为0.5~2m。本文方法对虹膜中心位置进行了连续的检测和跟踪。图10展示了部分视频帧中实时虹膜中心检测和跟踪的结果。实验结果表明,本文所提方法可适用于实时视频图像下的虹膜中心定位检测。



图10 实时视频图像下虹膜中心的检测和跟踪结果

Fig. 10 Iris center detection and tracking results of proposed method for real-time video images

**结束语** 本文提出了一种基于三维眼球模型和 Snakusucle 能量模型的新型虹膜中心定位算法,通过结合眼球模型的几何关系和虹膜边界的特性提出了虹膜边界变化方法。首先利用人脸识别方法来获取面部特征点,选取该方法得到的特征求得虹膜中心粗定位点,再通过判断眼部区域状态来降低图像带来的误差;然后考虑8个方向,通过 Snakusucle 模型结合三维眼球模型获得能量值,根据所求能量值不断迭代更新,求得最终虹膜中心的精确定位点。在BioID face数据库上对该方法进行了评估,并在摄像头下进行了实时视频帧评估。实验表明该方法能够较好地解决实际问题,并取得较好的定位精度,但在眼镜大面积反光几乎遮挡眼部区域时,该方法的表现仍然不够理想。未来的工作将考虑如何解决这些噪声点,以达到更好的效果,并早日将精确的虹膜定位方法运用到实际中。

#### 参考文献

- [1] DAUGMAN J. How iris recognition works[J]. IEEE Transaction on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1):21-30.
- [2] WILDES R P. Iris recognition: An emerging bio-metric technology[J]. Proceeding of the IEEE, 1997, 85(9): 1348-1363.
- [3] WANG Y H, ZHU Y, TAN T N. Identification based on iris recognition[J]. Journal of Automatica Sinica, 2002, 18(1): 1-10. (in Chinese)  
王蕴红,朱勇,谭铁牛.基于虹膜识别的身份鉴别[J].自动化学报,2002,28(1):1-10.
- [4] MORIYAMA T, KANADE T, XIAO J, et al. Meticulously de-

- tailed eye region model and its application to analysis of facial images[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2006, 28(5): 738-752.
- [5] KIM H I, KIM J B, LEE J E, et al. Gaze estimation using a webcam for region of interest detection[J]. *Signal Image & Video Processing*, 2016, 10(5): 1-8.
- [6] LING B, SUO J W, XU J T. An iris localization method combining Snake and GAC model[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2017, 53(1): 201-206. (in Chinese)  
凌滨, 索健文, 许景涛. 一种结合 Snake 与 GAC 模型的虹膜定位方法[J]. *计算机工程与应用*, 2017, 53(1): 201-206.
- [7] LIU S, LIU Y N, ZHU X D, et al. Iris location algorithm based on partitioning search[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(18): 212-217. (in Chinese)  
刘帅, 刘元宁, 朱晓冬, 等. 基于分块搜索的虹膜定位算法[J]. *计算机工程与应用*, 2018, 54(18): 212-217.
- [8] VALENTI R, GEVERS T. Accurate Eye Center Location through Invariant Isocentric Patterns[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, 2012, 34(9): 1785-1798.
- [9] ZHANG W, ZHANG T N. Eye gaze estimation from the elliptical features of one iris[J]. *Optical Engineering*, 2011, 50(50): 047003-047003-9.
- [10] DAS D, RASHED M G, BASHAR M R, et al. Real-Time Iris Center Detection and Tracking From Video Images[C]// *International Conference on Machine Learning and Data Engineering*. 2017: 35-41.
- [11] XIAO F, HUANG K, QIU Y, et al. Accurate iris center localization method using facial landmark, snakuscule, circle fitting and binary connected component[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2018, 77(19): 25333-25353.
- [12] BAEK S J, CHOI K A, MA C, et al. Eyeball model-based iris center localization for visible image-based eye-gaze tracking systems[J]. *IEEE Transactions on Consumer Electronics*, 2013, 59(2): 415-421.
- [13] XIONG X, TORRE F D L. Supervised Descent Method and Its Applications to Face Alignment[C]// *Computer Vision and Pattern Recognition*. IEEE, 2013: 532-539.
- [14] GARG S, TRIPATHI A, CUTRELL E. Accurate eye center localization using Snakuscule[C]// *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*. IEEE, 2016: 1-8.
- [15] CAI H, LIU B, ZHANG J, et al. Visual Focus of Attention Estimation Using Eye Center Localization[J]. *IEEE Systems Journal*, 2015, PP(99): 1-6.
- [16] NIU Z, SHAN S, YAN S, et al. 2D Cascaded AdaBoost for Eye Localization[C]// *International Conference on Pattern Recognition*. IEEE, 2006: 1216-1219.
- [17] ASTERIAS S, NIKOLAIDIS N, HAJDU A, et al. An Eye Detection Algorithm Using Pixel to Edge Information[C]// *International Symposium on Control, Communications and Signal Processing*. EUSIPCO, 2006.
- [18] CAMPADELLI P, LANZAROTTI R, LIPORI G. Precise Eye Localization through a General-to-Specific Model Definition[C]// *British Machine Vision Conference*. Britain: BMVC, 2006: 187-196.
- [19] LADDI A, PRAKASH N R. An augmented image gradients based supervised regression technique for iris center localization[J]. *Multimedia Tools & Applications*, 2016, 76(5): 1-11.
- [20] ZHANG W, SMITH M L, SMITH L N, et al. Eye center localization and gaze gesture recognition for human-computer interaction[J]. *Journal of the Optical Society of America A*, 2016, 33(3): 314-325.
- [21] KROON B, HANJALIC A, MAAS S M. Eye localization for face matching; is it always useful and under what conditions[C]// *International Conference on Content-based Image and Video Retrieval*. CIVR, 2008: 379-388.
- [22] LEO M, CAZZATO D, DE M T, et al. Unsupervised eye pupil localization through differential geometry and local self-similarity matching[J]. *PLoS ONE*, 2014, 9(8): e102829.
- [23] TIMM F, BARTH E. Accurate Eye Centre Localisation by Means of Gradients[C]// *Proceeding of the Sixth International Conference on Computer Vision Theory and Applications*. Vilamoura, Algarve, Portugal; VISAPP, 2011: 125-130.
- [24] GARG S, TRIPATHI A, CUTRELL E. Accurate eye center localization using Snakuscule[C]// *IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision*. IEEE, 2016: 1-8.