

基于HOG和SVM的双眼虹膜图像的人眼定位算法

晁静静, 沈文忠, 宋天舒

上海电力学院 电子与信息工程学院, 上海 200090

摘要:针对近红外光下现有的人眼定位算法普遍存在准确性不高、泛化能力不佳等问题,提出了一种基于方向梯度直方图(HOG)和支持向量机(SVM)相结合的双眼虹膜图像的人眼定位算法。利用HOG提取虹膜图像的人眼特征,并结合SVM分类器对HOG特征进行训练从而实现人眼的精确定位。为了减少漏检和误检,进一步提高定位准确率,又提出了多级级联SVM分类器算法;另外针对近红外光线下虹膜图像独特的灰度分布特点,设计了一种图像预处理方法,能够显著提高人眼定位速度。在MIR2016和CASIA-IRIS-Distance数据集上的实验结果表明,基于HOG和SVM的双眼虹膜图像的人眼定位算法具有高准确率、强泛化能力和高实时性。

关键词:虹膜识别;人眼定位;方向梯度直方图(HOG);级联支持向量机(SVM)分类器;图像预处理

文献标志码:A **中图分类号:**TP391 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1801-0474

晁静静, 沈文忠, 宋天舒. 基于HOG和SVM的双眼虹膜图像的人眼定位算法. 计算机工程与应用, 2019, 55(9): 184-189.
CHAO Jingjing, SHEN Wenzhong, SONG Tianshu. Eye location algorithm of binocular iris image based on HOG and cascade SVM. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(9): 184-189.

Eye Location Algorithm of Binocular Iris Image Based on HOG and Cascade SVM

CHAO Jingjing, SHEN Wenzhong, SONG Tianshu

School of Electronic and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China

Abstract: Aiming at the problems such as low accuracy and poor generalization ability of the existing human eye location algorithms under near infrared light, a human eye location algorithm based on Histogram Oriented Gradient (HOG) and Support Vector Machine (SVM) is proposed. HOG is used to extract the human eye features of iris images and the HOG features are trained by SVM classifier to locate human eyes. In order to further improve the accuracy and reduce the missing detection and false detection, a multi-level cascade SVM classifier algorithm is proposed. In addition, aiming at the unique grayscale distribution characteristics of iris images under near infrared light, an image preprocessing method is designed, which can significantly improve the positioning speed. The experimental results on MIR2016 and CASIA-IRIS-Distance dataset show that the human eye location algorithm based on HOG and SVM has high accuracy, strong generalization ability and high real-time performance.

Key words: iris recognition; eye location; Histogram Oriented Gradient (HOG); cascade Support Vector Machine (SVM); image preprocessing

1 引言

近年来关于虹膜识别的研究在学界和业界引起了广泛的关注,与人脸识别、语音识别和指纹识别等其他生物特征识别方法相比,虹膜识别^[1-2]具有唯一性、极高准确性、高稳定性、高防伪性、易采集性、非侵犯性等优势,具有很好的应用前景。虹膜图像中虹膜区域达到

160×160的分辨率即可用于识别,但是在手机和很多其他远距离虹膜采集设备中传感器采集到的图像面积可超过虹膜区域的200倍,干扰区域太多,虹膜识别算法很难正常工作。因此准确的人眼定位是移动设备上进行虹膜识别的重要前提。

传统的人眼定位算法有灰度积分投影算法、几何特

基金项目:国家自然科学基金(No.61772327);上海市科委地方能力建设项目(No.15110600700)。

作者简介:晁静静(1992—),女,硕士研究生,研究方向:虹膜识别,E-mail: 1059465179@qq.com;沈文忠(1978—),男,副教授,研究方向:虹膜识别、机器视觉与智能控制;宋天舒(1994—),男,硕士研究生,研究方向:虹膜识别、深度学习。

收稿日期:2018-01-30 **修回日期:**2018-03-23 **文章编号:**1002-8331(2019)09-0184-06

CNKI网络出版:2018-08-14, <http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.TP.20180810.1630.006.html>

征算法和模板匹配算法等。其中,灰度积分投影算法^[3-6]是根据人脸图像投影的分布信息对眼睛进行定位,但分布信息对不同的人和姿态的变化比较敏感,因此该算法定位准确率较差。基于几何特征的定位算法^[7]是通过构造几何特征向量来定位人眼,对于佩戴眼镜的情况其定位效果较差。模板匹配算法^[8-9]是将原图像和相应的模板进行匹配,提取所需要的特征区域,该算法不仅计算量庞大,而且定位准确率也较差。除了上述传统的人眼定位算法外,近些年深度学习在图像识别领域引起了广泛的关注,然而基于深度学习的算法,如深度卷积神经网络在训练过程中需要大量的标记样本^[10],并且定位速度较慢,在实时性要求较高的嵌入式设备中很难得到应用。但是目前仍然有一些机器学习算法在人眼和人脸定位领域中取得了较高的效果,例如基于 AdaBoost、随机森林和 ASM (Active Shape Model) 的定位算法^[11-13]。Adaboost 和随机森林属于集成学习的方法,需要集成较多的分类器或者学习较多的特征,而 ASM 算法需要相对完整固定的人脸区域,对于人脸区域不完整或者角度转动过大的情况很难实现准确定位。多数虹膜采集设备(包括手机)工作在近红外光下,图 1 所示为近红外光下采集到的高质量双眼虹膜图像样本。数据来源于中科院自动化所公开的 MIR2016 数据集,图片编号(a)~(f)样本依次为:IKM00712501、IKM00712510、IKM00732508、IKM00802505、IKM01033010、IKM01393004。

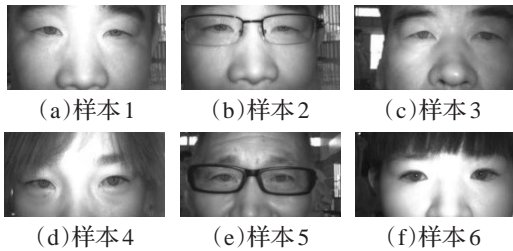


图1 手机采集到的高质量虹膜图像

从图 1 可见虹膜图像人脸区域占比变化很大、人脸区域并不完整,而且近红外光下图像的饱和度与对比度和自然光下并不一样。现有的人眼定位算法在处理近红外光下的虹膜图像都是基于阈值等传统算法,其定位准确性不高、泛化能力不佳^[14-16]。

本文提出的一种基于方向梯度直方图(Histogram of Oriented Gradients, HOG)与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)相结合的人眼定位算法,可以有效提取出虹膜图像的特征,并准确快速地完成人眼定位。另外本文针对近红外光下虹膜图像的特有特性,还设计了一种专用的图像预处理方法,不但可以显著提高双眼虹膜图像中的人眼定位的速度,还能应用在接下来的虹膜和瞳孔的精确定位。本文算法首先在中科院自动化研究所公开的手机虹膜数据库 MIR2016 数据集集中进行训练和测试,接着扩展到自定义的模糊数据集和中

科院自动化研究所公开的 CASIA-Iris-Distance 数据集进行验证。该算法在以上三个数据集上均获得了超过 99% 的高准确率,同时实验结果还验证了该算法具有高实时性和强泛化能力。

2 人眼定位算法简介

HOG 与 SVM 相结合的方法^[17-18]在行人检测、人流量统计等很多方面均表现出了较高的识别准确率和较强的泛化能力。HOG 特征具有很多的优点,既包含局部区域精细方向上抽样的信息,又包含较大区域的整体信息,还包含了 gamma 矫正以及归一化等降低光照影响的过程,对于光线、阴影和角度变化均不敏感,因此本文利用 HOG 来提取人眼特征,其基本思想是局部目标的表象和形状能够被梯度强度在梯度方向上的分布很好地描述出来,而且同一幅图像在不同参数下可以计算出不同的 HOG 特征,提取 HOG 特征的流程如图 2 所示^[19]。

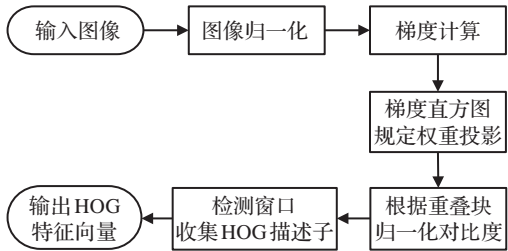


图2 HOG 特征提取流程

HOG 检测窗口的基本组成单位为 $n \times n$ 像素的细胞单元(cell),再由 $m \times m$ 个 cell 组成块(block),最后由块组成窗口。图像 HOG 特征向量的维数由参数 block 大小(blockSize)、cell 大小(cellSize)决定。在不同的应用领域,选取的 HOG 参数也不同,比如在行人检测中,设置 cellSize 为 8×8 , blockSize 为 4×4 ,而在车辆检测^[20]中,设置了三种类型的 HOG 参数,分别为:(1) cellSize 为 4×4 , blockSize 为 8×8 ; (2) cellSize 为 4×8 , blockSize 为 8×16 ; (3) cellSize 为 8×8 , blockSize 为 16×16 。HOG 参数的选择会影响最终的准确率。

SVM^[21]在机器学习领域,是一种有监督式的学习方法,被广泛地应用于模式识别、统计分类以及回归分析。SVM 的基本模型是定义在特征空间上的间隔最大的线性分类器,通过引入核函数使得 SVM 成为非线性分类器。常用的 SVM 核函数包括多项式核函数、RBF (Radial Basis Function) 核函数以及 Sigmoid 核函数。本文使用的核函数为多项式核函数,其数学表达式为:

$$K(x, x_i) = ((x, x_i) + 1)^d$$
 (1)

其中, x_i 表示核函数中心,本文中 d 取 2。

本文提出的双眼虹膜图像的人眼定位算法如图 3 所示。

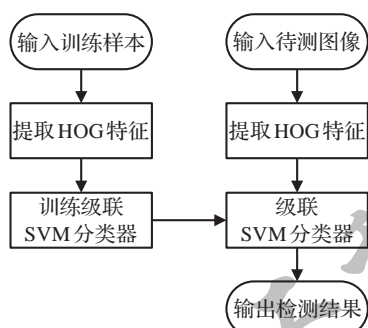


图3 人眼定位流程图

本算法分为训练和测试两个部分。训练部分首先通过不同大小的窗口遍历样本图像的各个位置来提取HOG特征,然后再使用HOG特征训练SVM分类器。由于单个SVM分类器存在漏检和误检的人眼,本文训练了多个SVM分类器,然后把训练的SVM分类器级联在一起构成SVM级联模型解决上述问题。测试部分首先对待检测图像各个区域进行特征提取,然后通过级联训练的SVM分类器进行识别即可得到结果。

HOG和SVM相结合的定位方法在其他图像预处理方面也取得了很好的效果。文献[20]提出了boosting HOG和线性SVM的方法进行车辆检测,与传统的检测方法相比,该方法的检测率显著提高,可达90%;文献[22]运用HOG和SVM进行车辆标志识别,总体识别率达到92.59%;文献[23]提出了HOG和级联SVM的方法进行头肩检测,通过级联两级SVM,提高了检测准确率和速度。虽然本文和文献[23]都提出了级联SVM分类器,但是两者有本质的区别,文献[23]是采用串联形式的级联方式,第一级SVM分类器先去除掉大部分不包括头肩区域的负样本,这样进入第二级的负样本数大大减少,显著提高了定位速度,而本文是采用串联和并联相结合的级联方式,和单一的SVM相比,人眼定位的准确率得到了提升。

3 算法细节及其实现

3.1 提取虹膜图像的HOG特征并训练SVM分类器

提取虹膜图像的HOG特征并训练SVM分类器的具体步骤如下:

(1)获取正负样本。本文人工标记了150张图片,共计300个人眼区域坐标作为标记数据。采用不同大小的窗口(winSize)遍历图像,窗口滑动的过程中若和标记窗口重合面积超过80%则标记为正样本,剩余的标记为负样本。

(2)对正负样本进行HOG特征提取,并送入SVM分类器进行训练,根据滑动窗口和HOG参数的不同,得到分类器的结果也不同,选取定位准确率最高的作为最终的分类器。

3.2 级联SVM分类器模型

双眼虹膜图像不仅光线分布复杂多变,而且人脸姿势、眼镜等干扰因素较多。除了图1中展示的常规虹膜图像,该数据集中还存在着非理想虹膜图像,如图4所示。其中占比最大的是受眼镜反光干扰的图像,如图4(a)所示。眼镜带来的反光会严重影响图像灰度分布和纹理特征,引起定位的偏差。另外,图4(b)~(f)中还展示了其他非理想状态如人眼区域不完整,人眼有效区域较少,以及非直视状态,这些都会给人眼区域的定位带来很大困难。数据来源于MIR2016数据集,(a)~(f)样本对应编号依次为:IKM01172010、IKM00842001、IKM00712507、IKM02122502、IKM00803010、IKM01703006。

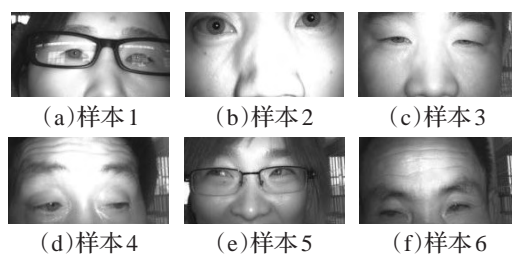


图4 质量较差的图像

上述干扰的存在最终会导致人眼定位的结果出现漏检和误检。根据虹膜图像中有且仅有两只眼睛的特点,本文提出了级联SVM分类器算法,利用不同尺度窗口内的信息和人眼关于人脸对称分布的特点进行辅助定位,算法流程如图5所示,具体步骤如下:

(1)根据滑动窗口和HOG参数,将定位准确率最高的作为第一个分类器,记为SVM_1,并把待检测样本输入到SVM_1分类器中进行检测,根据检测到的窗口的位置信息,将检测结果分为左眼和右眼,若两只眼睛同时被检测到,则完成定位。

(2)若检测到一只眼睛,即为漏检,则进行一级级联,首先进行人脸定位,根据人脸中心进行映射得到另一只眼睛的位置。

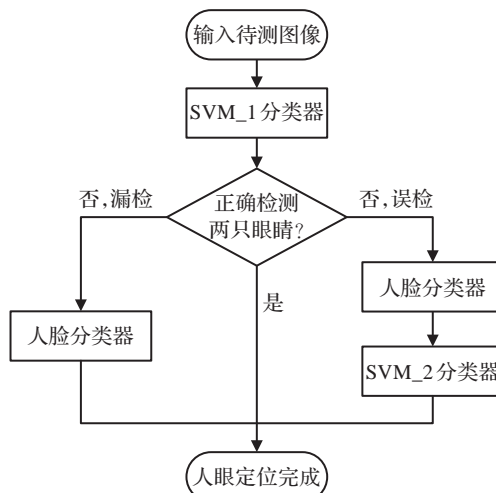


图5 级联SVM分类器示意图

(3)若检测区域不是眼睛,即为误检,则联合SVM_2分类器进行检测,将SVM_1分类器、人脸分类器和SVM_2组成二级级联,消除误检区域。

4 人眼定位实验结果及分析

实验所采用的训练和测试图像选自中科院自动化所的手机虹膜数据库MIR2016库,该数据库由分别属于150人的灰度级为8bit的虹膜图像组成,图像分辨率为1 968×1 024。本文把MIR2016图像库分为两个样本集,第一个样本集为其中的300幅图像用于训练,第二个样本集为剩余的3 500幅图像用于测试。

4.1 MIR2016数据集实验结果

在进行特征提取的过程中,HOG参数的选择会显著影响最终的识别准确性。本文主要考虑滑动窗口大小winSize和细胞单元大小cellSize这2个参数,块blockSize设置为2,实验结果如图6所示。

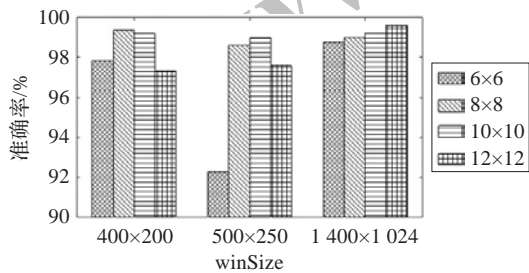


图6 定位准确率

从图中可以看出最优的实验结果为:winSize为400×200,cellSize为8×8,将其记为SVM_1分类器,winSize为500×250,cellSize为10×10记为SVM_2分类器,winSize为1 400×1 024,cellSize为12×12记为人脸分类器。

选取MIR2016数据库中的第二个样本集作为测试样本,SVM_1分类器检测结果如图7所示,(a)、(b)正确检测两只眼睛,(c)、(d)只检测到1只眼睛,即为漏检,(e)、(f)检测区域不是眼睛,即为误检。

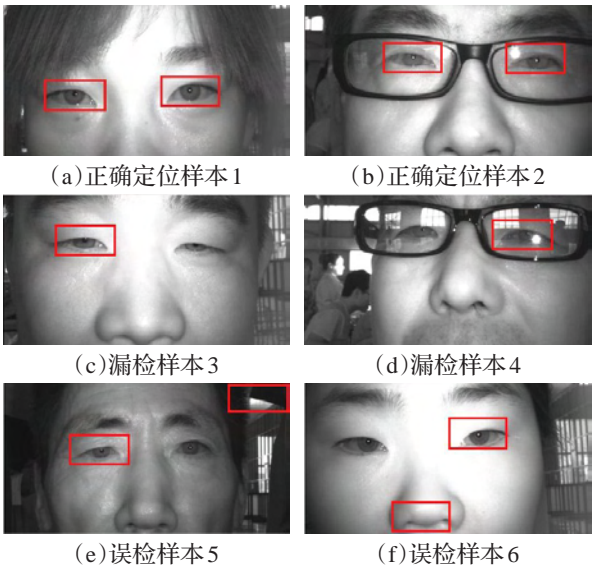


图7 SVM_1分类器检测结果

针对漏检和误检,采用级联SVM分类器,实现正确定位,结果如图8所示,(a)为图7中(c)、(d)漏检图像经过级联人脸分类器后的检测结果,(b)为图7中(e)、(f)误检图像经过级联人脸分类器和SVM_2分类器后的检测结果。

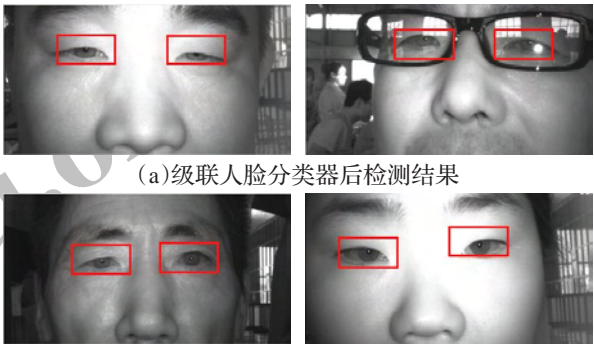


图8 级联SVM分类器检测结果

在MIR2016数据库中的实验结果如表1所示,其中SVM_1分类器与人脸分类器构成1级SVM分类器,SVM_1分类器、人脸分类器和SVM_2分类器构成二级级联。其他常用人眼定位算法的准确率如表2所示。

表1 检测模型在虹膜图像库中的定位结果

分类器	样本数	准确定位 双眼/张	单眼漏 检/张	正检数	误检数	准确 率/%
SVM_1	3 500×2	3 455	35	6 955	10	99.36
SVM_2	3 500×2	3 429	64	6 929	7	98.99
1级SVM	3 500×2	3 490	0	6 990	10	99.86
2级SVM	3 500×2	3 490	0	6 998	2	99.97

表2 常用人眼定位算法的准确率

方法	定位准确率/%
AdaBoost算法和模板匹配 ^[8]	84.0
灰度投影与改进Hough ^[5]	93.2
积分投影与差分投影结合 ^[6]	90.5

4.2 MIR数据集实验分析

准确性:由表1可知,当使用SVM_1分类器时,识别率最佳,准确率可达99.36%,但是对于斜视、遮挡或镜面反光等图像会出现单眼漏检或误检的情况。因此级联了人脸分类器,经过1级级联之后,由表1可知精确率显著提高,但是误检数并没有减少。经过测试发现,在图1中的三种窗口大小不同的分类器中,SVM_1和SVM_2检测结果可以较好地形成互补,有效降低人眼定位的误检率。因此通过级联SVM_1分类器、人脸分类器与SVM_2分类器可以提高人眼定位的准确率,由表1可知最终的人眼定位准确率可达99.97%。

实时性:在Intel i7-4720HQ @ 2.6 GHz,8 GB内存的Win10平台上,本算法完成人眼定位的时间不超过40 ms,能够满足实时应用的要求。

除了准确性和实时性外,还需要算法具有较强的泛化能力,以应用到不同的场合。接下来本文将在其他

两个常见的场景中获得的数据集中验证本算法的泛化能力。

4.3 其他数据集检测结果及分析

多数情况下在获取图像的过程中,由于人距离设备的距离是由远及近的,图像是由模糊到清晰再到模糊的过程。如果在图像模糊的时候就可以定位到人眼,那么具有自动对焦功能的设备,或者光场相机^[24]就能利用本算法预先判断人眼的所在区域,精确锁定人眼完成快速对焦。由远及近的过程中的图片模糊可以看作是一种离焦模糊,一种常见的离焦模糊模型是圆盘离焦模型^[25],其点扩散函数可以看作是圆盘函数:

$$h_r(x, y) = \begin{cases} 1/(\pi r^2), & x^2 + y^2 \leq r^2 \\ 0 & \end{cases} \quad (2)$$

式(2)中 r 为模糊半径,是唯一的参数。

本文将MIR2016中的测试样本进行圆盘模糊作为模糊数据集,模糊半径为16。然后利用已有的SVM_1分类器在模糊数据集进行人眼定位,结果显示SVM_1分类器在模糊数据集的准确率可达99%,如图9所示。



图9 模糊数据集人眼定位结果

然后将该算法扩展到CASIA-IRIS-Distance数据集上,该数据集来源于中科院自动化研究所CASIA-IRISV4,共有2 567幅图像,分辨率为2 352×1 728,采集设备距离人超过3 m。利用已有的SVM_1分类器进行测试,其准确率同样可以达到99%,测试结果如图10所示。

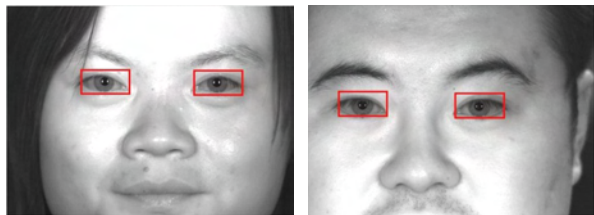


图10 CASIA-IRIS-Distance数据集人眼定位结果

5 虹膜图像的预处理方法

为了提高人眼定位速度,本文还设计了一种虹膜图像预处理算法(如图11),先选取含有人眼的有效候选区域,再利用本文提出的HOG和SVM相结合的定位算法在该有效区域内进行搜索,具体步骤如下:

(1)根据图像人眼区域的平均灰度进行统计,进行gamma变换与灰度拉伸,选择适当的阈值进行图像二值

化,如图11(b)所示。

(2)图(b)可见人眼的颜色和其上下区域的颜色相反,根据此特性将(b)取反,并根据人眼在图像中的高度向下移动一定像素值,然后与(b)取反相减,得到图(c)的效果。同理向上移动相同的像素值并相减,得到图(d)的效果。

(3)图(c)与图(d)二者取并集,得到图(e)的效果。

(4)对图(e)进行形态学操作处理,得到人眼候选区域,如图(f)所示。

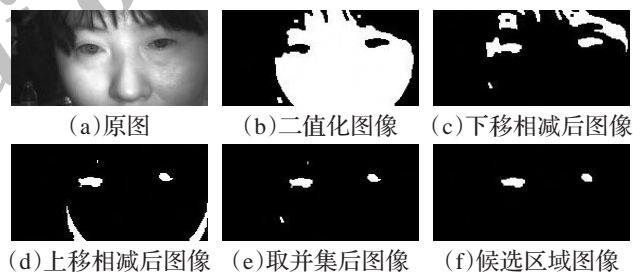
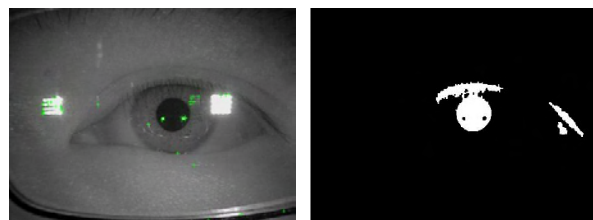


图11 图像预处理过程

经过上述预处理,在MIR2016数据集中,超过99%的图像都能有效提供眼睛的候选区域。由于定位过程中需要采用滑动窗口遍历搜索图像,原始窗口搜索范围很大,经过图像预处理后能极大减少搜索范围,显著减少定位时间,在图11所示的情况中定位速度提高了超过60倍。显然经过虹膜图像预处理之后,不仅干扰区域会减少而且定位时间也显著提高,即便是少数无法有效提供候选区的图片,也可以重新遍历整个图像进行二次定位,所以这种预处理方法在提高定位速度的同时也会提高定位准确率。

另外近红外光下的虹膜图像具有独特的灰度分布特点,虹膜和瞳孔区域较周围皮肤和巩膜较暗,表现为中间区域的灰度显著低于上下两侧,而本文设计的虹膜图像预处理方法便是根据上述特点有效提取中间区域。即便是在复杂多变的环境,通过gamma变换和灰度拉伸之后,设置阈值便能得到图像的候选区域。相比于Selective search^[26-27]和EdgeBox^[26-27],这种预处理方法不仅具有很强的针对性而且简单快速有效。这种图像预处理方法,不但可以用于人眼定位,在接下来的虹膜定位过程中,也可以用于瞳孔和虹膜的区域提取,如图12所示。该图像来自中科院自动化所公开的CASIA-Iris-Thousand数据库,图像标号为:S5000R09。(a)图中的绿



(a)Fast特征点检测结果 (b)本文提出的预处理结果

图12 图像处理结果

色点是Fast特征点提供的瞳孔候选区域,(b)图是本文提供的瞳孔候选区域。

6 结束语

针对双眼虹膜图像中的人眼定位,本文提出了一种基于HOG特征和SVM分类器相结合的人眼定位算法。利用HOG提取虹膜图像的人眼特征,通过SVM分类器对HOG特征进行训练来实现人眼定位,在MIR2016和CASIA-IRIS-Distance数据集中,使用一级SVM分类器定位准确率就能超过99%。为了进一步提高准确率,提出了多级级联SVM分类器算法以减少漏检和误检。同时本文还设计了一种针对近红外光下虹膜图像的预处理方法,可以显著缩小候选区域以减少定位时间,并且该方法还可以进一步用于虹膜区域的定位。

参考文献:

- [1] Daugman J. How iris recognition works[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2004, 14(1): 21-30.
- [2] Elshierief S M, Allam M E, Fakhr M W. Biometric personal identification based on iris recognition[C]// International Conference on Computer Engineering and Systems, 2006: 208-213.
- [3] Zheng Ying, Wang Zengfu. Minimal neighborhood mean projection function and its application to eye location[J]. Journal of Software, 2008, 19(9): 2322-2328.
- [4] 张娜娜, 马燕, 苏桂莲. 基于灰度投影函数的眼睛定位方法[J]. 计算机工程, 2006, 32(10): 193-195.
- [5] 李爱平, 魏江, 郝思思. 基于灰度投影与改进Hough变换的人眼定位算法[J]. 电子设计工程, 2014, 22(16): 171-173.
- [6] 侯向丹, 赵丹, 刘洪普, 等. 基于积分投影和差分投影的人眼定位[J]. 计算机工程与科学, 2017, 39(3): 534-539.
- [7] Sobottka K, Pitas I. Face localization and facial feature extraction based on shape and color information[C]// Proceedings of 3rd IEEE International Conference on Image Processing, 1996: 483-486.
- [8] 史慧荣, 张学帅, 梁彦, 等. 一种改进的模板匹配眼睛定位方法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(33): 44-45.
- [9] 王江波, 李绍文. 基于AdaBoost算法和模板匹配的人眼定位[J]. 计算机测量与控制, 2012, 20(5): 1347-1349.
- [10] Sun Y, Wang X, Tang X. Deep convolutional network cascade for facial point detection[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2013: 3476-3483.
- [11] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]// Proceedings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2001: 511-518.
- [12] 王丽婷, 丁晓青, 方驰. 基于随机森林的人脸关键点精确定位方法[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2009, 49(4): 543-546.
- [13] Van Ginneken B, Frangi A F, Staal J J, et al. Active shape model segmentation with optimal features[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, 21(8): 924-933.
- [14] Zhu Z, Ji Q, Fujimura K, et al. Combining Kalman filtering and mean shift for real time eye tracking under active IR illumination[C]// Proceedings IEEE International Conference on Pattern Recognition, 2002: 318-321.
- [15] Chen X, Flynn P J, Bowyer K W. IR and visible light face recognition[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2005, 99(3): 332-358.
- [16] Wang P, Green M B, Ji Q, et al. Automatic eye detection and its validation[C]// IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 164.
- [17] 徐渊, 许晓亮, 李才年, 等. 结合SVM分类器与HOG特征提取的行人检测[J]. 计算机工程, 2016, 42(1): 56-60.
- [18] Yao C, Wu F, Chen H, et al. Traffic sign recognition using HOG-SVM and grid search[C]// 2014 12th International Conference on Signal Processing (ICSP), 2014: 962-965.
- [19] Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2005: 886-893.
- [20] Cao X, Wu C, Yan P, et al. Linear SVM classification using boosting HOG features for vehicle detection in low-altitude airborne videos[C]// IEEE International Conference on Image Processing, 2011: 2421-2424.
- [21] Cortes C, Vapnik V. Support-vector networks[J]. Machine Learning, 1995, 20(3): 273-297.
- [22] Llorca D F, Arroyo R, Sotelo M A. Vehicle logo recognition in traffic images using HOG features and SVM[C]// International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems, 2013: 2229-2234.
- [23] Ding X, Xu H, Cui P, et al. A cascade SVM approach for head-shoulder detection using histograms of oriented gradients[C]// IEEE International Symposium on Circuits and Systems, 2009: 1791-1794.
- [24] Yang J C, Everett M, Buehler C, et al. A real-time distributed light field camera[C]// Eurographics Workshop on Rendering, 2002: 77-86.
- [25] 范海菊, 冯云芝, 王涛, 等. 离焦模糊图像模糊半径检测的新方法[J]. 计算机应用, 2012, 32(7): 1875-1878.
- [26] Uijlings J R, Sande K E, Gevers T, et al. Selective search for object recognition[J]. International Journal of Computer Vision, 2013, 104(2): 154-171.
- [27] Xiao Y, Lu C, Tsougenis E, et al. Complexity-adaptive distance metric for object proposals generation[C]// Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 778-786.