

基于 LBP 的眼睛开闭检测方法^{*}

姚 胜, 李晓华, 张卫华, 周激流

(四川大学 计算机学院, 成都 610065)

摘 要: 在基于机器视觉的疲劳驾驶预警系统中通过驾驶人员眼睛的状态来判断其是否疲劳是最直接和有效的途径,对眼睛的开与闭这两个基本状态的检测是判断疲劳的一个关键技术。针对红外视频人脸图像序列,提出一种基于 LBP 纹理检测算子的快速准确人眼开闭检测方法。该方法首先精确提取眼睛区域,然后利用对光照具有鲁棒性的 LBP 纹理检测算子检测眼睛区域纹理并计算其二阶矩、熵和边际分布二阶矩作为特征向量,最后使用 SVM 对特征向量进行分类以达到开闭检测的目的。大量实验结果表明,该方法不仅具有较高的检测精度,而且能完全满足实时要求。

关键词: 局部二值模式; 红外图像; 纹理检测; 开闭检测; 支持向量机

中图分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1001-3695(2015)06-1897-05

doi: 10.3969/j.issn.1001-3695.2015.06.068

Eyes state detection method based on LBP

Yao Sheng, Li Xiaohua, Zhang Weihua, Zhou Jiliu

(School of Computer Science, Sichuan University, Chengdu 610065, China)

Abstract: Eyes state such as opening and closing detection is a very important technology in driver fatigue warning system based on machine vision since the opening/closing states of driver's eyes are the most direct and effective signal to indicate whether he/she is tired. This paper proposed an eyes state detection method based on LBP aiming at the infrared video face image sequences. Firstly, it used AdaBoost and y -axis projection accurately extract the eye region. Then, it calculated some statistic texture feature based on LBP. Finally, it used SVM to classify the feature as eye state such as opening or closing. A large number of experimental results show that the proposed method not only has high detection accuracy, but also has high efficiency.

Key words: LBP; infrared video; texture detection; opening and closing detection; SVM

0 引言

根据美国国家统计和分析中心的报告^[1],引发交通事故最主要的因素是驾驶人员的疲劳驾驶,其次是酒驾和超速驾驶。其中有 3.6% 的严重交通事故是由于驾驶人员疲劳造成的^[2]。过去几年,在提高汽车主动安全技术方面的研究有进一步的进展,相继出现了后视镜系统、汽车行车全景监视系统、车道偏离预警系统、疲劳驾驶预警系统等,其中对疲劳驾驶预警系统的研究尤为突出。

目前对疲劳驾驶检测系统的研究主要可以分为两类,一类是基于硬件的方法,另一类是基于计算机视觉的方法。基于硬件的方法涉及到对物理硬件的研究与设计,如眼电图(EOG)^[3]和脑电图(EEG)^[4]测量,虽然这种方法对驾驶人员疲劳的判断能获得准确的效果,但这类方法所使用的硬件必须接触驾驶人员,在实际应用中将对正常驾驶产生影响。基于机器视觉的方法通过关注车辆在行驶过程中的显著特点和驾驶人员的行为和状态(如持续驾驶时间、车轮的运动状态及驾驶人员的持续眨眼等)来评估驾驶人员的疲劳状况^[5-7]。目前,

持续眨眼已成为一项重要的疲劳状态监测指标。眼睛开闭检测作为提取持续眨眼指标的关键技术得到了高度重视。Sukno 等人^[8]用标准的摄像机捕获连续的图像并使用主动轮廓模型来检测眨眼,他们使用每只眼睛八个标定点之间在垂直方向上的平均距离来描述眼睛的开闭情况。该算法在 AV@CAR^[9]上的测试结果显示,其睁眼帧和闭眼帧的检出率分别是 99.5% 和 80.5%。虽然检测率较高,但该算法使用 98 个点的主动形状模型,其实时性较差,很难应用于实际生活中。Le 等人^[10]设计一种带两个摄像头的智能眼镜用于捕捉人眼图像并使用模板匹配的方法来检测眼睛的开闭,但是这种方法同样与人体有接触。同时,在实际的行车过程中,由于自然光照、驾驶人员运动和车身抖动等因素的存在,使得整个疲劳驾驶预警系统的鲁棒性设计尤为重要。为了提高对上述环境因素的鲁棒性,本文设计的疲劳驾驶预警系统首先采用前置红外摄像头来实时采集驾驶人员头部视频,使用红外补光不但能减小自然光照对采集视频的影响而且使得系统在黑夜保持较高的检测率;其次对采集的红外视频帧运用 AdaBoost 算法初步定位眼睛;然后使用提出的眼睛开闭检测算法判断眼睛开闭;最后根据眼睛的

收稿日期: 2014-04-10; 修回日期: 2014-06-06 基金项目: 四川省科技支撑计划资助项目(2011GZ0187 2012RZ0005); 四川省科技厅创新苗子工程资助项目(20132074)

作者简介: 姚胜(1988-),男,四川南充人,硕士研究生,主要研究方向为基于机器视觉的汽车主动安全技术、数字图像处理; 李晓华(1973-),女,陕西韩城人,副教授,博士,主要研究方向为图像处理、模式识别(lxhw@scu.edu.cn); 张卫华(1977-),男,四川成都人,讲师,主要研究方向为数字图像处理; 周激流(1963-),男,四川成都人,教授,博导,主要研究方向为图像处理、人脸识别、无线网络、智能计算。

开闭在时间域呈现的规律作出相应的预警。本系统的结构如图1所示。



图1 疲劳驾驶预警系统结构框图

在本系统中,采集的红外图像具有纹理和边缘特征突出的特点,然而现有的检测眼睛开闭的算法主要是针对自然光图像提出,对红外图像的检测效果不佳。本文充分考虑红外图像纹理特征突出的特点,计算眼睛部位局部纹理特征来代替直接的轮廓计算,既减小计算的复杂度又提高本文算法对光照的鲁棒性。本文选择有光照鲁棒性和旋转不变性的纹理检测算子即局部二值模式(local binary patterns, LBP)^[11]来提取眼睛区的纹理,并在此基础上提取眼睛区域的统计特征,最后运用支持向量机(support vector machine, SVM)^[14]来判断眼睛开闭状态。由于LBP算子计算简单,这样使得本算法具有光照鲁棒性的同时又具有实时性。

1 基于LBP的眼睛开闭检测

提出的算法分为眼睛区域精确提取、眼睛部位特征提取和特征分类三个环节。提取眼睛区域后,计算其LBP纹理描述,然后以LBP描述的统计特征作为眼睛区域的特征向量,最后使用SVM对特征向量分类。具体的流程如图2所示。

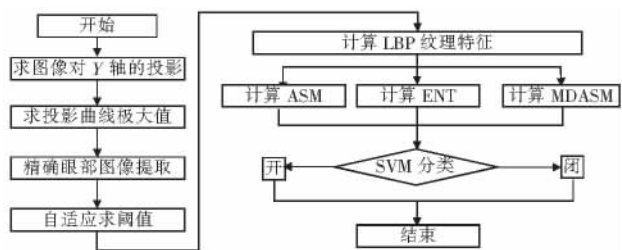


图2 算法流程

1.1 眼睛区域精确提取

在本文的疲劳驾驶预警系统中,首先运用AdaBoost算法初步定位眼睛区域,结果如图3所示。



图3 AdaBoost初步定位的眼睛图片

可以看出,其中包含眉毛和部分鼻梁区域,这两部分区域对提取后续的眼睛纹理信息有较大的影响。为了去除眉毛和鼻梁的影响,这里利用眼睛的生物特征来精确提取眼睛区域。首先对初步定位的眼睛区域图像按式(1)作Y方向的投影,然后对离散投影函数 $Y(j)$ 作高斯平滑,从而消除噪声点的影响,最后求平滑后曲线的局部极大值 y_{\max} 以及取得极大值 y_{\max} 时的横坐标 j' 。按式(2)切分初步定位的眼睛区域图像,得到精确的眼部图像。经过投影处理后的眼睛处理过程示例图片如图4所示。

$$Y(j) = \sum_i I(i, j) \quad j \in [1, N] \quad (1)$$

其中: $I(i, j)$ 为初步定位的眼睛区域图像在 i, j 处的灰度值, M 和 N 分别代表图像的长和宽。

$$I_{\text{ROI}}(i-2, j-j') = \begin{cases} I(i, j) & i=2, 3, \dots, M-2 \\ j=j', j'+1, \dots, N \end{cases} \quad (2)$$

从图4的结果得出本算法能精确地去掉眉毛区域和一部分鼻梁区域,排除这两部分区域对后续提取的纹理特征的影响,使得提取的特征能充分地描述眼睛。得到精确的眼部图像后,选择合适的方法提取眼睛部位的纹理特征是本算法的关键,本文选择局部二值模式的改进算子CLBP- M_{PR} 来提取眼睛部位的纹理特征。

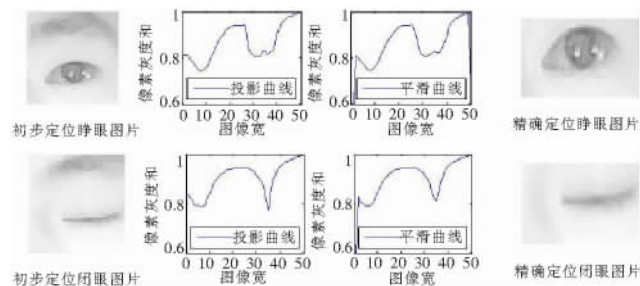


图4 投影处理过程中的图片和曲线图

1.2 基于LBP的眼部特征提取

考虑到眼部区域的纹理局部性及眼睛开闭检测的实时性要求,本文选择具有较好光照不变性和旋转不变性的局部纹理描述算子LBP来提取眼部特征。

1.2.1 LBP

LBP最早由Wang等人^[11]于1990年提出,它是一种具有对称形式的、能体现空间灰度局部信息的纹理描述算子。该模式在 3×3 的邻域内计算,以当前点的灰度值为阈值,将其邻域内每一个邻点的灰度值与阈值作比较,若邻点灰度值大于或等于阈值,则该邻点取值为“1”,否则取值为“0”,这样八个邻点的像素值均为二值数值,这八个邻点就组成了一个纹理单元,如图5所示。

然后,分别将互不相等的八个权重分别赋予这八个邻点,将权重和二值数值对应相乘,最后将八个乘积值加起来得到LBP值。值得注意的是,这些权重作为2的方幂,最小的权重为1,最大权重为 2^7 ,但该文并未给出权重按何种排列方式赋予给邻点,以及选择该排列方式的原因。在纹理分析时,首先计算出图中像素的LBP值,然后统计LBP值的概率分布,生成LBP值的直方图,以该直方图作为特征向量,表示该图的纹理。对于LBP来说,一个像素有 $2^8 = 256$ 种可能的纹理单元,也就是说最后的特征向量是256维。图6给出了一个原始LBP的计算示例,其中,左上为一个 3×3 邻域,右上为以中心点为阈值的二值化结果,左下为给邻点分别赋予的权重,右下为周围点的二值数值分别与对应权重相乘后的乘积,最下方的等式即为最后加权和,也就是这个纹理单元的LBP值。传统的LBP纹理算子能检测出图像中存在的所有纹理,但它缺乏针对某些感兴趣纹理单独检测的能力。所以Guo等人^[13]在传统LBP的基础上提出了CLBP(completed local binary pattern)。该文在传统的LBP纹理算子中加入了滤波的阈值 T ,使得可以针对性地检出一部分感兴趣的纹理信息来生成特征矩阵。设中心像素为 g_c ,它所有的 p 个邻点设为 g_p ,运用式(3)来二值化像素点纹理单元。

$$s(x) = \begin{cases} 1 & |x| \geq T \\ 0 & |x| < T \end{cases} \quad (3)$$

其中: $x = g_c - g_p; p = 0, \dots, p-1$ 。

像素点的 CLBP 特征值计算公式如下:

$$\text{CLBP_M}_{PR} = \sum_{p=0}^{p-1} S(g_c - g_p) 2^p \quad (4)$$

其中不同 (P, R) 取值对应的纹理单元如图 7 所示。

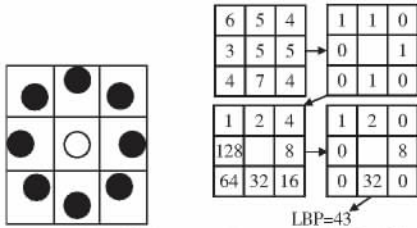
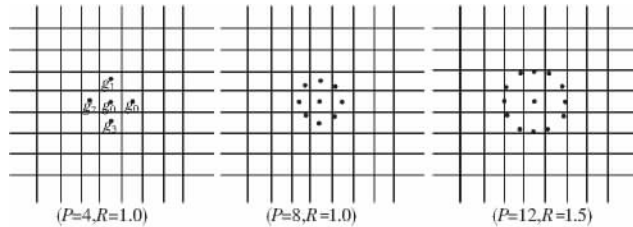


图 5 LBP 纹理单元

图 6 LBP 计算示例

图 7 不同的 (P, R) 取值对应的纹理单元

可以看出, 阈值 T 的选取很重要。选择一个合适的阈值对精确提取眼部纹理至关重要。在实际应用中, 不同人的皮肤及眼睛的颜色不尽相同, 同时在行车过程中环境光照的变化使得每张图片的亮暗程度也不尽相同, 固定阈值虽然简单, 但不具有很好的适应性。针对这一情况, 本文根据眼部图像的特点在 CLBP_M_{PR} 基础上提出一种自适应取阈值 T 的方法。在此基础上采用 CLBP_M_{PR} 算子提取眼部图像的局部纹理信息并最终生成描述眼部特征的特征向量。

1.2.2 自适应阈值选取

为了克服肤色变化和光照变化带来的影响, 并使得纹理算子能精确提取眼睛区域纹理和增强算法的鲁棒性, 那么有效自适应地确定 CLBP_M_{PR} 纹理算子中的阈值 T 是关键。

首先要精确提取眼睛区域的纹理信息, 相对而言就是要屏蔽掉皮肤表面的纹理信息。图 8 为一幅眼睛区域图像和相对应的直方图, 从 (a) 和 (b) 可以看出图中大部分区域为皮肤区域并且总体灰度值偏大, 那么可以假设直方图 (b) 中在分割线 r 左边 $[0, x]$ 的灰度分布主要为眼睛部分的灰度, 那么对图像增强使得灰度分布集中于 $[x, 255]$, 那么整幅图像将接近于人脸皮肤图像, 然后对增强后的图像求其主要像素灰度所在的区间, 那么这个区间长度即是 CLBP_M_{PR} 纹理算子中的阈值 T 。

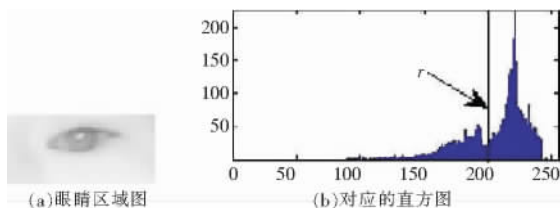


图 8 眼睛区域图和与其对应的直方图

经过以上论述, 自适应阈值算法主要分为求原图灰度分布的期望、确定增强函数参数、积分增强后图像的直方图得到阈值 T 三个部分。设 $I_{\text{ROI}}(x, y)$ 图像灰度级为 $[0, L-1]$, 下面分别介绍各部分的具体思路。

a) 计算 $I_{\text{ROI}}(x, y)$ 灰度级概率密度函数如式 (5) 所示。

$$P(r_k) = \frac{n_k}{M \times N} \quad (5)$$

其中: r_k 是第 k 级灰度; n_k 是 $I_{\text{ROI}}(x, y)$ 中灰度级为 r_k 的像素个数; M 和 N 分别是图像 $I_{\text{ROI}}(x, y)$ 的宽和高。

b) 计算灰度分布的期望, 如式 (6) 所示。

$$E(r) = \sum_{i=0}^{L-1} r_i P(r_i) \quad (6)$$

根据求得的期望 $E(r_k)$ 来估计 $I_{\text{ROI}}(x, y)$ 图像中某个像素点的灰度是在皮肤灰度范围还是在眼睛的灰度范围, 从而定义分段变换函数如式 (7) 对图像进行增强。

c) 基于分段变换函数如式 (7) 所示的图像增强。

$$s = \begin{cases} c \log^{(1+r)} & r \leq E(r) \\ r & \text{other} \end{cases} \quad (7)$$

其中: r 为输入灰度级; s 为输出灰度级; 系数 c 由 $E(r)$ 决定。该函数能把 $I_{\text{ROI}}(x, y)$ 中原本属于眼睛的灰度范围的灰度变换到皮肤灰度范围的灰度。增强前后图片及其直方图如图 9 所示。

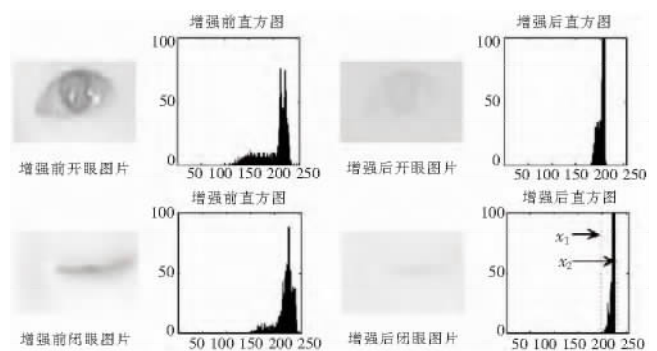


图 9 增强前后图片及直方图对比图

对增强后的 $I_{\text{ROI}}(x, y)$ 求得图像的灰度直方图如图 9 所示。从增强后的直方图可以看出, 增强后的图片灰度主要集中在 $[x_1, x_2]$ 这一小段区间, 这段区间所包含的灰度范围即为眼部图像中肤色分布范围, 本文将该区间长度作为提取 CLBP 纹理特征的阈值 T 。

估算区间长度 $x_1 - x_2$ 的具体步骤如下:

设在增强后的直方图中当灰度值取 r_k 时得到最大值 $g(r_k)$, 那么从 r_k 开始向左右两边搜索, 如式 (8) 所示。

$$\begin{cases} x_1 = i & \text{if } g(r_{k-i}) < \text{ACC} \\ x_2 = j & \text{if } g(r_{k+j}) < \text{ACC} \end{cases} \quad (8)$$

其中: $i = k-1, k-2, \dots, 1; j = k+1, k+2, \dots, n$; ACC 为结束条件。ACC 控制着搜索的次数和区间的精度。搜索结束得到的区间长度 $x_1 - x_2$ 即为 CLBP 的自适应阈值 T 。图 10 给出了使用固定阈值 ($T=18$) 和自适应阈值对不同光照图片的 CLBP 纹理特征提取结果。

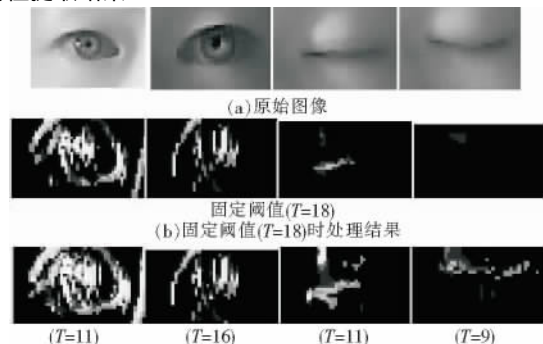


图 10 固定阈值和自适应阈值对比图

由图 10 的结果可以看出,对明暗变化的图片,自适应阈值的方法能较好地提取出眼睛部分的纹理,但固定阈值的方法在对较亮和暗的图像提取时的效果不是很好,甚至检测不到纹理信息。

运用自适应阈值的 CLBP- M_{PR} 纹理检测算子可稳定提取眼部区域的纹理特征,能较好地克服因光照等因素带来的检测不到纹理的问题。

1.3 基于 LBP 的统计特征计算

上面基于自适应阈值提取的 CLBP- M_{PR} 纹理特征依然是一幅与原始精确眼部区域尺寸一致的图像,为了便于后续眼睛开闭检测,一般需要从该纹理特征图像中提取一些统计特征作为分类用特征矢量。考虑到睁眼和闭眼时眼睛有不同的纹理分布,如图 11 所示。睁眼时眼部区域纹理分布的区域广而且纹理像素占总像素比重较大,而闭眼时纹理分布的区域狭窄而且纹理像素占总像素比重较小。本文对 LBP 特征图像先二值化,如图 5 所示,然后统计纹理像素点的空间分布作为判断眼睛开闭的特征矢量。

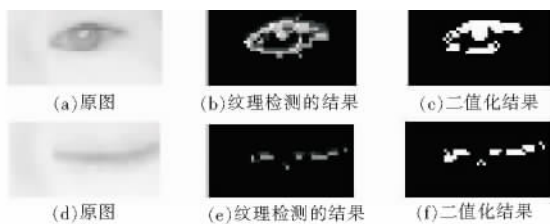


图 11 自适应阈值 CLBP- M_{PR} 纹理特征图像及其二值化结果

首先对二值化图片分块,设二值化图片大小为 $M \times N$,块大小为 $\text{block} = \{2, 4, 6, 8\}$,对每个块统计白点(即眼部纹理特征点)出现的频率 $F(i, j)$ ($i = 1, 2, \dots, M/\text{block}; j = 1, 2, \dots, N/\text{block}$),并对其归一化,得到归一化概率分布 $p(i, j)$,如式(9)所示。

$$p(i, j) = \frac{F(i, j)}{R} \quad (9)$$

其中: R 是整幅图像中纹理特征点个数。最后计算 $p(i, j)$ 的二阶矩、熵、边际分布二阶矩等统计特征作为最终的特征向量。具体计算式如下:

a) 二阶矩(ASM)

$$\text{ASM} = \sum_i \sum_j p(i, j)^2 \quad (10)$$

其中: $k_m = M/\text{block}$, $k_n = N/\text{block}$ 。当纹理特征点分布比较散乱时 ASM 的值会很小,反之则会很大。

b) 熵 ENT

$$\text{ENT} = - \sum_i \sum_j p(i, j) \log p(i, j) \quad (11)$$

其中: $k_m = M/\text{block}$, $k_n = N/\text{block}$ 。当纹理特征点个数较多时 ENT 的值会比较小,反之则会很大。

c) 边际分布二阶矩 MDASM

$$p(j) = \sum_{i=0}^{k_m} p(i, j) \\ \text{MDASM} = \sum_j p(j)^2 \quad (12)$$

其中: $p(j)$ 是 $p(i, j)$ 的一个边际分布; $k_m = M/\text{block}$; $k_n = N/\text{block}$ 。当在纹理特征点在 Y 轴方向分布比较散乱时 MDASM 的值较小,反之则很大。

ASM、ENT 和 MDASM 这三种统计特征能准确地描述眼睛区域的纹理分布特性,同时配合不同的 block 块大小能更好地生成具有高区分性的特征向量。

1.4 基于支持向量机的眼睛开闭检测

判断眼睛开闭的问题从本质上是一个二分类问题。本文选择对小样本问题具有较好鲁棒性且分类效果较好的支持向量机(SVM)作为分类器。

支持向量机的基本思想是:通过非线性变换将原始特征空间变换到一个高维的空间,在这个新空间求取线性最优分类面,而这种非线性变换是通过定义适当的内积核函数来实现的。

具体地,首先将上节提取的这三种特征组成特征向量 $H(\text{ASM}, \text{ENT}, \text{MDASM})$ 作为 SVM 的输入对分类器进行训练,然后用训练好的 SVM 分类器对每一待检测图片的特征向量进行分类,来实现眼睛开闭检测。

2 实验结果与分析

实验使用了两组数据集。第一组为本文所涉及的疲劳驾驶预警系统实时采集的测试数据,其硬件平台如图 12 所示,共包含 4 400 幅睁眼或闭眼灰度图像,其中室内白天和夜间图像是 1 300 张,行车白天和夜间图像分别是 1 300 张和 1 000 张,尺寸大小不固定,其中各取 250 张图像作为训练集,剩下的作为测试集。下文称本数据集为数据集 1。第二组数据集是浙江大学的 ZJU 眨眼数据集^[15],该数据集在自然光环境下采集。



图 12 疲劳驾驶预警系统硬件平台

1) 基于自适应阈值 CLBP- M_{PR} 与固定阈值 CLBP- M_{PR} 的人眼开闭检测对比实验

实验使用数据集 1 的室内图片,其中包括光照程度不同的睁开和闭合图片各 400 张作为实验数据,使用自适应阈值算法,睁眼和闭眼的检测率分别为 99.2% 和 96%。固定阈值算法的实验结果如图 13 所示。可以看出,自适应阈值 CLBP- M_{PR} 能更好地适应光照的变化。

2) 自适应阈值中计算统计特征时图像分块大小对识别率的影响实验

实验使用数据集 1 的室内图片,采取四种不同的分块大小 $\text{block} = \{2, 4, 6, 8\}$ 进行实验,实验结果如图 14 所示。从图 14 可以看出,当 $\text{block} = 2$ 时能取得最佳的检测效果。

3) 数据集 1 和 ZJU 数据集上对比实验

本文在数据集 1 和 ZJU 数据集上作对比实验,选择自适应阈值处理方法且固定 $\text{block} = 2$ 来进行实验,结果如表 1 所示。从表 1 可以看出,本文算法对白天和夜间的红外图像(数据集 1)都有较好的检测效果,确实能避免自然光照带来的影响。同时对 ZJU 数据集的检测结果表明本文算法对自然光图像也

能保持较好的检测效果。

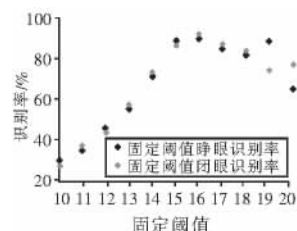


图 13 固定阈值算法检测率

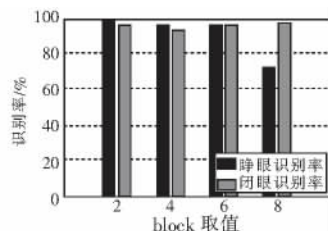


图 14 不同 block 取值对比图

表 1 本文算法检测结果

数据集	类别	样本数量	错分类数	准确率/%
数据集 1 室内(白天)	睁开	400	5	98.75
	闭合	400	14	96.5
数据集 1 室内(夜间)	睁开	400	2	99.5
	闭合	400	1	99.75
数据集 1 行车(白天)	睁开	550	30	94.5
	闭合	250	1	99.6
数据集 1 行车(夜间)	睁开	250	2	99.2
	闭合	250	10	96
ZJU	睁开	1 152	65	94.35
	闭合	247	67	72.87

另外,从表 1 还可以看出,室内环境和行车环境检测结果差异不大,但都存在闭眼的检测率要低于睁眼的检测率。这主要是由于在实验室或者行车过程中,头部的晃动导致 AdaBoost 算法检出的眼部图片中,如图 15(a)所示,眼睛的位置过于倾斜,从而使得最终提取的特征向量区分度降低。



图 15 睁闭眼误检与正确对比图

4) 本文算法与其他方法对比

本文在数据集 1(行车,夜间)上与黄仁等人^[16]提出的基于垂直积分方法以及在 ZJU 数据上与 Wu 等人^[17]提出基于眼部特征提取方法进行实验对比的结果如表 2 所示。从表 2 的实验结果看出,本文在红外图像数据集 1 上有较好的检测效果,尽管在自然光 ZJU 数据集上对闭眼的检测结果稍差,但本文的方法在睁眼的检测效果上好于 Wu 等人^[17]提出的方法。

在时间性能上,本算法处理一帧的平均时间是 10 ms,对于现在普遍使用的 30 fps 的录像采集系统来说完全能够满足实时性的要求。

表 2 在数据集 1 行车(夜间)上眼睛开闭检测方法对比

数据集	方法	睁开/%	闭合/%
数据集 1(行车、夜间)	本文方法	99.2	96
	垂直积分方法 ^[16]	86.8	66
ZJU	本文方法	94.35	72.87
	特征提取方法 ^[17]	90.11	78.44

3 结束语

本文提出一种新颖的针对红外眼睛图像的眼睛开闭检测方法。该算法采用 LBP 纹理算子提取眼部图像纹理特征,并能根据眼部图像的肤色分布自适应确定纹理算子 CLBP_{M_PR} 的阈值。在特征计算部分充分考虑眼睛区域纹理的统计特征,利用二阶矩和熵构建特征向量,最后运用 SVM 训练并分类完

成眼睛开闭检测。在红外光和自然光两种数据集上的大量实验表明,提出的算法有较高的检测精度和优良的时间效率,完全能满足实时应用的要求。

参考文献:

- [1] Liu Cejun, Ye T J. Run-off-road crashes: an on-scene perspective, Technical Report DOT HS 811 500 [R]. [S. l.]: National Highway Traffic Safety Administration 2011.
- [2] Knippling R R, Wang J S. Crashes and fatalities related to driver drowsiness/fatigue [EB/OL]. [2013-02]. http://ntl.bts.gov/lib/jpodocs/repts_te/1004.pdf.
- [3] Reddy M S, Narasimha B, Suresh E, et al. Analysis of EOG signals using wavelet transform for detecting eye blinks [C]//Proc of International Conference on Wireless Communications and Signal Processing. [S. l.]: IEEE Press 2010: 1-4.
- [4] Chambayil B, Singla R, Jha R. EEG eye blink classification using neural network [C]//Proc of World Congress on Engineering. 2010: 2-5.
- [5] Yang J H, Mao Zhihong, Tijerina L, et al. Detection of driver fatigue caused by sleep deprivation [J]. IEEE Trans on Systems, Man and Cybernetics, Part A: Systems and Humans 2009, 39(4): 694-705.
- [6] Liu C C, Hosking S G, Lenné G. Predicting driver drowsiness using vehicle measures: recent insights and future challenges [J]. Journal of Safety Research 2009, 40(4): 239-245.
- [7] Vural E, Cetin M, Ercil A, et al. Drowsy driver detection through facial movement analysis [M]//Human-Computer Interaction. Berlin: Springer 2007: 6-18.
- [8] Sukno F M, Pavani S K, Butakoff C, et al. Automatic assessment of eye blinking patterns through statistical shape models [M]//Computer Vision Systems. Berlin: Springer 2009: 33-42.
- [9] Ortega A, Sukno F, Lleida E, et al. AV@CAR: a Spanish multichannel multimodal corpus for in-vehicle automatic audio-visual speech recognition [C]//Proc of LREC. 2004.
- [10] Le H, Dang T, Liu Feng. Eye blink detection for smart glasses [C]//Proc of IEEE International Symposium on Multimedia. [S. l.]: IEEE Press 2013: 305-308.
- [11] Wang Li, He Dongchen. Texture classification using texture spectrum [J]. Pattern Recognition 1990, 23(8): 905-910.
- [12] Laws K I. Textured image segmentation, Report 940 [R]. [S. l.]: Image Processing Institute, University of Southern California, 1980.
- [13] Guo Zhenhua, Zhang Lei, Zhang D. A completed modeling of local binary pattern operator for texture classification [J]. IEEE Trans on Image Processing 2010, 19(6): 1657-1663.
- [14] Vapnik V, Vashist A. A new learning paradigm: learning using privileged information [J]. Neural Networks 2009, 22(5): 544-557.
- [15] Pan Gang, Sun Lin, Wu Zhaohui, et al. Eye blink-based anti-spoofing in face recognition from a generic Web camera [C]//Proc of the 11th IEEE International Conference on Computer Vision. [S. l.]: IEEE Press 2007: 1-8.
- [16] 黄仁, 田源, 杨吉云, 等. 基于人眼状态识别的驾驶员疲劳检测方法研究 [J]. 世界科技研究与发展 2011, 33(1): 125-127.
- [17] Wu Yushan, Lee T W, Wu Q Z, et al. An eye state recognition method for drowsiness detection [C]//Proc of the 71st IEEE Vehicular Technology Conference. 2010: 1-5.