

基于眼部特征的疲劳检测算法^①

姜兆普¹, 许勇², 赵检群²

¹(桂林电子科技大学 计算机科学与技术学院, 桂林 541004)

²(桂林电子科技大学 电子工程与自动化学院, 桂林 541004)

摘要: PERCLOS 值因其良好的非接触性和准确性而被广泛应用于疲劳检测, 但通常只采用一种 PERCLOS 标准. 针对这种情况, 该文提出眼睛持续闭合时间和动态 PERCLOS 值两个参数进行疲劳检测. 该算法首先利用 Haar-like 分类器和 Adaboost 算法进行人脸检测和定位; 然后利用人脸结构特征缩小人眼的搜索区域, 进一步利用 Adaboost 算法定位人眼, 避免了眉毛的影响; 最后采用图像形态学等图像处理方法获取人眼的垂直高度即上下眼帘的距离, 判断人眼是否闭合. 在疲劳预测阶段, 分时间段采用不同的 PERCLOS 值标准进行判断. 该算法对每秒 10 帧视频帧中的人眼定位准确率达到 86.14%, 并达到实时性要求, 能够提高预测疲劳驾驶的准确性.

关键词: 动态 PERCLOS; Adaboost 算法; 级联分类器; 疲劳检测

Drowsiness Determining Algorithm Based on Eye Features

JIANG Zhao-Pu¹, XU Yong², ZHAO Jian-Qun²

¹(School of Computer Science and Control, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

²(School of Electronic Engineering and Automation, Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: PERCLOS value has been used widely in drowsiness detection because of its accuracy and non-contact nature, but in practice, only one PERCLOS criterion is commonly used. In this paper, a method is proposed using continuous eye closure time and PERCLOS value simultaneously for determining the drowsiness degree. Firstly, the algorithm uses Haar-like classifier and Adaboost algorithm for face detection and localization. Then the searching area of the human eyes is narrowed based on human facial structure characteristics. Then the human eyes are positioned using Adaboost algorithm, which can avoid the influence of the eyebrows. Finally image processing methods including image morphology are used to get the vertical height of the human eye, i.e., the distance between the upper and lower eyelids, which can indicate whether the eyes are closing or not. In drowsiness prediction phase, different PERCLOS criteria are used in different time slot. With 10 frames/s testing video speed, the accuracy of the algorithm can reach 86.14%. The method presented in this paper can meet the real-time requirements and improve the accuracy of driver drowsiness degree predictions.

Key words: dynamic PERCLOS ; adaboost algorithm; cascade classifier; drowsiness detection

随交通事故统计分析表明, 疲劳驾驶是造成交通事故死亡的重要原因之一. 由于驾驶员疲劳造成的事故占交通事故总数中的 7%左右, 在重特大交通事故中约占 40%^[1], 而且驾驶员的疲劳很难明确判断, 实际上因疲劳发生的事故比现有统计的数据要大. 因此研究疲劳驾驶预警相关技术和应用有着重要的意义.

目前, 驾驶员疲劳检测方法可大致可分为:

① 基于驾驶员生理信号的检测^[2], 该方法主要包括脑电图(EEG)、心电图(ECG)、肌电图(EMG)和脉搏跳动次数检测等, 其中脑电图信号检测一直被誉为监测疲劳的“金标准”. 其中, 毛喆^[3]采集了被测试者在驾驶操作时的心率、肌电、皮电、皮温、呼吸频率及呼吸深度等几项生理指标, 提取疲劳状态时被测试者的生理特征值来判断. 刘佳兴^[4]等在脑电特征提取的基础

① 收稿时间: 2013-12-03;收到修改稿时间: 2013-12-23

之上,提出了一种新的基于混合专家网络与多参数融合的疲劳驾驶监测和预警方法,清醒和瞌睡状态的识别准确率为 75.259.21. 虽然该方法的检测结果有效可靠,准确率高,但是该种检测方法要与身体相接触,影响驾驶员的正常驾驶操作.

② 基于驾驶员操作行为和车辆状态的检测^[5],该方法主要包括转向盘转动情况检测和车道偏离检测. 其中,石磊^[6]通过提取驾驶员的方向盘转动操作和油门/刹车操作情况来检测驾驶员是否发生疲劳. 该种检测方法虽然不用与驾驶员身体相接触,但是由于每位驾驶员的驾驶习惯不同使得检测结果的可靠性与准确率较低.

③ 基于驾驶员面部表情的检测^[7]. 该方法主要包括 PERCLOS 检测、视线方向检测和嘴部状态检测. 其中,PERCLOS(percentage of eyelid closure over the pupil over time)指在一定的时间内眼睛闭合时所占的时间比例,由 Knippling^[8]等人通过研究慢闭眼动作提出的. 其中 P80 标准与疲劳程度的相关性最高,该标准被广泛地应用到机器视觉系统中进行疲劳判断. 但是该标准在应用中存在疲劳判定阈值不同的情况,郭永彩^[9]等人认为 PERCLOS 值大于 15% 时为疲劳状态,郑培^[10]等人则提出 PERCLOS 值大于 40% 时为疲劳状态. 而李贞^[11]则采用 PECRCLOS 方法中的 P70 标准,认为 PERCLOS 值达到 12% 时为疲劳状态. 虽然疲劳判定阈值不同,但理论本质上是相同的. 通过研究表明人眼能够很大程度上反映驾驶员是否发生疲劳,所以利用驾驶员眼睛的运动特征来预测驾驶员的疲劳状态,具有较高的检测准确度.

上述 PERCLOS 值检测算法因其良好的非接触性、实时性和准确性而被广泛应用,而且还考虑了多种标准和阈值,但是没有考虑到时间对驾驶员的疲劳影响,根据 Hamelin^[12]的研究,不同时间段疲劳驾驶发生的概率是不同. 本文提出一种基于时间的动态 PERCLOS 值算法和人眼最长闭合时间的方法综合判断驾驶员是否发生疲劳,首先利用基于 Haar-like 特征的 AdaBoost 算法进行人脸检测,然后在人脸区域中利用 Adaboost 算法定位人眼,获取人眼 PERCLOS 值,并增加时间和人眼最长闭合时间参数来判断驾驶员是否发生疲劳. 实验表明,引入时间参数的人眼闭合度检测法提高了疲劳检测的准确率.

1 人脸检测

人脸检测是指在图片或者输入视频图像中确定感兴趣人脸的位置、大小、姿态等信息的过程. 本文采用基于 Haar-like 特征的 AdaBoost 算法实现人脸的定位,获取人脸区域.

1.1 haar-like 特征

将基本矩形作为人脸检测的特征向量,称为矩形特征. 2001 年,Voila 和 Jones 在人脸检测中使用 4 个基本的 Haar 特征作为分类的依据^[13],提高了用像素特征做为分类依据检测人脸的速度,使实时人脸检测成为可能. 每个 Haar 特征,如图 1 所示,由基本矩形特征所组成.

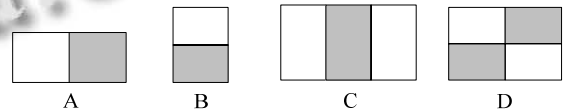


图 1 Haar 信特征模板

图 1 中的 Haar 特征模板由白色和黑色两种矩形组成,其特征值是指图像中两个或者多个形状大小相同的矩形内部所有像素灰度值之和的差值. 图 1 中 A、B 和 D 模板特征的特征值计算公式为:

$$feature = Sum_{白} - Sum_{黑} \quad (1)$$

为了让两种矩形区域中的像素数目一致,所以这里我们将黑色区域中的像素和乘以 2. 图中 C 特征的计算公式为:

$$feature = Sum_{白} - 2 \times Sum_{黑} \quad (2)$$

特征模板可以在图像内以“任意”尺寸、“任意”放置,通过改变特征模板的大小和位置,可在图像子窗口中穷举出大量的特征,找出子窗口所有特征,是进行弱分类器训练的基础. Lienhart 等对 Haar 特征进行了大范围扩展,得到 Haar-Like 特征^[14],常用的 Haar-like 特征分为边缘特征、线性特征和环绕特征,其特征值的计算和基本 Haar 特征相同.

1.2 分类器

1.2.1 弱分类器

得到 haar 特征后,每个 haar 特征都可作为一个分类器,但 haar 特征的数量极多,选取一个分类能力较好的 Haar 特征是非常必要的. 一个弱分类器^[15] $h(x, f, p, \theta)$ 由一个特征 f , 阈值 θ 和控制不等号方向的组成,如下所示:

$$h(x, f, p, \theta) = \begin{cases} 1, & pf(x) < p\theta \\ 0, & \text{others} \end{cases} \quad (3)$$

选取一个弱分类器就是在当前权重分布的情况下, 确定 f 的最优阈值以及不等号的方向, 使得这个弱分类器(特征 f)对所有训练样本的分类误差最低.

1.2.2 强分类器

本文利用 Adaboost 算法训练强分类器. Adaboost 算法是一种迭代算法, 其核心思想是针对同一个训练集训练不同的弱分类器, 然后把把这些弱分类器集合起来构成强分类器^[16]. 具体算法如下:

① 输入的训练样本为 $\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 其中 x_i 是输入的样本, $y_i \in \{0, 1\}$ 分别表示负样本和正样本, 正样本数为 l , 负样本数为 m , 即 $n = m + l$, n 为样本集的总数.

② 初始化权重, $w_{1,i} = D(i)$, 当 $y_i = 1$ 即正样本时,

$$D(i) = \frac{1}{2l}, \text{ 当即为负样本时, } D(i) = \frac{1}{2m}.$$

③ 对于 $t = 1, 2, 3, \dots, T$, 重复以下过程,

a. 归一化权重:

$$q_{t,i} = \frac{w_{t,i}}{\sum_{j=1}^n w_{t,j}} \quad (4)$$

b. 对每个特征 f , 训练一个弱分类器 $h(x, f, p, \theta)$ 计算对应所有特征的弱分类器的加权 (q_t) 错误率: ε_f

$$\varepsilon_f = \sum_i q_i |h(x_i, f, p, \theta) - y_i| \quad (5)$$

c. 选取最佳的弱分类器 $h_t(x)$, 即拥有最小错误率 ε_t 的分类器:

$$\varepsilon_t = \min_{f, p, \theta} \sum_i q_i |h(x_i, f, p, \theta) - y_i| = \sum_i q_i |h(x_i, f_t, p_t, \theta_t) - y_i| \quad (6)$$

$$h_t(x) = h(x, f_t, p_t, \theta_t)$$

d. 按照这个最佳弱分类器, 调整权重:

$$w_{t+1,i} = w_{t,i} \beta_i^{1-e_i}, \text{ 其中 } \beta_i = \frac{\varepsilon_i}{1-\varepsilon_i} \quad (7)$$

其中, $e_i = 0$ 表示 x_i 被正确分类, $e_i = 1$ 表示 x_i 被错误分类;

④ 最后的强分类器为:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{t=1}^T a_t h_t(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T a_t \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}, \text{ 其中 } a_t = \lg \frac{1}{\beta_t} \quad (8)$$

开始时, 正样本和负样本被赋予不同的权重, 对于 h_t 分类错误的样本, 增加其对应的权重, 而对于分类正确的样本, 权重保持不变, 这样分类错误的样本

就被突出出来, 从而得到一个新的样本分布 U . 在新的样本分布下, 再次对弱分类器进行训练, 得到弱分类器 h_2 .

1.2.3 级联类器

单独一个 AdaBoost 分类器即使很强, 在误检率和检测时间上根本满足不了真正的实时人脸检测系统的需要. 采用级联分类器检测策略能很好地解决这个问题, 分类器中的“级联”是指最终的分类器是由几个简单 AdaBoost 算法训练来的强分类器组成^[17]. 在级联分类器中, 每一个待检测窗口只有通过了当前层的强分类器(AdaBoost 分类器)才能进入下一层. 这样大量的待检测窗口只需要最初几层简单的判断就可以被迅速淘汰, 使得平均检测成本大大降低.

2 人眼定位

人眼的精确定位是疲劳识别的基础. 本文在获取人脸区域的基础之上, 首先根据人脸的结构特征, 缩小人眼的搜索范围; 然后利用 Adaboost 算法训练好的人眼分类器进行人眼定位, 得到左右眼的位置.

2.1 预处理

由于在图像的采集过程中会引入椒盐噪声, 而中值滤波是非线性平滑滤波, 对于得到的人脸区域, 利用中值滤波可以有效地消除这类噪声. 中值滤波的基本原理是将数字图像中每一像素点的值设置为该点某邻域窗口内的所有像素点值的中值, 让周围的像素值接近的真实值, 从而消除孤立的噪声点. 中值滤波的效果如图 2 所示, 其中, 图 2(a)为源图像, 图 2(b)为平滑后的图像.



(a) 源图像 (b) 滤波后图像

图 2 中值滤波的图像

2.2 人眼检测

在定位好并经过上述滤波的人脸区域中, 根据人脸的结构特征即所谓的“三庭五眼”^[18], 减少人眼检测时人眼的搜索区域. 本文设定检测到的人脸区域用矩形标记, 该矩形的宽为 w , 高为 h . 人眼搜索区域垂直方向为 $1/3h$ 到 $1/2h$, 水平方向为 $1/5w$ 到 $4/5w$ 处. 然

后,在该区域内利用 Adaboost 算法检测人眼.通过缩小人眼的搜索区域提高了人眼定位的速度,节省了大量时间.人眼检测结果如图 3 所示.

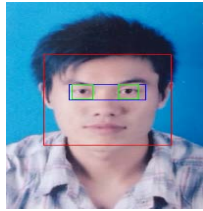


图 3 人眼定位结果图

3 疲劳状态的判定

3.1 人眼闭合程度的判断

眼睛的闭合程度可以直接反映出驾驶员当前是否疲劳.本文首先利用上述眼睛定位算法得到精确的眼部图像,灰度化后对眼部图像进行中值滤波消除一些噪声影响;然后,采用 Otsu 的自适应阈值算法对图像进行二值化,分割出瞳孔区域;最后,先利用膨胀处理,填平瞳孔边缘间的裂缝并弥合内部孔洞,再做腐蚀处理,细化瞳孔区域边缘,得到统计眼睛闭合程度所需的瞳孔区域.

提取瞳孔的结果如图 4 所示,其中 4(a)为睁眼时的瞳孔,4(b)为闭合时眼部区域无瞳孔.

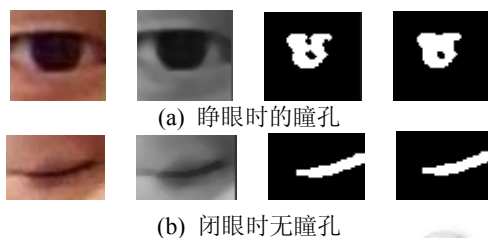


图 4 睁闭眼时眼部特征

在获得二值图像后,把图像归一化,利用归一化后的图像进行水平积分投影得到睁眼、闭眼的水平投影.其投影是统计图像中像素点的像素为 0 的个数,若像素值为 0 则像素点计数加 1.睁眼和闭眼的水平积分投影如图 5 所示.

由积分图可知,不论是闭眼还是睁眼,眼部区域都会形成一个低谷.但是波谷的宽度会发生变化.因此通过积分图可以计算出波谷的宽度^[19]即人眼的睁开度 d .睁眼时瞳孔区域明显,可以在积分图上的横坐标上找到两个这样的点,它们的差值即波谷的宽度.但是在人眼闭合时,人眼的二值图像中白色部分是弯曲

的,不能直接取波谷的宽度.经过试验得出,人眼闭合的 d 取闭眼时的积分图波谷宽度的 $d_2/3$.

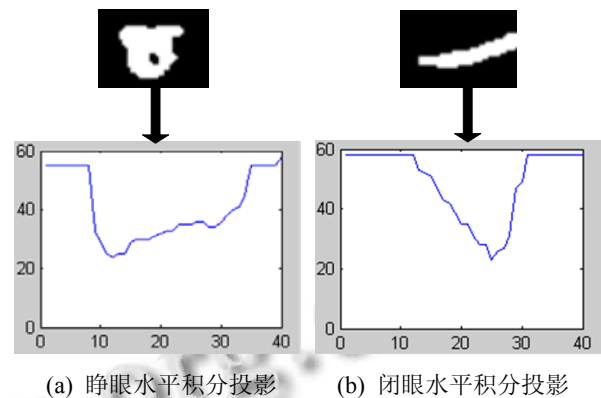


图 5 睁眼和闭眼的水平积分投影

3.2 疲劳参数

3.2.1 PERCLOS 值

PERCLOS 指在一定的时间内眼睛闭合所占的时间比例.在具体的试验中有 P70, P80, EM 三种测量方式^[20].其中, P80 指眼睛闭合超过本身的 80%则认为眼睛处于闭合状态,然后在此条件下统计一定时间内眼睛的闭合时间所占总时间的比例.本文选取 PERCLOS 值的阈值为 15%,当大于该阈值时,认为驾驶员处于疲劳状态.

3.2.2 眼睛持续闭合时间

眼睛闭合时间一般用眼睛闭合到睁开所经历的时间段来表示.人处于清醒状态时,眼睛闭合时间很短,会迅速睁开眼.而当驾驶员疲劳时,眼睛闭合时间会明显变长,因此,眼睛持续闭合时间能直接反映驾驶员的精神状态.本文采用连续眼睛闭合状态的图像帧的数目来表示某时间段内眼睛持续闭合的时间.

3.3 疲劳状态判别

考虑不同人的眼睛的大小不同,当驾驶员状态良好时捕获摄像头的前 60 帧得出瞳孔垂直高度的最大值 R_{\max} ,把此值作为眼睛正常睁开时的基准值.李都厚等^[21]提出由于人身体的生理节律,一天当中有 3 个时间段易出现疲劳驾驶: 2:00~6:00、11:00~13:00 与 15:00~16:00.所以,对于 PERCLOS 值参数,本文采用随时间动态变化的 PERCLOS 值做为疲劳检测的参数,来判断驾驶员是否疲劳.一般时间段内采用 P80 标准即把 $20\% * R_{\max}$ 作为眼睛闭合与睁开的阈值 r .当在上述时间段驾驶时采用 P70 标准即把阈值 r 更新

为 $30\% * R_{max}$.

本文具体的眼睛睁闭统计公式^[22]如下所示:

$$E(i) = \begin{cases} 1 & H(i) > r \\ 0 & H(i) \leq r \end{cases} \quad (9)$$

其中 i 为视频帧数, $E(i)$ 为第 i 帧眼睛的状态, 1 代表眼睛睁开, 0 代表眼睛闭合, $H(i)$ 为第 i 帧眼睛睁开的高度.

本文算法的实现是先通过摄像头捕获驾驶员图像, 每秒提取 10 帧图像, 判断每一帧是睁眼还是闭眼, 如果闭眼时根据优先统计连续闭眼的帧数, 判断眼睛闭合连续时间 T 是否大于 2 秒^[23], 若 T 大于 2 秒则提醒驾驶员; 同时计算一段时间内(30 秒)的 PERCLOS 值(眼睛闭合帧数除以总的帧数), PERCLOS 值越大驾驶员的疲劳程度越大. 若 PERCLOS 值大于 0.15 则认为驾驶员处于疲劳状态. 该文算法的具体流程如图 6 所示.

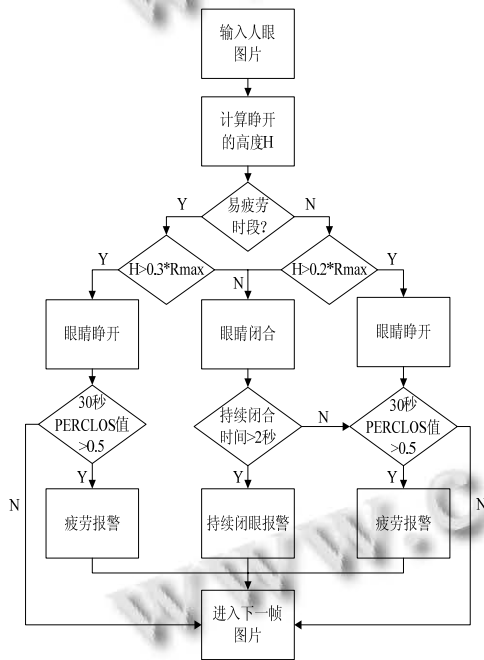


图 6 疲劳判定算法流程示意图

4 实验结果与分析

本文驾驶员疲劳检测算法实现的基础是人眼检测, 为了验证人眼定位算法的准确率, 采集 3 组人脸照片库, 每组 10 个人, 每个人 10 张, 每个人的照片包含睁眼 4 张(其中光照良好的 2 张, 光照不好的 2 张), 不完全闭眼 3 张和闭眼 3 张, 每张照片大小均为 640*480 像素. 其中一些人眼定位结果如图 7 所示.

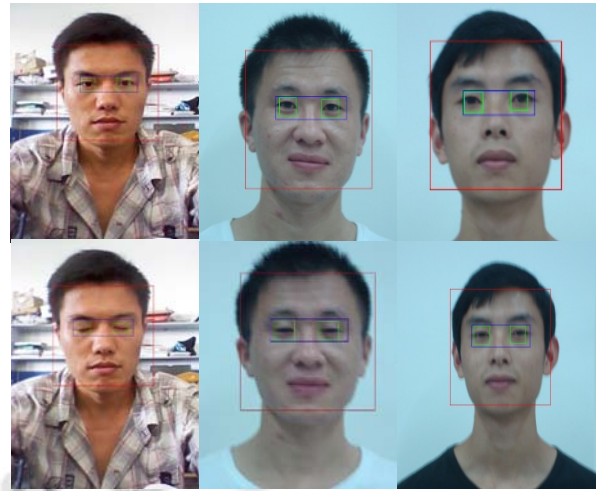


图 7 人眼检测结果

图 7 中第 5 张图片使用 p80 和 p70 标准都标记为闭眼, 第 6 张图片用 p80 标记为睁眼, 用 p70 标准标记为闭眼. 人眼定位算法对于睁眼的定位准确率能够达到 94.3%, 但是对于完全闭眼的情况定位准确率为 86.7%. 闭眼的定位准确率低一些.

为了验证本文疲劳驾驶检测算法的准确率, 实验分别录制模拟正常驾驶、午间瞌睡及瞌睡三段视频来检测. 每段检测视频持续 2 分钟, 每段视频最多可以出现 4 次 PERCLOS 值提醒. 视频 1 中全部为正常驾驶不包含持续闭眼和 PERCLOS 值大于 0.15 参数, 视频 2 中包含持续闭眼 2 秒的次数 2 次, PERCLOS 值大于 0.15 的次数为 3, 视频 3 中包含持续闭眼 2 秒的次数 2 次, PERCLOS 值大于 0.15 的次数为 2. 检测结果如表 1 所示.

表 1 疲劳检测算法检测结果

样本	检测到的闭眼帧数	定位到的人眼帧数	PERCLOS值大于0.15的次数	闭眼持续2秒的次数
视频1	72	1091	0	1
视频2	191	992	4	3
视频3	147	1018	3	2

由检测结果可知, 视频中的人眼定位的准确率达到 86.13%, 但是光照条件对人眼的检测有一定的影响. 对于 PERCLOS 值和持续闭眼时间参数的统计能够和实际值相匹配, 实际在视频 1 中没有闭眼时间持续 2 秒以上, 而检测出该参数, 可能是由于二值化的阈值选择不好, 导致检测到的闭眼次数多于实际的闭眼次

数.

进一步验证动态 PERCLOS 值算法, 对于午间瞌睡视频 2, 采用本文提出的疲劳检测算法与 P80 标准算法两种算法检测, 检测结果对比如表 2 所示.

表 2 视频 2 的本文算法与 P80 算法比较结果

方法	PERCLOS值 大于0.15的次数	闭眼持续 2秒的次数
实际	3	2
P80标准	2	1
动态 PERCLOS值	4	3

对于瞌睡视频 3, 同样与 P80 标准算法进行比较, 检测结果对比如表 3 所示.

表 3 视频 3 的本文算法与 P80 算法比较结果

方法	PERCLOS值 大于0.15的次数	闭眼持续 2秒的次数
实际	2	2
P80标准	2	1
动态 PERCLOS值	3	2

对于视频 2, 实际视频中 PERCLOS 值大于 15% 的次数为 3 次, 闭眼持续 2 秒的次数为 2 次. P80 检测出的 PERCLOS 值大于 15% 的次数为 2 次, 闭眼持续 2 秒的次数为 1 次. 该文算法与 P80 相比较, 得到 PERCLOS 值大于 15% 的次数为 4 次, 多于用 P80 检测的 2 次; 而视频 3, 实际视频中 PERCLOS 值大于 15% 的次数为 2 次, 闭眼持续 2 秒的次数为 2 次. P80 检测出的 PERCLOS 值大于 15% 的次数为 3 次, 闭眼持续 2 秒的次数为 1 次. 该文算法与 P80 相比较, 得到 PERCLOS 值大于 15% 的次数为 3 次, 多于用 P80 检测的 2 次.

综上, 使用该文算法能够提高 PERCLOS 值检测的次数, 虽然比实际的次数多出 1 次, 但是在容易发生疲劳的时间段还是有效的. 可见, 该算法有助于提高在驾驶员易出现疲劳的时间段对疲劳的预测. 而且, Horne 等指出 2:00 驾驶人出现驾车疲劳的危险性是 10:00 的 50 倍, 而 15:00~16:00 是 10:00 的 3 倍^[24], 因此提高驾驶员容易产生疲劳时间段的预测率是非常必要的.

5 结语

该文提出了动态 PERCLOS 值和眼睛持续闭合时间两个参数进行疲劳检测的算法, 算法首先利用 Adaboost 算法训练好的级联 Harr-like 特征分类器检测并定位图像中的人脸区域; 其次利用人脸的分布特征, 设置人眼搜索区域避免搜索的盲目性, 利用 Adaboost 算法定位眼睛从而进一步缩小范围, 避免了眉毛的影响; 然后通过图像形态学和水平投影获取人眼的睁开的垂直高度即眼帘间的距离, 判断人眼是否闭合; 最后利用眼睛持续闭合时间和动态 PERCLOS 值综合判断驾驶员是否发生疲劳. 通过实验数据得出该算法对疲劳的预测的准确性有了一定的提升, 尤其是在容易发生驾驶疲劳的时间段. 但是闭眼检测对光照条件的鲁棒性还有待进一步提高. 今后对眼睛的跟踪做进一步的研究, 在视频序列中减少检测时间, 提高算法的响应速度.

参考文献

- 程如中, 赵等. 基于 Adaboost 方法的车载嵌入式疲劳驾驶预警系统. 北京大学学报(自然科学版), 2012, 48(5): 719-723.
- Takahashi I, Yokoyama K. Development of a feedback stimulation for drowsy driver using heartbeat rhythms. Engineering in Medicine and Biology Society. Boston. 2011. 4153-4158.
- 毛喆. 机动车疲劳驾驶行为识别方法研究[学位论文]. 武汉: 武汉理工大学, 2009.
- 刘佳兴, 王伟. 基于多参数融合的疲劳驾驶监测及预警系统. 计算机仿真, 2013, 30(5): 171-173.
- Kim Y, Youmin K, Hahn M. Detecting driver fatigue based on the driver's response pattern and the front view environment of an automobile. Second International Symposium. Osaka. 2008. 237-240.
- 石磊. 基于 Android 智能移动终端的汽车疲劳驾驶预警系统的研究与实现[学位论文]. 南京: 南京邮电大学, 2013.
- 刘莉. 基于眼部信息的疲劳驾驶检测方法研究. 长沙: 湖南大学, 2011.
- Ronald R. Knipling WWW. Vehicle-based drowsy driver detection: Current status and future prospects. IVHS America Fourth Annual Meeting, Atlanta, GA, April 17-20, 1994.
- 郭永彩, 李文涛, 高潮. 基于 PERCLOS 的驾驶员疲劳检测算法. 计算机系统应用, 2009, 18(8): 54-57.

- 10 郑培. 机动车驾驶员驾驶疲劳测评方法的研究[学位论文]. 北京: 中国农业大学, 2002.
- 11 李贞. 基于计算机视觉的驾驶员安全驾驶状态监控系统研究[学位论文]. 西安: 西北工业大学, 2007.
- 12 Hamelinp. Lorry driverps time habits in work and their involvement intraffic accidents. *Ergonomics*, 1987, 30(9): 1323–1333.
- 13 Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features. *Computer Vision and Pattern Recognition*, 2001.
- 14 Lienhart R, Maydt J. An extended set of Haar-like features for rapid object detection. *Image Processing. USA*. 2002. 900–903.
- 15 赵楠. 基于 Adaboost 算法的人脸检测[学位论文]. 北京: 北京大学, 2005.
- 16 吴锦倩. 基于人眼特征的疲劳检测技术的研究与实现[学位论文]. 沈阳: 东北大学, 2012.
- 17 Viola P, Jones M. Robust real-time face detection. *International Journal of Computer Vision*, 2004, 57(2): 137–154.
- 18 余龙华, 王宏, 钟洪声. 人眼检测及瞳孔定位. *计算机工程与应用*, 2013, 49(3): 186–189.
- 19 周锋华, 孟宪元, 梅顺良, 任雁军. 司机疲劳驾驶实时检测系统设计. *测控技术*, 2013, 32(1): 38–40.
- 20 崔坚. 基于眼部识别的驾驶员疲劳检测方法研究[学位论文]. 大连: 大连海事大学, 2013.
- 21 李都厚, 刘群袁伟, 刘浩学. 疲劳驾驶与交通事故关系. *交通运输工程学报*, 2010, 10(2): 104–108.
- 22 苑玮琦, 滕红艳. 眼睛疲劳程度判定方法研究. *计算机工程与应用*, 2012.
- 23 刘洪榛. 基于机器视觉的疲劳驾驶检测算法研究[学位论文]. 广州: 华南理工大学, 2012.
- 24 Horne JA, Reyner LA. Driver sleepiness. *Journal of Sleep Research*, 1995, 4(S2): 23–29.