

基于多信息的疲劳状态识别方法

李长勇*, 吴金强, 房爱青

新疆大学机械工程学院, 新疆 乌鲁木齐 830047

摘要 基于机器视觉的疲劳检测方法具有非侵入性、快速、准确、全天候可操作等特点,逐步成为国内外研究热点,但该方法容易受复杂光照、驾驶员位姿变化的影响。针对此问题,对复杂光照和位姿变化对驾驶员疲劳检测的影响进行了深入研究,提出基于实时增强约束局部模型的多信息疲劳检测方法。对采集得到的图像进行实时高动态范围增强处理;对增强后的图像进行驾驶员人脸建模,提取驾驶员的视线、眼部 PERCLOS 特征;最后建立基于贝叶斯置信网络的多信息融合的疲劳状态检测识别方法。实验结果表明,该方法对于复杂光照和位姿变化情况下的驾驶员疲劳状态检测具有较强的稳健性。

关键词 机器视觉; 驾驶员疲劳检测; 自适应视线定位; 实时增强约束局部模型; 贝叶斯网络; 卷积神经网络

中图分类号 TP391.41

文献标识码 A

doi: 10.3788/LOP55.101503

A Multi-Information-Based Fatigue State Recognition Method

Li Changyong*, Wu Jinqiang, Fang Aiqing

School of Mechanical Engineering, Xinjiang University, Urumqi, Xinjiang 830047, China

Abstract Human fatigue detection based on the machine vision methods is non-invasive, fast, and accurate and is unhindered by weather conditions. Owing to these advantages, this technique has gradually become a hot research topic worldwide. However, it is easily affected by complicated illumination and changes in the pilot position. To solve this problem, on the basis of previous studies on driver fatigue detection under complicated illumination conditions and postural changes, we propose a fatigue detection method based on the real-time enhanced constraint local model. First, the collected images are subjected to real-time high-dynamic-range enhancement. Then, the enhanced image is used to model the driver's face in order to extract his/her vision and percentage of eye closure characteristics. Finally, the fatigue state is detected and an identification method based on Bayesian confidence networks is established. Our experimental findings show that the proposed method robustly detects the fatigue states of drivers under complex illumination and change in position.

Key words machine vision; driver fatigue detection; adaptive eye gaze localization; real-time enhanced constraint local mode; Bayesian network; convolutional neural network

OCIS codes 150.0155; 100.2960; 100.2980; 110.2970

1 引言

驾驶疲劳指的是在长时间驾驶过程中驾驶员由于脑力和体力过度劳累产生心理和生理功能失调的现象。驾驶员疲劳后,生理机能、识别和控制能力下降,不能及时应对瞬间出现的意外情况,严重影响安全驾驶。国外机构统计表明,由驾驶员疲劳造成的机动车辆重大事故发生率在10%左右,夜间是疲劳驾驶发生的高峰期,重大交通事故发生率超过

20%^[1]。美国高速公路交通安全管理局(NHTSA)的估计表明^[2],美国每年大约有100000起交通事故是由疲劳驾驶引起的,这些事故约造成1500名人员死亡和7100名人员受伤,分别占人员死亡的1.6%和人员伤害的3.6%^[3]。疲劳驾驶已成为交通事故中的最大杀手。因此研究驾驶员疲劳状态识别方法对提高汽车主动安全有重要意义。

针对疲劳驾驶检测方法,目前国内外驾驶员的疲劳检测研究方法可分为:1)车辆状态及行车环境

收稿日期: 2018-03-19; 修回日期: 2018-04-11; 录用日期: 2018-05-07

基金项目: 新疆维吾尔自治区自然科学基金(2016D01C060)

* E-mail: 2275160866@qq.com;

的疲劳检测;2)驾驶员生理和行为特征的疲劳检测。基于车辆状态及行车环境的疲劳检测造价较高,且由于国内路况复杂,难以适用于各种路况。基于驾驶员生理和行为特征的疲劳检测方法是目前比较主流的检测方法。Tasaki等^[4]采用基于心电图的驾驶员疲劳检测方法,该方法通过对驾驶员心率进行实时检测来推理驾驶员的疲劳程度,属于接触式检测,但检测精度高的心电设备价格昂贵。Ramesh等^[5]采用传感器对方向盘的运动状态进行实时检测,根据驾驶员疲劳状态下方向盘的运动状态来判断驾驶员的疲劳程度。在实际疲劳驾驶检测中该方法具有很大的可行性,但是该方法检测内容单一,在特殊情况下无法有效检测。王斐等^[6]采用脑电图对驾驶员的疲劳状态进行检测,该方法类似于心电检测,但是价格成本更高,也属于接触式测量。Malla等^[7-8]分别采用视觉传感器实时检测驾驶员的眨眼特征和眼部运动,从而判断驾驶员的疲劳状态。该方法有效利用了人在疲劳状态下的眼部特征来进行疲劳检测,但是该方法检测方法单一,而且在复杂环境(高光、暗光)下无法实现有效检测。李敏等^[9-10]分别采用驾驶员用户的面部表情和嘴部特征来对不同状态下的驾驶员进行疲劳程度检测,该方法同文献^[7-8]类似,都是通过机器视觉方法对驾驶员生理特征进行检测来判断疲劳程度。张伟等^[11]主要通过机器视觉的方法获取驾驶员的注意力分散情况,以此判断驾驶员的疲劳程度。从以上分析可以看出之前的研究多采用单一信息来源对疲劳状态进行检测,检测信息单一,缺少对驾驶员疲劳状态有效、完整的描述。针对此问题,提出多信息融合的疲劳状态识别方法,主要包括注意力(视线)和面部特征(哈欠、眼部特征)。同时针对机器视觉疲劳检测中存在的图像反光、低照明等问题,成波等^[12]采用双目偏振光硬件克服人眼部高反光问题,该方法在实际中确实可以利用硬件光路解决高反光问题,但是硬件成本较高,且需要光路布局,操作难度大。目前针对反光问题,除了提取光照不变特征外,主流方法非深度学习莫属,但是如果图像从采集时已经失去颜色、纹理等信息,即使是深度学习也无法有效获得驾驶员的面部疲劳特征。针对此问题提出了基于实时高动态范围(HDR)成像技术的驾驶员人脸图像增强方法;针对驾驶员面部姿态多变问题的研究较少,成波等^[11]提出的注意力检测也仅仅是对驾驶员头部姿态的估计,并不能完全代表驾驶员的视线信息。

鉴于此,在对驾驶员的位姿进行实时估计的基础上,本文提出自适应视线定位感知方法。该方法在图像增强的基础上提取驾驶员眼部视线,同时对头部位姿采用误差补偿机制,可以有效克服光照复杂和驾驶员位姿多变问题,这对驾驶员疲劳状态的检测精度具有重要的意义。在提取多种驾驶员疲劳特征的基础上,通过多特征融合建立基于贝叶斯置信网络对驾驶人疲劳状态进行推理的识别方法。

2 多信息疲劳识别原理

驾驶员在行车的过程中环境十分复杂(不同的光照、眼镜、姿态等),为了提高驾驶员疲劳状态检测系统的稳健性和安全性,采用互成夹角 60° 、基线距离600 mm的双目摄像头作为视觉图像采集装置。该双目图像采集装置可以从两个不同的角度实时采集同一时刻、不同曝光值的图像,进行图像配准并提取公共图像区域,采用实时HDR(RTHDR)技术进行图像增强,有效去除驾驶员脸部图像的高光亮斑,提升图像的整体纹理特征。在图像增强的基础上采用改进的约束局部模型(CLM)进行人脸特征点的检测识别定位。通过对驾驶员的人脸进行3D建模,将特征点与3D人脸特征点进行映射,精确求解驾驶员位姿。同时通过瞳孔角膜反射法获得眼球视线方向,结合驾驶员位姿变化输入自适应视线定位模型,精确得到驾驶员的视线坐标。同时通过驾驶员的面部特征分析,提取PERCLOS参数,将视线坐标和PERCLOS参数输入贝叶斯置信网络模型进行疲劳状态的识别。算法流程如图1所示。

2.1 基于RECLM的自适应视线感知机制

实时增强约束局部模型(RECLM),即采用实时增强的有约束的局部模型。CLM为有约束的局部模型,通过初始化平均脸的位置,让每个平均脸上的特征点在其邻域位置上进行搜索匹配来完成人脸特征点检测^[13]。实时增强即采用HDR成像技术,该技术主要利用同一场景、不同曝光值的图像序列(过曝光S1、正常曝光S2、欠曝光S3)融合成一张图像。自然界中的亮度范围远超过图像表达的亮度值范围(0~255),因此在图像中就会表现为高光过亮、过暗,使得真实场景图像细节纹理丢失。因此通过HDR可以有效克服图像表达亮度范围的限制,从而提升图像的整体细节,消除过亮、过暗区域。

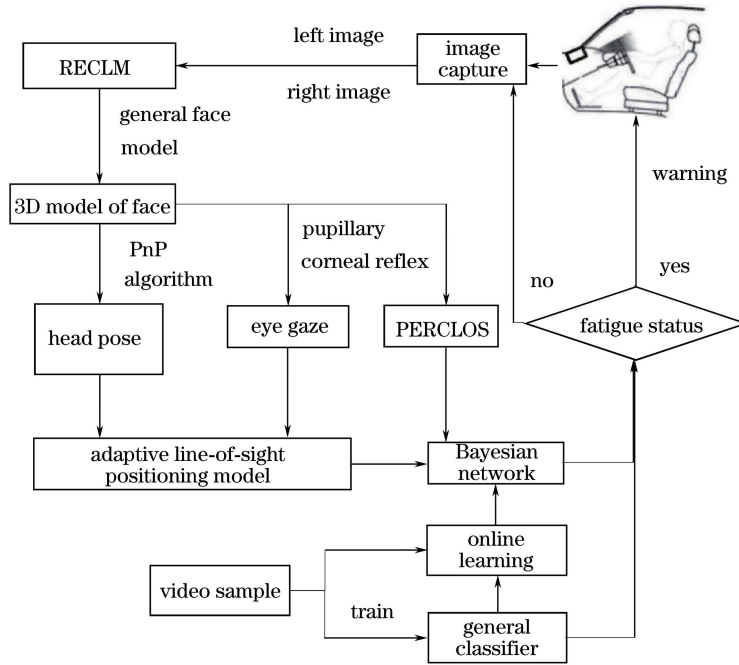


图1 算法框图

Fig. 1 Algorithm flow

传统 HDR 技术采用三张图像序列进行融合得到一张 HDR 图像,这严重制约了图像的实时性。因此采用双目成像技术,控制一个摄像头采集过曝光图像,另外一个采集欠曝光图像,仅用两张图像即可得到实时 HDR 成像。首先对两个相机进行标定(张氏标定),获得摄像头的内参和外参以及两个摄像头的响应曲线。通过图像的旋转和平移配准,获得双目摄像头中的公共视场区域;提出改进的 HDR 算法对两幅图像中的局部图像特征进行像素的加权,加权平均值作为 HDR 图像的像素值。HDR 图像数学模型可表达为

$$\ln C_1 = \frac{\sum_j I_{j,i} [g(I_{j,i}) - \ln t_{\text{ref},j}]}{\sum W(I_{j,i})}, \quad (1)$$

$$W(I_{j,i}) =$$

$$\begin{cases} I_{j,i} - I_{j,\min}, & I_{j,i} \leq \frac{1}{2}(I_{j,\min} + I_{j,\max}), \\ I_{j,\max} - I_{j,i}, & \text{others,} \end{cases} \quad (2)$$

式中: C_1 为 HDR 图像像素值, $I(j,i)$ 为双目摄像头捕获的过曝光和欠曝光图像, $g(\cdot)$ 为摄像头的响应曲线函数, $I_{j,\max}$ 与 $I_{j,\min}$ 代表图像像素强度的最大值与最小值, $t_{\text{ref},j}$ 代表摄像头曝光时间。其中,第一张图像和第二张图像分别为过度曝光和欠曝光图像进行匹配裁剪后得到的公共视场图像区域。

为了获得位姿视线模型,采用 PnP

(Perspective-n-Point)算法。该算法通过 2D 图像特征点和世界坐标下的 3D 坐标匹配恢复透视投影矩阵,进行奇异值分解,得到相对位姿变换关系^[14]。在获得位姿视线模型的基础上,采用角膜映射作为眼球视线模型。在此基础上提出一种自适应视线感知方法。该方法通过位姿视线模型对眼球视线模型进行误差补偿,从而提高驾驶员视线的检测精度,提高驾驶员疲劳状态的检测精度。该方法的自适应体现在可以通过透视投影实时获得驾驶员的空间位姿,通过距离和旋转角度对视线进行自动误差补偿。通过位姿视线模型和眼球视线模型求解得到的视线方向分别用 $H(x,y,T,R)$ 和 $Y(x,y,T,R)$ 来表示。则动态误差模型为

$$D = \alpha H(x,y,T,R) + \beta Y(x,y,T,R), \quad (3)$$

式中: D 表示最终视线方向, α 和 β 是权重系数。

2.2 PERCLOS 参数提取

PERCLOS 方法指标明确具体,评价思想简洁直观,已经在许多研究工作甚至实际系统(如美国 Attention Technologies 公司研制的 DD850 疲劳驾驶监测系统)中得到应用。但从 PERCLOS 方法的定义可知,该方法主要考虑的是眼睛闭合参数,因而这种方法主要适用于驾驶员重度疲劳,出现长时间或频繁闭眼的情况^[15]。眼球运动速度、扫视、注视、眨眼等行为反映驾驶员不同程度的疲劳或困倦状态,因而基于 PERCLOS 方法分析眼睛的这些运

动行为可以识别不同阶段的疲劳情况。共提取 15 个眼睛运动指标来表述驾驶员的状态信息,其中与眼睑运动相关的参数 11 个,与虹膜运动相关的参数有 4 个。对这些特征在不同疲劳水平下的数值进行相关性和差异显著性检验,选取能反映驾驶员疲劳状态的特征。

2.3 贝叶斯网络疲劳决策系统

首先采用业界普遍认同的规范的疲劳状态等级标准,对每一视频片段(样本)的疲劳状态进行评定并赋予每个样本一个疲劳状态(清醒、疲劳或严重疲劳)标签;在这些样本的基础上提取若干特征,并进行特征选择,确定特征是否能反映驾驶员的驾驶状态;建立对疲劳模式进行分类的特征空间。充分考虑疲劳特征的个体差异性和同体稳定性,模拟人的认知过程,在驾驶任务初期采用基于训练样本得到的先验知识(通用分类器)对疲劳模式进行分类,并在对个体特征进行在线学习的基础上采用变异性特征,建立基于贝叶斯置信网络对驾驶人疲劳状态进行推理的识别方法^[16]。贝叶斯网络决策理论的基本思想就是在已知类条件概率密度参数表达式和先

验概率的基础上利用贝叶斯公式转换成后验概率,根据后验概率大小进行决策分类^[16-17]。通过在线学习策略计算驾驶员疲劳状态的先验概率。假设 S 符合贝叶斯网络概率分布,

$$S = \{P(D_{MC} | D), P(T_{MO} | D), \dots, P(I_{MST} | D)\}, \quad (4)$$

则贝叶斯分类器可表示为^[15-17]

$$\begin{aligned} \operatorname{argmax}_{c(x_1, x_2, \dots, x_{11})} \{p(c) \prod_{i=1}^n (x_i | \pi_i, c)\} = \\ \operatorname{argmax} \left\{ \prod_{i=1}^n p_i \right\}, \end{aligned} \quad (5)$$

式中: D_{MC} 为一段时间内最长一次眼睛闭合的持续时间; T_{MO} 为一段时间内睁眼动作所需时间的最大值; I_{MST} 为一段时间内虹膜相对于眼角点无运动的时间的最大值; c 表示疲劳等级(1、2、3); p_i 表示条件概率。

通过对驾驶员疲劳状态的实时检测,获取 15 个眼部疲劳因子以及视线参数,根据条件概率,分别查找所有条件概率的取值,并作连乘^[3]。分别计算不同疲劳等级下的条件概率乘积大小,取最大值作为当前驾驶员的疲劳等级,如图 2 所示。

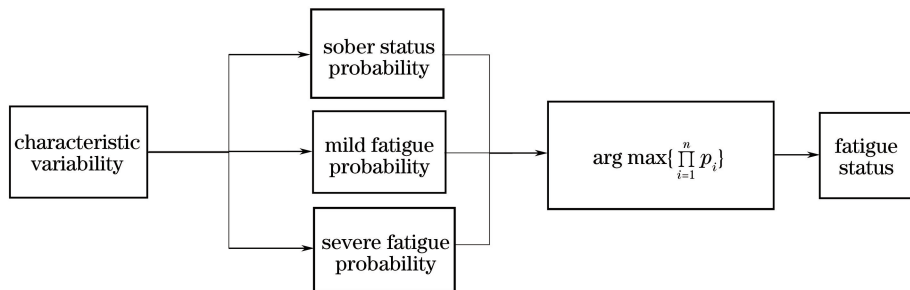


图 2 疲劳辨别

Fig. 2 Fatigue identification

3 实验

3.1 复杂光照及位姿对疲劳检测的影响

复杂光照和位姿对驾驶员疲劳检测的影响主要体现在无法准确提取人脸、人眼部的疲劳特征,而疲劳特征的提取对驾驶员人脸、人眼的检测定位精度具有非常大的依赖性。其本质是光照变化以及驾驶员位姿变化导致驾驶员人脸、人眼检测定位精度降低或者无法检测,从而使疲劳检测成功率降低。实验在不同光照和不同位姿条件下进行人脸对齐操作,共计 2000 张图片,所用图片采集自作者本人,记录的部分图片数据如图 3 所示。当姿态角度太大或光照发生变化时,人脸特征点对齐精度严重下降,这直接影响后续疲劳特征的提取。

3.2 图像增强

为验证 RTHDR 结合级联卷积神经网络(CNN)算法对人脸图像的检测效果,采用真实环境中各种光照条件下的人脸图像进行检测。在真实环境中,通过构建的双目设备采集过曝光图像和欠曝光图像各 2000 张,对这 2000 张图像进行 RTHDR 操作获得 2000 张增强后的 HDR 图像。对 2000 张 HDR 图像进行级联卷积神经网络人脸检测,效果如图 4 所示。第一行图像和第二行图像是过度曝光和欠曝光图像进行匹配裁剪后得到的公共视场图像区域。第三行是改进后的 HDR 图像,第四行是人脸特征点定位后的图像。对获得的 RTHDR 图像进行级联卷积操作,获得人脸区域,对人脸区域进行 CLM 特征点定位。

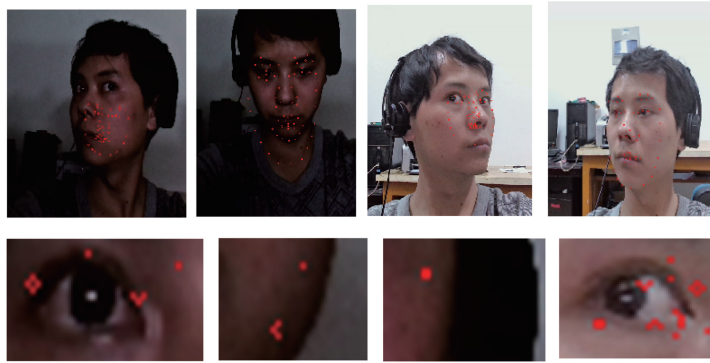


图3 不同光照和位姿下人脸图像特征点定位

Fig. 3 Feature point location of face image under different illuminations and poses

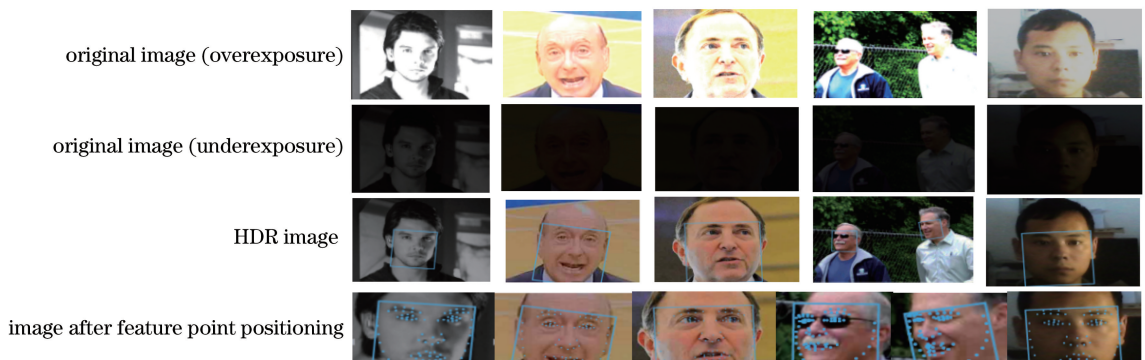


图4 RTHDR结合级联卷积神经网络算法对人脸图像的检测效果

Fig. 4 Detection results of faces by RTHDR coupled with cascade CNN algorithm

3.3 自适应视线定位

图5(a)所示为自适应视线定位效果,图5(b)所示为自适应视线误差分析。利用OPENCV库在VS2015上进行C++编程,15,4G内存。通过编程获取一幅图像,屏幕参数4 pixel/mm,驾驶员与屏幕距离800 mm。在X和Y方向每隔150 pixel画一条红色线,得到图5所示的网格。实验1:通过面部视线人机交互,让用户依次注视两条红线的十字交点,用绿色点将用户的视线落点画在图片上。从误差分布图可以看出,用户视线

在Y轴的误差浮动较小,基本维持在 ± 20 pixel以内,而X方向误差浮动较大,基本维持在 ± 30 pixel内。转换为视线角度误差为 $\pm 0.8^\circ$ 。从图中也可以看到,29号点和32号点的误差变化较大,这是因为虽然采取了自适应视线定位机制,但是在视线定位过程中存在眼跳和眨眼,会使采集得到的数据偶尔发生突变。与此同时,将自适应视线与面部视线和眼球视线进行对比,发现自适应视线相对于传统单纯的眼球视线精度提高了4倍左右。

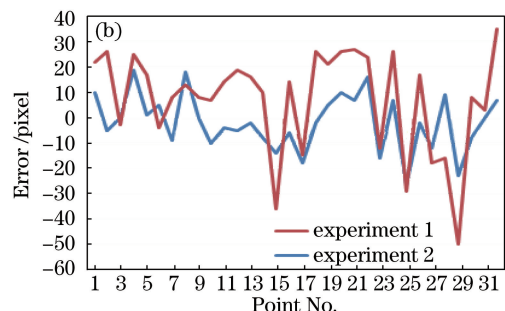
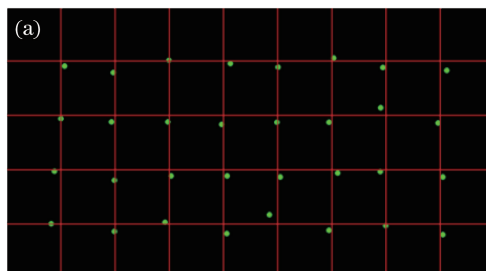


图5 自适应视线。(a)视线定位效果;(b)误差分析

Fig. 5 Adaptive eye gaze positioning. (a) Line of sight positioning effect; (b) error analysis

表 1 所示为主动外观模型(AAM)、约束的局部神经网络(CLNF)模型以及本文算法求解视线精度的参数对比,从表中可以看出,本文算法在相同距离范围内对光照具有更强的稳健性,精度平均提高 75% 左右。相对于传统的单瞳孔-普尔钦光斑向量和多

项式拟合的视线定位方法而言,本文算法不需要复杂的标定流程,仅需要单点即可完成标定流程。此外,本文算法对于驾驶员的头部运动没有限制,去除了传统方法求解视线时对头部静止状态的要求,符合驾驶员疲劳状态检测时头部运动的实际情况。

表 1 参数对比

Table 1 Parameter comparison

Algorithm	Distance /mm	Accuracy /($^{\circ}$)	Time /ms	Configuration	Applicability in complicated illumination
AAM	300-600	± 2.5	200	1	Not feasible
CLM	300-600	± 4.2	50	1	With poor applicability
CLNF	300-600	± 2.8	80	1	Flexible
Proposed	300-600	± 0.8	37	2	Flexible

3.4 疲劳检测

为了验证该系统的稳健性,疲劳驾驶实验在汽车驾驶模拟器平台上进行,如图 6 所示。有 10 名驾驶员参加实验,每位驾驶员实验时间为 120 min 左右,疲劳等级包括清醒、轻度疲劳、重度疲劳三个等级。为了提高实验效率以及实验样本的可靠性,参与实验的 10 名驾驶员的数据样本采集于一天的不同时刻,而不是同一时刻连续采集的 120 min 数据样本。实验中分别采取 10 个人清醒状态下的样本(800 份)、轻度疲劳状态下的样本(1000 份)以及重度疲劳状态下的样本(600 份),共计 2400 份。样本采集频率为 400 frame/s。使用本文算法对三种疲劳状态下的样本进行检测,实验数据如表 2 所示。实验表明本文算法对驾驶员疲劳状态的检测成功率平均达到 94.78% 左右,与传统基于 PERCLOS 特

征的贝叶斯网络模型疲劳状态 75.9% 的分类精度相比,提高了约 18.88%。从实验结果可知,驾驶员疲劳状态分类精度仍然无法达到理论精度,主要是由于特征参数提取仍然不足,现有特征在疲劳状态的代表性不足。



图 6 虚拟实验平台

Fig. 6 Virtual platform

表 2 测试结果

Table 2 Test result

Status	Sober	Mild fatigue	Severe fatigue	Total	Success rate /%
Sober	750	50	0	800	93.75
Mild fatigue	25	960	15	1000	96.00
Severe fatigue	0	32	568	600	94.60

4 结 论

视线是驾驶员疲劳状态检测的重要因子之一,因此提出基于 RECLM 的自适应视线定位方法。通过大量视频验证了该算法在复杂光照条件下(阳光直射、反光、暗光)具有很好的检测精度和泛化能力。针对驾驶员疲劳状态检测,提出驾驶员视线与 PERCLOS 特征参数进行数据融合,采用贝叶斯网络进行疲劳状态判断。实验表明,该方法在驾驶员疲劳状态检测方面具有很好的稳健性,但是在视线疲劳检测方面还存在不足,例如人脸对齐精度容易

受姿态变化的影响,进而影响疲劳因子检测的精度,驾驶员喝水等行为引起的面部遮挡会对疲劳检测造成影响,这些问题需要开展深入研究。

参 考 文 献

- [1] Hu F. Application of multi-source information fusion in driving fatigue detection [D]. Huainan: Anhui University of Science and Technology, 2014: 15-26.
胡峰. 多源信息融合在驾驶疲劳检测中的应用[D]. 淮南: 安徽理工大学, 2014: 15-26.
- [2] NHTSA. Drowsy driving and automobile crashes

- report [R]. 1998: 24-49.
- [3] Zhang W. Key issues of driver fatigue identification based on machine vision [D]. Beijing: Tsinghua University, 2011: 199-204.
张伟. 基于机器视觉的驾驶人疲劳状态识别关键问题研究[D]. 北京: 清华大学, 2011: 199-204.
- [4] Tasaki M, Sakai M, Watanabe M. Evaluation of drowsiness during driving using electrocardiogram—a driving simulation study [C] // 10th International Conference on Computer and Information Technology, IEEE, 2010: 1480-1485.
- [5] Ramesh M V, Nair A K, Kunnathu A T. Intelligent steering wheel sensor network for real-time monitoring and detection of driver drowsiness [J]. International Journal of Computer Science and Security, 2011, 1(3): 1-9.
- [6] Wang F, Wang S N, Wang X H, *et al.* Driving fatigue detection based on EEG recognition and vehicle handling characteristics [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2014, 35(2): 398-404.
王斐, 王少楠, 王惜慧, 等. 基于脑电图识别结合操纵特征的驾驶疲劳检测[J]. 仪器仪表学报, 2014, 35(2): 398-404.
- [7] Malla A M, Davidson P R, Bones P J. Automated video-based measurement of eye closure for detecting behavioral microsleep [C] // Annual International Conference of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society, 2010: 6741-6744.
- [8] Hirata Y, Nishiyama J, Kinoshita S. Detection and prediction of drowsiness by reflexive eye movements [C] // Annual International Conference of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society, 2009: 4015-4018.
- [9] Vural E, Bartlett M, Littlewort G. Discrimination of moderate and acute drowsiness based on spontaneous facial expressions [C] // 20th International Conference on Pattern Recognition, 2010: 3874-3877.
- [10] Li M. Driver fatigue detection method based on eye and mouth features fusion [D]. Hangzhou: Zhejiang Normal University, 2011: 52-60.
李敏. 基于眼部和嘴部特征融合的驾驶员疲劳检测方法研究[D]. 杭州: 浙江师范大学, 2011: 52-60.
- [11] Cheng B, Meng C, Zhang W. A study on driver distraction detection technology based on computer vision [J]. Automotive Engineering, 2009, 31(12): 1137-1140.
成波, 孟传, 张伟. 基于机器视觉的驾驶员注意力状态监测技术研究[J]. 汽车工程, 2009, 31(12): 1137-1140.
- [12] Wang Y F. Research and application of multi view facial feature points localization [D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2015: 97-99.
汪亚芬. 多视角面部特征点定位研究与应用[D]. 上海: 上海交通大学, 2015: 97-99.
- [13] Ibrahim L F, Abulkhair M, AlShomrani A D, *et al.* Using Haar classifiers to detect driver fatigue and provide alerts [J]. Multimedia Tools and Applications, 2014, 71(3): 1857-1877.
- [14] Li J P, Niu Y X, Yang L, *et al.* Contactless driver fatigue detection and warning system based on eye state information [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2015, 52(4): 041101.
李建平, 牛燕雄, 杨露, 等. 基于人眼状态信息的非接触式疲劳驾驶监测与预警系统[J]. 激光与光电子学进展, 2015, 52(4): 041101.
- [15] Yang G S, Lin Y Z, Bhattacharya P. A driver fatigue recognition model based on information fusion and dynamic Bayesian network [J]. Information Sciences, 2010, 180(10): 1942-1954.
- [16] Zeng C C, Ren M J, Xiao G B, *et al.* Multi-scale stereo matching based on Bayesian reasoning [J]. Acta Optica Sinica, 2017, 37(12): 1215004.
曾灿灿, 任明俊, 肖高博, 等. 基于贝叶斯推理的多尺度双目匹配方法[J]. 光学学报, 2017, 37(12): 1215004.
- [17] Fan Q, Zhang S X. Object shape classification based on improved Bayesian program learning [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2017, 54(12): 121504.
范强, 张善新. 基于改进贝叶斯程序学习的物体形状分类[J]. 激光与光电子学进展, 2017, 54(12): 121504.