

doi: 10.3969/j.issn.1008-5483.2023.01.008

基于多特征融合的疲劳驾驶检测

王康, 樊继东

(湖北汽车工业学院 汽车工程学院, 湖北 十堰 442002)

摘要:针对疲劳驾驶检测的特征源单一、辨识率低和实时性差等问题,提出基于多特征融合的疲劳驾驶检测方法。通过 SSD 目标检测算法进行人脸检测,利用轻量级模型 PFLD 实现人脸关键点定位。以眼部纵横比、嘴部纵横比和头部姿态为疲劳特征源,提取相关特征,对不同驾驶员疲劳阈值进行标定,基于改进的 PERCLOS 算法实现疲劳驾驶判定。仿真结果表明:多特征融合疲劳检测系统对自建数据集和 YAW 数据集的疲劳特征辨识率分别达到了 90.5% 和 94.12%,在实时视频流上的执行效率达到 31.59 ms,实现疲劳预警。

关键词:疲劳驾驶;人脸关键点检测;PERCLOS

中图分类号:TP391;U471.15

文献标识码:A

文章编号:1008-5483(2023)01-0039-06

Fatigue Driving Detection Based on Facial Multiple Feature Fusion

Wang Kang, Fan Jidong

(School of Automotive Engineering, Hubei University of Automotive Technology, Shiyan 442002, China)

Abstract: Aiming at the problems of fatigue driving detection methods such as single fatigue characteristics, low fatigue recognition rate and poor real-time performance in fatigue driving detection, a fatigue driving detection method based on multi-feature fusion was proposed. The SSD target detection algorithm was used for facial detection, and the lightweight model PFLD was used to realize the location of facial key points. The eye aspect ratio, mouth aspect ratio and head posture were used as fatigue feature sources, and fatigue-related features were extracted. Aiming at the differences in facial features, the fatigue threshold calibration of different drivers was carried out. Based on the improved PERCLOS algorithm, the fatigue driving judgment was realized. The simulation results show that, the fatigue feature recognition rate of the multi-feature fusion fatigue testing system on the self-built data set and the YAW data set reaches 90.5% and 94.12% respectively. The execution efficiency on the real-time video stream reaches 31.59 ms. And the fatigue warning is successfully realized.

Key words: fatigue driving; facial key point detection; PERCLOS

目前疲劳驾驶检测方法主要包括基于驾驶员生理特征的疲劳驾驶检测、基于车辆数据的疲劳检测和基于面部特征的疲劳检测。基于驾驶员生理特征的检测主要通过电极片等专业医疗设备,采集

并分析驾驶员脑电图、心电图等电信号的变化,判定驾驶员的疲劳状态^[1-3]。此类方法的检测精度较高,但驾驶员佩戴检测装置会对驾驶行为产生负面干扰,并不具备实用性。基于车辆数据的疲劳检测

收稿日期:2022-03-22;修回日期:2022-10-28

第一作者:王康(1997-),男,硕士生,从事智能驾驶方面的研究。E-mail:1604737110@qq.com

通信作者:樊继东(1976-),男,副教授,从事汽车电子控制、电机控制等方面的研究。E-mail:8722245@qq.com

方法通过采集刹车和油门的行程变化、车道偏离、转向盘握力、转向盘转角等车辆数据,作为疲劳判定依据^[4-6]。但实际的行车数据会受到道路环境和驾驶员习惯的影响,当车辆出现转弯、换挡、紧急制动等情况时,信息源可靠性下降,该方法的可靠性还缺乏实车工况下的有效验证。基于面部特征的检测方法主要通过计算机视觉技术采集面部疲劳特征(如眨眼、打哈欠和点头)进行疲劳判定。Attention公司推出DD850^[7]疲劳驾驶检测系统,通过驾驶员眼部的特征,以PERCLOS^[8]算法判定疲劳状态。Knapik M等人提出基于热成像技术的打哈欠检测疲劳识别方法^[9]。Park等人提出了深度睡眠检测网络的深度学习架构,用于在给定的驾驶员的RGB输入视频的情况下学习有效特征并检测睡眠^[10]。Mandal B等人基于眼部疲劳特征构建公交车驾驶员疲劳监测系统^[11]。这类方法具有精度高、成本低、无干扰等优点,但通常仅以面部属性中的某种属性作为疲劳信息源,并忽略个体面部疲劳表征差异性,导致其应用实际环境中存在疲劳误判率高、鲁棒性较差等问题。综上所述,文中从疲劳驾驶检测的实用性和精确度的角度出发,提出非接触式实时基于多特征融合的疲劳驾驶检测方法。

1 基于多特征融合的疲劳检测原理

文中提出的基于多特征融合的疲劳驾驶检测原理如图1所示,分为人脸检测及关键点定位模块、疲劳相关特征提取模块和多特征疲劳驾驶判定

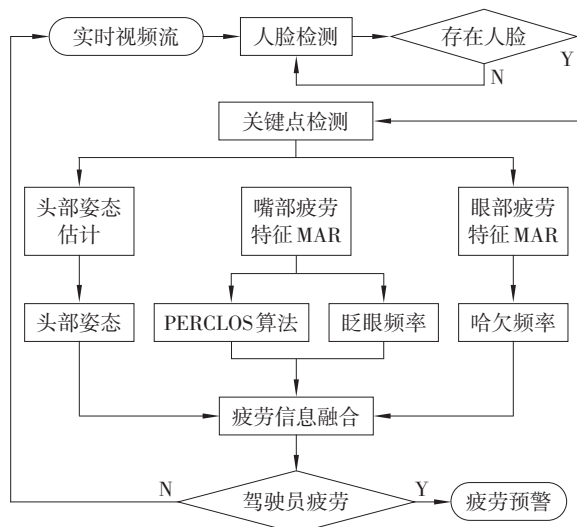


图1 基于多特征融合的疲劳驾驶检测原理图

模块。摄像头捕获驾驶员实时视频流,输入人脸检测及关键点定位模块,通过单次多尺度目标检测算法(single shot multi box detector, SSD)^[12]进行人脸检测,再利用人脸关键点检测(a practical facial landmark detector, PFLD)^[13]算法对人脸框进行关键点定位。疲劳特征提取模块根据人脸标注信息分别提取眼部纵横比、嘴部纵横比和头部姿态等相关疲劳特征。针对不同驾驶员的面部特征进行疲劳阈值标定后,基于改进PERCLOS算法输出疲劳信息,通过评估融合疲劳信息,完成驾驶员疲劳检测。

2 人脸检测及关键点定位

1) 人脸检测算法 通过预训练的VGG16基础分类网络获取不同尺度的特征映射,对于不同尺度的特征层,SSD算法使用卷积神经网络直接进行检测、分类和计算置信度,最后利用NMS算法抑制从特征层中提取的冗余信息,生成检测结果。基于SSD的人脸检测算法在保证检测速度的同时,能有效地识别不同环境和姿态下的驾驶员人脸。

2) 人脸关键点检测算法 PFLD轻量化模型部署在移动端具有精度高、速度快的优点,提高了疲劳相关特征提取的准确率和系统的执行效率,其网络结构如表1^[14]所示。基于目标变量的均方误差设计新的PFLD算法损失函数:

$$l = \frac{1}{M} \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \gamma_n \|d_n^m\| \quad (1)$$

式中: $\|\cdot\|$ 为度量训练输出的预测值与实际值的误差或距离; N 为人脸关键点的数量; M 为每个过程中训练图像的数量; γ_n 为不同类型样本的权重值。

表1 PFLD网络结构

输入	操作	拓展因子	维度	次数	步长
112 ² ×3	卷积3×3	—	64	1	2
56 ² ×64	深度可分离卷积3×3	—	64	1	1
56 ² ×64	倒残差卷积	2	64	5	2
28 ² ×64	倒残差卷积	2	128	1	2
14 ² ×128	倒残差卷积	4	128	6	1
14 ² ×128	倒残差卷积	2	16	1	2
(S1)14 ² ×16	卷积3×3	—	32	1	2
(S2)7 ² ×32	卷积7×7	—	128	1	1
(S3)1 ² ×128	—	—	128	1	—
S1,S2,S3	全连接层	—	136	1	—

3 多疲劳特征提取及判定

3.1 驾驶员眼部特征提取及判定

眼部闭合是人类疲劳时的重要生理特征之一。利用人眼的几何特征构建眼部纵横比(eye aspect ratio, EAR)表示眼部的闭合程度。以左眼为例,顺时针标定6个二维坐标,眼部纵横比具体示意如图2所示。眼部纵横比:

$$EAR = \frac{\|p_2 - p_6\| + \|p_3 - p_5\|}{2\|p_1 - p_4\|} \quad (2)$$

式中: p_i 为第*i*个眼部关键点的坐标。EAR在某个固定值上下波动,但当人眼闭合的瞬间,EAR快速下降并趋向于0。实际情况如图3所示,当EAR波动不大时,此时人眼处于睁开状态。当人眼接近闭合时,EAR会迅速下降到0附近,返回到之前的稳定范围内时,表示完成了1次眨眼动作。由此可见,EAR的变化规律与疲劳表征相关性强,可作为有效疲劳特征源。

车辆驾驶员一般为2~3人,根据不同驾驶员眼部特征差异性,增加疲劳阈值标定模块,在驾驶员上车前进行眼部采样,获得驾驶员闭眼时EAR阈值、 EAR_{close} ,以此计算单位时间内眼睛闭合一定比例所占的时间(percentage of eyelid closure over the pupil over time, PERCLOS)和眨眼频率。当PERCLOS大于设定的标准时,认定驾驶员处于疲劳状态。基于实时视频流中帧数序列的连续性,PERCLOS计算公式为

$$P = \frac{x_e}{F} \times 100\% \quad (3)$$

式中: P 为一定时间序列中的PERCLOS; x_e 为此时间序列中EAR高于 EAR_{close} 的帧数; F 为当前时间序列的帧数。根据双眼动作的同步性,疲劳驾驶检测系统选择采集驾驶员双眼的EAR均值,计算PERCLOS,当其大于0.2时判定驾驶员眼部疲劳。

正常人每分钟眨眼20次左右,当疲劳时,眨眼的持续时间变长,眨眼频率下降。文中引入眨眼次

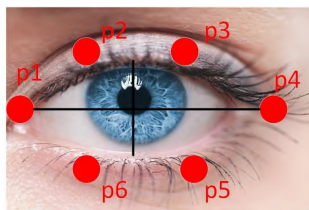


图2 眼部纵横比

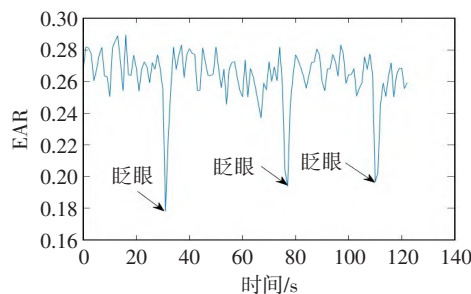


图3 一定时间序列下的EAR

数作为疲劳判定指标之一,设定眨眼驾驶员每分钟内眨眼次数的阈值设定为25,当 n_k 不小于25时,眼部状态的眨眼频率判定驾驶员为清醒的状态,当 n_k 小于25时,判定驾驶员存在眼部疲劳。

3.2 驾驶员嘴部特征提取及判定

打哈欠是人类疲劳时的另一明显的生理特征。结合EAR,可利用嘴部纵横比(mouth aspect ratio, MAR)表示驾驶员嘴部状态的变化,嘴部关键点分布如图4所示。MAR计算公式为

$$MAR = \frac{\|y_{51} - y_{59}\| + \|y_{52} - y_{58}\| + \|y_{53} - y_{57}\|}{3\|y_{55} - y_{49}\|} \quad (4)$$

式中: y_i 为第*i*个嘴部关键点的坐标。

嘴部变化和眼部变化较为相似,但是嘴部变化不同于眼部,文中把驾驶员嘴部变化分为闭合、说话和打哈欠共3个状态。根据图5中MAR在实时视频采集中的变化,可知嘴部闭合时MAR在0.4~0.5波动,开始讲话时MAR在0.6~0.7波动,开始打哈欠时MAR在1.0左右波动。由此可见,在正常驾驶过程中MAR变化的幅度不大,当驾驶员在打哈欠MAR变化幅度较大,MAR变化规律与疲劳表征相关性强,可以作为判定驾驶员疲劳的重要评判标准。基于PERCLOS的计算方法,一定时间序列内打哈欠的频率 f_m 为

$$f_m = \frac{x_m}{F} \times 100\% \quad (5)$$

式中: x_m 为一定时间序列中MAR高于阈值的帧数; F 为当前时间序列的帧数。相关研究表明,疲劳时的打哈欠的频率并不固定。在通过大量实验后,设定每60 s为1个时间序列,当 f_m 大于0.1时,判定驾

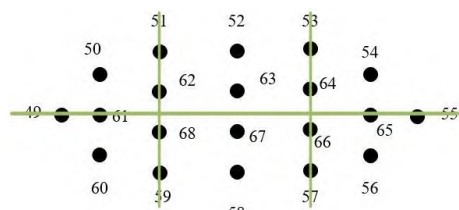


图4 嘴部关键点

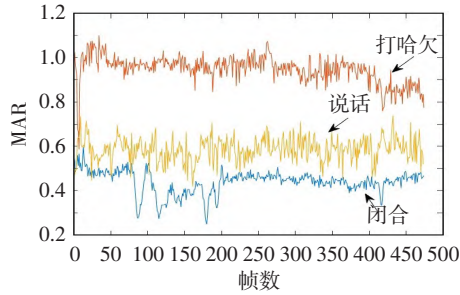


图5 一定帧数序列下的MAR

驶员嘴部特征疲劳。

3.3 头部姿态特征提取及判定

人在严重疲劳时,头部和身体的反应迟缓,易发生点头和身体侧倾动作,驾驶员头部姿态估计算法可提高疲劳驾驶检测系统在实际驾驶环境中的准确性和鲁棒性。驾驶员头部姿态估计包括二维人脸关键点检测、三维人脸模型建立、二维人脸坐标与三维人脸坐标的转化关系建立和头部欧拉角求解。在通用三维人脸模型^[15]中选取人脸关键点坐标位置,其部分参数如表2所示。

表2 人脸关键点坐标位置

人脸关键点	x	y	z
左眉右角	1.330353	7.122144	6.903745
左眼右上角	1.789930	5.393625	4.413414
右眼右上角	-5.311432	5.485328	3.987654
鼻子右上角	-2.005628	1.409845	6.165652
嘴左上角	2.774015	-2.080775	5.048531
嘴中央下角	0.000000	-3.116408	6.097667
下巴角	0.000000	-7.415691	4.070434

基于表2中的人脸关键点坐标,构建2D人脸坐标与3D坐标的转换关系,相机成像原理如图6所示。通过世界坐标系 UVW 、相机坐标系 XYZ 、图像坐标系 uv 和像素坐标系 xy 之间的转换形成图像,得到世界坐标到像素坐标的转换关系:

$$s[u \ v \ 1]^T = K[R|T][X \ Y \ Z \ 1]^T \quad (6)$$

式中: s 为比例因子; K 为相机内参矩阵; R 为代表相机坐标系到世界坐标系姿态变化的旋转矩阵; T 为相对空间位置变化的平移向量。

文中相机内参通过张正友棋盘标定法^[16]获取,棋盘格尺寸为25 mm×25 mm,角点为6×4的棋盘。

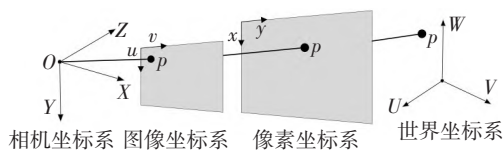


图6 相机成像原理图

选择12张不同角度和距离的图像进行标定,利用MATLAB内置标定工具获取棋盘角并经过内部参数计算后得到相机内参矩阵:

$$K = \begin{bmatrix} f_x & 0 & c_x \\ 0 & f_y & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: f_x 、 f_y 、 c_x 和 c_y 为相机标定时的内参。利用OpenCV库中的solvePnP函数,代入三维人脸关键点坐标、像素坐标位置和相机内参,求解旋转矩阵 R 和平移向量 T 。其中旋转矩阵为

$$R = \begin{bmatrix} r_{00} & r_{01} & r_{02} \\ r_{10} & r_{11} & r_{12} \\ r_{20} & r_{21} & r_{22} \end{bmatrix} \quad (8)$$

根据 R 和头部欧拉角关系,求解头部姿态:

$$\psi = a \tan(-r_{12}, r_{22}), \quad \phi = a \tan(r_{02}, \sqrt{r_{12}^2 + r_{22}^2}) \quad (9)$$

$$\gamma = a \tan(-r_{01}, r_{00})$$

式中: ψ 为俯仰角; ϕ 为偏航角; γ 为翻滚角。通过头部姿态变化频率可以了解驾驶员疲劳状态,定义 f_h 为一定时间序列中驾驶员头部的点头频率:

$$f_h = \frac{x_h}{F} \times 100\% \quad (10)$$

式中: x_h 为在一定时间序列中头部欧拉角高于阈值(疲劳转动)的帧数; F 为此时间序列中的总帧数。

一般情况下,成年人的头部欧拉角中, ϕ 为 $-79.8 \sim 75.3^\circ$, ψ 为 $-60.4 \sim 69.6^\circ$, γ 为 $-40.9 \sim 36.3^\circ$ ^[17]。人在严重疲劳时,易发生点头瞌睡和身体侧倾动作等姿态变化,故忽略权重因素较小的 ϕ ,选用适用性较强的 ψ 和 γ 进行分析。参考PERCLOS的评判标准,头部姿态角变化角度超过20%时判定为姿态异常。因此,对头部姿态判定阈值设定:当 ψ 大于 25° 或 γ 大于 15° 时判定头部姿态异常,若 f_h 大于0.3则判定驾驶员头部姿态疲劳。

4 实验分析

疲劳驾驶检测仿真环境为Python 3.7 + OpenCV 4.5.2 + Pytorch 1.4 + CUDA 10.1,采用i7处理器、NVIDIA1650显卡和16G内存进行实验。

4.1 疲劳驾驶数据集

由于疲劳驾驶检测的特殊环境和实用性要求,文中疲劳检测仿真数据由自建数据集和YawDD^[18]数据集组成。自建数据集由2位实验对象通过模拟疲劳和非疲劳的镜像对比视频构成数据集,包括

3组对比实验和2915个图片样本,在进行疲劳点标注后,进行疲劳驾驶检测仿真。YawDD数据集由不同性别、不同年龄和不同环境下的驾驶员模拟疲劳和非疲劳的镜像对比视频构成数据集,选取疲劳状态下的6个样本视频进行疲劳点标注,用于疲劳驾驶仿真测试。自建数据集中存在异常姿态和驾驶室多人等复杂因素,如图7~8所示;YAW数据集主要针对驾驶员打哈欠检测,其中存在姿态异常、性别差异、遮挡物和光照异常等复杂因素。



图7 驾驶室多人环境

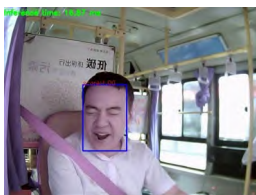


图8 驾驶员姿态异常

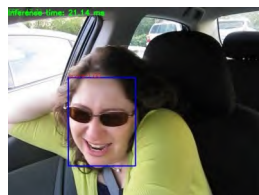
4.2 实验过程

基于多特征疲劳驾驶检测流程,输入实验视频流,利用Opencv库中的DNN模块,载入预训练得到的SDD人脸检测模型,并输出人脸框图片(图9),通过PFLD算法进行人脸关键点定位(图10)。根据驾驶员面部差异性,为保证疲劳驾驶检测的精度,在进行疲劳判定前,使用疲劳阈值标定模块分别对YawDD数据集和自建数据集中的8个实验对象进行疲劳阈值标定,其标定数值如表4所示。

文中依据多种疲劳判定指标划分疲劳等级为清醒和疲劳,不同的疲劳判定指标对应不同的权重系数,最终根据判定指标的加权对驾驶员进行状态判定。具体疲劳信息源权重参数如表5所示,表中标准值对应驾驶员处于疲劳状态时指标参数, V 代表不同的判定指标对应不同疲劳状态下的评估

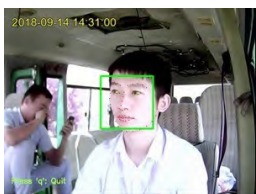


a 自建数据集

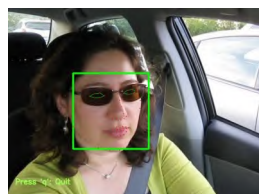


b YAW数据集

图9 人脸检测



a 自建数据集



b YAW数据集

图10 人脸关键点定位

表4 实验对象疲劳相关特征标定值

编号	睁眼	闭眼	嘴部闭合	说话	打哈欠
1	0.3019	0.1136	0.3873	0.5664	1.1101
2	0.2818	0.1541	0.3269	0.4310	1.3559
3	0.3114	0.1604	0.2649	0.6940	1.0522
4	0.2735	0.1773	0.3133	0.4598	0.9603
5	0.3415	0.1126	0.3168	0.4355	0.7126
6	0.3121	0.1816	0.2122	0.4539	0.7644
7	0.2973	0.1511	0.2961	0.5656	0.8190
8	0.2681	0.1181	0.2872	0.5018	0.7212

表5 疲劳信息源权重评估表

指标	清醒	疲劳	标准值	权重
V	0	5	--	--
P	(0,0.2]	(0.2, +∞)	0.2	0.5
n_k	[25,+∞)	(25,0)	25	0.2
f_m	(0,0.1]	(0.1,1]	0.1	0.2
f_h	(0,0.3]	(0.3,1]	0.3	0.1

量。多特征源融合疲劳评估量 F 计算公式:

$$F = 0.5V_p + 0.2V_{nk} + 0.2V_{fm} + 0.1V_{fh} \quad (11)$$

结合表4~5,并根据式(11)计算某时刻 F ,若 F 小于 F_{limit} ,则系统判定驾驶员处于清醒状态;若 F 不小于 F_{limit} ,则系统判定驾驶员处于疲劳状态。在通过大量实验后,选定 F_{limit} 为3.5。若驾驶员存在疲劳驾驶行为,则在可视化界面中显示警告字样,并触发扬声器进行预警播报。预警界面如图11所示。



图11 疲劳驾驶行为预警

4.3 结果分析

基于文中提出的多特征融合的疲劳驾驶检测方法,对疲劳驾驶数据集视频进行疲劳驾驶检测,检测结果如表6~7所示。表7中4号和8号样本由于对驾驶员大笑时的MAR判定也达到了阈值,出现了误判,但未影响疲劳预警,且疲劳驾驶检测系统对于YAW数据集的疲劳辨识度大于94.12%。

通过导入Python中time模块库,获取疲劳驾驶检测中模块库的执行时间。文中方法的执行时间为31.59 s, HOG+SVM+ERT+模糊推理^[18]的执行时间为44.3 s, Gentle-AdaBoost+最小阈值+PER-

表6 自建数据集疲劳检测结果

编号	时长/s	辨识度/%			疲劳 预警/次
		眼部	嘴部	头部	
1	935	93.93	100	94.4	31
2	448	95	93.7	90.48	24

表7 YAW数据集嘴部疲劳检测结果

实验对象	时长/s	实际/次	系统检测/次	疲劳辨识度/%
3	12	1	1	95.59
4	21	1	2	95.24
5	14	1	1	97.56
6	16	1	1	98.25
7	22	2	2	94.12
8	19	1	3	100

CLOS^[19]的执行时间为33.29 s,说明文中疲劳检测方法具有较优的实时性。

5 结论

文中提出了基于多特征融合的疲劳驾驶检测方法。SSD+PFLD的人脸检测和关键点定位模块执行效率高,轻量化模型尺寸有利于系统后期在嵌入式设备上的部署。多特征融合的疲劳检测方法适用性强,具备更优的精准度、可靠性、鲁棒性。疲劳阈值标定法,提高了疲劳驾驶检测的准确率,在实际的应用中具备普适性。

参考文献:

- [1] Luo H W, Qiu T R, Liu C, et al. Research on Fatigue Driving Detection Using Forehead EEG Based on Adaptive Multi-scale Entropy [J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2019, 51: 50–58.
- [2] 张丞, 何坚, 张岩, 等. 基于脑电与眨眼频率的可穿戴疲劳驾驶检测系统[J]. 计算机工程, 2017, 43(2): 293–298, 303.
- [3] Guede-Fernández F, Fernández-Chimeno M, Ramos-Castro J, et al. Driver Drowsiness Detection Based on Respiratory Signal Analysis [J]. IEEE Access, 7: 81826–81838.
- [4] Chai M, Li S W, Sun W C, et al. Drowsiness Monitoring Based on Steering Wheel Status [J]. Transportation Research Part D: Transport and Environment, 2019, 66: 95–103.
- [5] McDonald A D, Lee J D, Schwarz C, et al. A Contextual and Temporal Algorithm for Driver Drowsiness Detection [J]. Accident Analysis & Prevention, 2018, 113: 25–37.
- [6] Li Z, Chen L, Peng J, et al. Automatic Detection of Driver Fatigue Using Driving Operation Information for Transportation Safety [J]. Sensors, 2017, 17(6): 1212.
- [7] Rogado E, Garcia J L, Barea R, et al. DRIver Fatigue Detection System [C]// IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics. IEEE, 2008: 1105–1110.
- [8] Dinges D, Grace R. PERCLOS: A Valid Psychophysiological Measure of Alertness as Assessed by Psychomotor Vigilance [J]. Office of Motor Carriers, 1998, 31 (5): 1237–1252.
- [9] Knapik M, Cyganek B. DRIver's Fatigue Recognition Based on Yawn Detection in Thermal Images [J]. Neurocomputing, 2019, 338: 274–292.
- [10] Park S, Fei P, Kang S, et al. Driver Drowsiness Detection System Based on Feature Representation Learning Using Various Deep Networks [C]// Asian Conference on Computer Vision. Springer, Cham, 2016: 154–164.
- [11] Mandal B, Li L Y, Wang G S, et al. Towards Detection of Bus Driver Fatigue Based on Robust Visual Analysis of Eye State [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2017, 18(3): 545–557.
- [12] Liu W, Anguelov D, Erhan D, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector [C]//Leibe B, Matas J, Sebe N, et al. Computer Vision – ECCV 2016. Cham: Springer International Publishing, 2016: 21–37.
- [13] Guo X, Li S, Yu J, et al. PFLD: a Practical Facial Landmark Detector [J]. Computer Science, 1902. 10859.
- [14] Tankrant. 人脸关键点检测算法 PFLD 的优化实战记录, 在 CPU 上可达 400FPS, 代码已开源 [EB/OL]. (2020–09–10) [2020–12–11]. <https://blog.csdn.net/u010892804/article/details/108509243?spm=1001.2014>.
- [15] 夏禹. 基于树莓派和头部姿态估计的注意力监测系统研究与实现 [D]. 西安: 西安石油大学, 2021: 48–49.
- [16] Ferrario V F, Sforza C, Serrao G, et al. Active Range of Motion of the Head and Cervical Spine: A Three-dimensional Investigation in Healthy Young Adults [J]. Journal of Orthopaedic Research, 2002(1): 122–129.
- [17] Abtahi S, Omidyeganeh M, Shirmohammadi S, et al. YAwDD: A Yawning Detection Dataset [C]//MMSys' 14: Proceedings of the 5th ACM Multimedia Systems Conference. 2014: 24–28.
- [18] 熊焯. 基于面部多特征融合的列车司机疲劳检测方法研究 [D]. 兰州: 兰州交通大学, 2021: 33–34.
- [19] 蔡伽. 基于人眼状态检测的疲劳驾驶识别研究 [D]. 石家庄: 河北科技大学, 2018: 48–49.