



机械科学与技术

Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering

ISSN 1003-8728, CN 61-1114/TH

《机械科学与技术》网络首发论文

题目: 融合面部特征的机动车驾驶人疲劳检测
作者: 冯晓锋, 方斌
DOI: 10.13433/j.cnki.1003-8728.20200282
收稿日期: 2020-06-15
网络首发日期: 2020-12-28
引用格式: 冯晓锋, 方斌. 融合面部特征的机动车驾驶人疲劳检测. 机械科学与技术.
<https://doi.org/10.13433/j.cnki.1003-8728.20200282>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式 (包括网络呈现版式) 排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊 (光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊 (网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊 (网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物 (ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

融合面部特征的机动车驾驶人疲劳检测

冯晓锋, 方斌

(湖南警察学院 交通管理系 湖南长沙 410138)

摘要: 为降低因驾驶人疲劳驾驶导致的交通事故, 需要开展驾驶人疲劳检测研究。为满足在线实时检测的要求, 本文提出了融合面部特征的机动车驾驶人疲劳检测方法, 首先通过背景差分缩小检测区域、减少图像金字塔层数等方法对 MTCNN 人脸检测网络进行优化加速, 加速后的速度与之前相比提升了 258%。其次通过多级级联的残差回归树对人脸进行特征点检测, 得到了人脸的特征点, 最后通过融合面部嘴、眼开合度特征的方式建立驾驶人疲劳检测模型并进行训练。实验表明, 该检测方法的准确率可达 95.4%, 每帧检测平均速度 64ms, 检测速度快, 能满足实时性的要求。

关键词: 背景差分; 疲劳检测; 面部特征; 特征点检测

中图分类号: U471.3

论文归属栏目: D. 运载工程

Fatigue Detection of Vehicle Drivers Based on Facial Features

Feng Xiaofeng, Fang Bin

(Department of Traffic Management, Hunan Police Academy, Changsha Hunan 410138)

Abstract: In order to reduce the traffic accidents caused by driver fatigue driving, it is necessary to carry out driver fatigue detection research. In order to meet the requirements of online real-time detection, this paper proposes a fatigue detection method for motor vehicle drivers based on facial features. Firstly, the MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks) face detection network is optimized and accelerated by reducing the detection area through background difference, reducing the number of pyramid layers of image, etc., and the speed after acceleration is 258% times faster than before. Secondly, the multi-level cascaded residual regression tree is used to detect the feature points of the face, and 68 feature points of the face are obtained. Finally, the driver fatigue detection model is established and trained by combining the features of face mouth and eye opening. The experimental results show that the accuracy of the detection method can reach 95.4%. The average detection speed of each frame is 64ms, and the detection speed is fast, which can meet the requirements of real-time.

Keyword: background difference; fatigue test; facial features; feature point detection

道路交通事故的频发不仅给交通运输企业造成巨大生命财产损失, 而且严重影响了社会的稳定与发展。统计资料表明, 80%~90%的交通事故是由驾驶人的不安全驾驶行为引起的。引起驾驶人不安全驾驶的因素主要有驾驶人注意力不集中、疲劳驾驶、违规驾驶等, 其中疲劳驾驶是造成道路交通事故的主要诱发原因^[1]。因此, 开展驾驶人疲劳驾驶行为检测研究, 对减少交通事故的发生、维护生命财产安全具有重要的意义。

驾驶人疲劳驾驶检测大致可以分为两类: 接触法检测和非接触法检测。接触法^[2,5]主要通过可以穿

戴的传感器直接获取驾驶人的相关参数指标, 由于心率、肌电、皮电、脑电、呼吸频率等参数能有效的反映驾驶人的生理状况, 因此通过可穿戴式传感器直接提取驾驶人的相关参数指标即可判断驾驶人的疲劳状况。通过该方法开展研究较为成熟, 检测结果有效可靠, 准确率高, 但是由于传感器直接穿戴在身体上, 容易影响驾驶人的正常驾驶。非接触法主要是通过车辆行驶状态^[6]进行检测及基于视觉的驾驶人检测^[7]。车辆行驶状态进行检测是通过检测机动车的方向盘转角、方向盘转向力、行驶轨迹、车辆的速度等参数来间接判别驾驶人的疲劳状况。由于车辆行驶状态受到驾驶人的驾驶习惯、道路环境状况等诸多因素的影响, 因此, 该检测方法的可靠性和准确率不高。

由于驾驶人的疲劳状态会反映到面部特征上, 如频繁的眨眼、打哈欠、点头等, 因此可以通过检

收稿日期: 2020-06-15

基金项目: 湖南省教育厅优秀青年项目 (17B086)、湖南省社会科学成果评审委员会项目 (XSP19YBC053)

作者简介: 冯晓锋(1980.8-), 副教授, 博士, 研究方向为机器视觉和道路交通安全, (邮箱) brucefxf@163.com;

测这些特征指标进行疲劳判断,很多学者开展该方面的研究^[8,9]。史瑞鹏等^[10]提出了一种基于MTCNN算法的疲劳驾驶检测方法,实现了疲劳驾驶的检测判定。戴诗琪等^[11]先用 HOG 算子进行人脸检测和人脸对齐,之后通过深度卷积神经网络实现了驾驶员的眼部疲劳特征的提取。F Zhang等^[12]利用红外视频对戴眼镜时的眼睛状态进行了疲劳检测,识别精度较高。

在实际行车过程中,车速很快,90km/h的速度意味着每秒汽车要前进20米,因此,驾驶人疲劳检测对准确性和实时性要求特别高。当前的车内光照条件和驾驶人人脸姿态复杂多变,且疲劳驾驶检测具有重要的警示作用。因此,检测方法的准确性和实时性仍亟待提升。

为此本文提出了融合人脸面部特征的检测算法。首先对MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks)^[13]网络进行加速研究,实现人脸的快速检测,然后通过残差回归树(GBDT)算法实现人脸的68个关键特征点检测,获得驾驶人眼、嘴部的关键特征点,最后通过相应判定算法实现疲劳驾驶检测的方法,并在实车上进行了测试验证。

1 人脸检测及特征点定位

MTCNN 网络算法是一种针对人脸检测的算法,检测性能好,非常适合驾驶人的人脸检测。本文采用该算法进行人脸的检测。MTCNN 算法模型分为四个阶段,第一阶段是将原始图像生成多尺度图像金字塔,作为后续网络的输入,第二阶段为P-Net网络,通过一个浅层的CNN网络快速产生一系列的候选窗口;第二阶段为R-Net网络,通过一个能力更强的CNN网络过滤掉绝大部分非人脸候选窗口;第三阶段为O-Net网络,通过一个能力更加强的网络输出最终的人脸窗口并标记五个特征点;为了得到更多的特征点,以便提取面部的嘴眼特征,本文后续采用残差回归树的方法进行特征点检测。

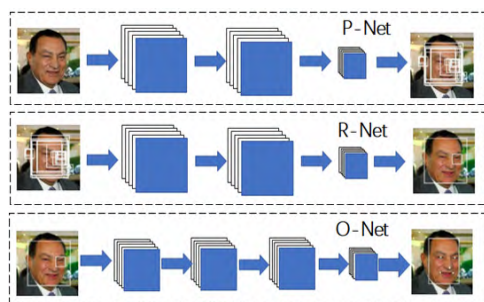


图1 MTCNN网络人脸检测流程

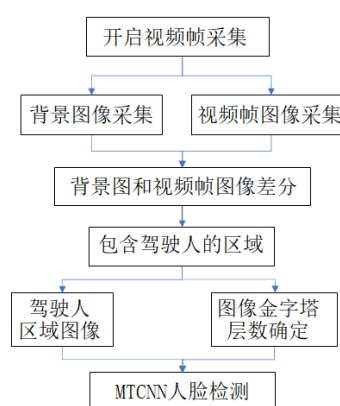


图2 MTCNN网络加速检测流程

1.1 背景差分优化检测区域

对驾驶人的人脸检测与在其它场合的人脸检测最大的区别就是驾驶人始终是在一个固定的背景下。因为检测驾驶人面部特征的摄像头相对于驾驶室固定,因此,尽管驾驶人可能有摇头、低头等姿态变化,但背景基本上是不会变化的^[14,15]。在上述的算法中,通过原图像生成一个多尺度的图像金字塔,采用卷积核在整个图像上滑动卷积的方法来进行人脸特征的提取,图像中背景占据的空间也要进行上述操作。因此,如果提前把人脸检测的区域去除背景,只占驾驶人所占据的图像空间进行人脸检测,可以有效的提升检测的效率。本文采用背景差分法来缩小检测区域,具体流程如图2所示,背景差分前后的图像如图3所示。



(a) 原图



(b) 差分后的二值图像



(c) 缩小后的驾驶人区域
图3 背景差分前后的图像

1.2 减少图像金字塔层数

多尺度图像金字塔可以很好的检测到不同尺度的人脸,但其缺点也非常明显,就是耗时增大,主要是因为生成多尺度图像金字塔本身就较慢,而且每张图像都要输入网络模型,相当于多次执行网络模型,这对于实时性检测的要求是不相符的。影响金字塔层数的参数有最小人脸尺寸和缩放因子。由于驾驶人是驾驶座位附近晃动,相对于摄像头的距离变化不会太大,人脸的尺寸变化也不会太大,因此,可以通过调整最小人脸尺寸来提升检测速度。由于经多次实验,经过背景差分法缩小检测区域后,包含人脸的区域大小约为 400×400 ,考虑到驾驶人后仰可能会造成距离摄像头较远,人脸区域较小,最小人脸检测尺寸设置为 50×50 ,MTCNN 网络中用于检测人脸的最小尺寸为 12×12 ,经过计算,最终生成了 3 层图像金字塔,提升了检测的速度。通过采取以上措施,在保证检测准确度的情况下,检测效率与之前相比提升了 258%。

1.3 人脸特征点提取

由于人的疲劳特征主要通过眼睛、嘴巴等体现出来,因此,在检测到人脸后需进行人眼、嘴巴等特征点的检测。人脸特征点检测采用 Vahid Kazemi, Josephine Sullivan^[16]的方法进行。该方法通过构建一个多级级联的残差回归树 (GBDT),每一个 GBDT 的每一个叶子节点上都存储着一个残差回归量,当输入落到一个节点上时,就将残差加到改输入上,起到回归的目的,最终使人脸形状从当前形状一步一步回归到真实形状。该方法可以检测到人脸面部的 68 个特征点,这些关键特征点按一定的顺序排列,检测效果及特征点具体如下图和表所示:



图4 检测到的68个特征点及编号

表 1 面部各特征对应的特征点序号

特征点	人脸轮廓	左眼	右眼	鼻子	嘴巴
序号	1~23	37~42	43~48	28~36	49~68

2 驾驶人疲劳特征分析及判定

驾驶人在驾驶过程中,需要时刻注意道路周围

的环境及路况情况,以便及时做出反应,因此,注意力时刻处于高度集中状态,且驾驶过程极为枯燥,因此很容易导致身体疲劳。研究表明,当人处于疲劳状态时,会出现眨眼睛频率显著降低、眼睛开合度变小等现象,因此利用眼睛的状态可以作为判断驾驶人是否处于疲劳状态的一个依据^[17]。同样,驾驶人疲劳时人体血液中氧气的含量降低,大脑没有足够的精力,此时人体将通过深吸气打哈欠的方式获得更多的氧气来缓解疲劳,因此嘴型的状态也可以作为判断驾驶人是否处于疲劳状态的一个依据^[18]。

2.1 眼部疲劳特征分析

人眼疲劳的特征可以用眼睛开合度和眼睛闭合时占比来表示。本文利用 Soukupova T^[19]提出的眼睛长宽比 (eye aspect ration, EAR) 判断驾驶人的疲劳状态,当驾驶人没有疲劳时,人的眼睛处于正常睁开状态,此时 EAR 值基本固定不变,在某个值上下波动,当驾驶人疲劳时,人的眼睛处于闭合状态,此时 EAR 迅速变小,接近于零。EAR 的计算如下式:

$$r_{EAR} = \frac{\|P_{38}-P_{42}\| + \|P_{39}-P_{41}\|}{2\|P_{37}-P_{40}\|} \quad (1)$$

由于人眼在睁开或者闭合时左右两个眼睛是同步的,很少出现睁一只眼闭一只眼的情况,因此,一些学者^[20,21]采用一只眼睛的开合度来进行疲劳状态判定。为了提升算法的鲁棒性,更准确的判断人眼的开合度,本文采用融合左右眼的开合度的方式来计算。上式是采用左侧眼睛的特征点计算 EAR 值。下式是融合左右眼的特征点计算 EAR 值。下标为眼睛周围的特征点序号。

$$r_{EAR} = \frac{\|P_{38}-P_{42}\| + \|P_{39}-P_{41}\|}{4\|P_{37}-P_{40}\|} + \frac{\|P_{38}-P_{42}\| + \|P_{39}-P_{41}\|}{4\|P_{37}-P_{40}\|} \quad (2)$$

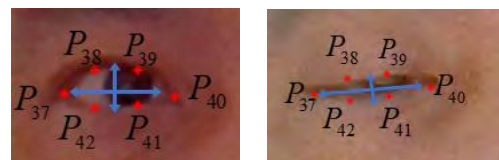


图5 眼睛睁开及闭合时的开合度

眼睛开合度无法直接判定驾驶疲劳状态,因为驾驶人在正常的驾驶过程中会出现眨眼的动作,而在眨眼时眼睛的开合度是很小的。由于疲劳时眼睛闭合会持续一定的时间 (采用视频的帧数来表述),卡内基梅隆研究所提出了判定驾驶人疲劳或打瞌睡的物理量 PERCLOS^[22-23] (Percentage of Eyelid Closure over the Pupil, over Time),其含义为单位时间内眼睛闭合时长所占的比例 (70%或 80%) 所

占的时间。目前, PERCLO 方法有三种判断疲劳的不同准则, 分别 E 准则、P70 准则、P80 准则, 考虑到当驾驶人注意力特别集中时也可能会有眼睛闭合比例超过 50% 甚至 70% 的可能, 所以本文采用的是 P80 准则, 即眼睛闭时长合比例超过 80% 判定为处于疲劳状态。由于视频帧获取的驾驶人面部信息在时间上具有连续性, 因此可以利用驾驶人眼睛闭合的帧数所占视频总帧数的比例来近似计算 PERCLOS:

$$f = N_f / N_t \times 100\% \quad (3)$$

其中, N_f 表示一段时间内驾驶人眼睛闭合的视频帧数, N_t 表示一段时间内视频总帧数。

2.2 嘴部疲劳特征分析

驾驶人在打哈欠时的嘴部上下嘴唇间距变大, 嘴角左右宽度向嘴巴中心收缩, 间距变小。虽然笑和说话的时候嘴部张开高度也会变大, 但是宽度并不会明显减小, 甚至在笑的时候嘴部的宽度会变大, 因此可以采用嘴巴的开合度来判定打哈欠。为避免因嘴唇厚度不同带来的判别误差^[24], 本文提出采用嘴部内轮廓开合度特征的方法来进行疲劳判定。通过计算 62、64、66、68 的纵坐标、49、55 的横坐标来计算嘴巴的张口度。同眼睛相类似方法利用公式 4 求嘴部的开合度, 研究表明, 驾驶人在正常情况下嘴部一般呈闭合状态, 张开度较小, 介于 0 和 0.2 之间; 当处于疲劳状态打呵欠时, 嘴部张开度较大, 一般情况下大于 0.4。本文选取 0.4 作为判定嘴巴张开的阈值。

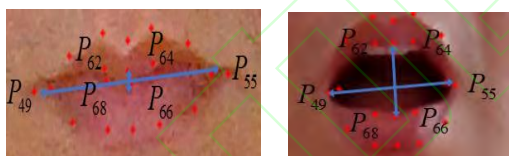


图6 嘴巴张开及闭合时的张口度

$$r_{MAR} = \frac{\|P_{68} - P_{62}\| + \|P_{66} - P_{64}\|}{2\|P_{55} - P_{49}\|} \quad (4)$$

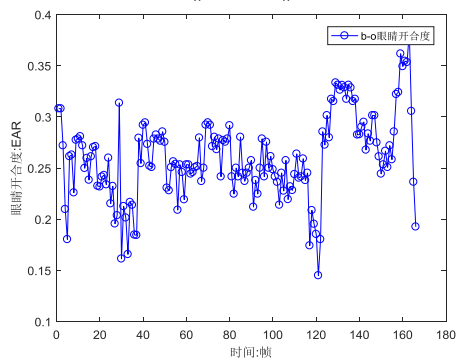


图7 眼睛开合度随时间变化的关系

同样的仅通过驾驶人的嘴巴张开度是无法准确的进行疲劳判定的, 要把打哈欠和正常的说话或吃

东西区分开来。打呵欠和说话时嘴部张开持续的时间是不一样的, 打呵欠时张嘴持续时间较长, 张嘴所占的视频帧数较多, 而说话或吃东西时嘴巴张开所占的视频帧数较少。打哈欠持续的时间也可以借用公式 3, 采用一段时间内嘴巴张开持续的帧数来近似表示。

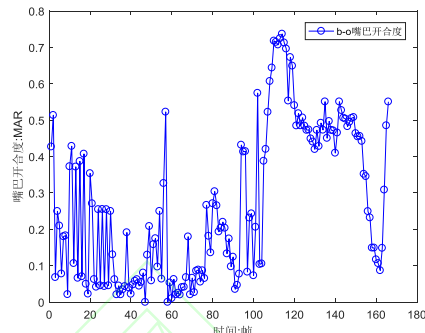


图8 嘴巴开合度随时间变化的关系

2.3 融合面部眼嘴状态的疲劳判定

为准确判定驾驶人是否处于疲劳状态, 需要进行融合面部眼嘴状态特征进行判定。很多学者要么直接采用眼部和嘴部的图片数据集通过深度学习网络、SVM 等进行面部眼嘴状态特征的识别, 要么仅仅采用眼部特征进行疲劳判定, 由于采用图片的形式提取特征, 在时间耗费上会大大增加, 不利于在线实时的检测, 仅采用眼部特征又容易漏检, 导致疲劳判定不准确。本文提出采用融合眼部和嘴部单位时间内闭合或张开的时长占比作为特征向量, 采用支持向量机 (SVM) 来进行面部状态的判定。支持向量机 (SVM) 泛化能力和分类能力, 在样本较小时具有显著优势^[13]。本文构造的特征维数不多, 选用 linear 作为 SVM 的核函数。SVM 分类器的训练算法如下:

表 2 SVM 分类器的训练算法

融合面部眼嘴状态的 SVM 分类训练算法

1. 获取面部特征。采用本文的人脸检测及特征点定位方法获取眼、嘴部的特征点;
2. 构建训练用正负样本集。对获取的眼部和嘴部开合度, 统计眼睛闭合的帧数、嘴巴张开的帧数, 构建训练样本的特征向量; 按照驾驶人处于正常状态和疲劳状态分别采集特征向量, 构建正负样本, 并建立对应的标签;
3. 对 SVM 分类器进行训练。当 $loss$ 小于设定值 0.01 时训练结束。

运用训练好的 SVM 模型即可开展驾驶人面部疲劳状态判定。具体流程如图 9 所示。

3 实验及分析

本文的实验环境如下: CPU 为 Intel (R) Cor (TM) i7-8750H@2.20GHz, 内存为 16GB, 显卡为 GeForce GTX1070, 操作系统及环境为 win10、

框架为 TensorFlow, 语言 python。图像采集摄像头分辨率为 640*480。

为了验证本文提出的融合面部特征的机动车驾驶人疲劳检测方案能否达到预期效果, 分别从以下几个方面进行了实验分析。

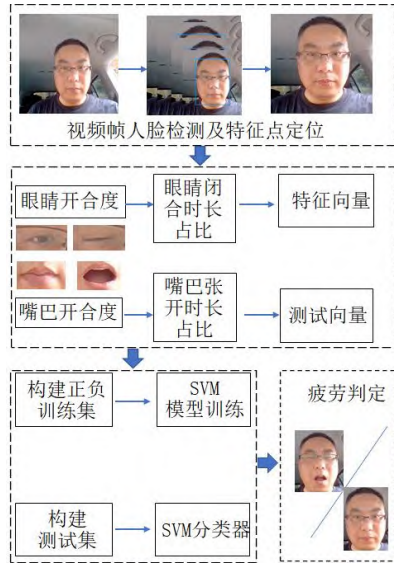


图9 融合面部眼嘴状态的疲劳判定流程

3.1 人脸检测加速前后的耗时对比

本文采用的图像大小为 640×480 , 经背景差分后的图像大小约为 400×400 。由于背景差分后的驾驶人头所占空间比较大, 且考虑驾驶人在驾驶过程中会远离摄像头, 按最远的距离来算, 最小人脸检测大小设置为 50×50 , 图像金字塔层数经计算为 3 层。测试的耗时效果如下表所示。可见经本文提出的加速方法后, 人脸检测速度有了明显的提升。

表3 人脸检测加速前后的耗时对比

类别	原图	背景差分后	金字塔层数减少后
平均耗时/s	0.168	0.0698	0.0469
速度提升/%	/	141%	258%

3.2 疲劳检测全过程耗时对比

为验证本文疲劳检测全过程耗时, 本文算法处理一帧图片各模块的平均耗时如表 4 所示。由下表可以看出, 本文提出的融合面部眼嘴状态的疲劳判定方法, 对于每帧图像的疲劳检测平均耗时 64ms, 按摄像头 15 帧/秒来算, 基本可以满足实时性的要求。

表4 疲劳检测全过程耗时对比

序号	疲劳检测环节	平均耗时/s
1	图像读取及处理	0.0049
2	人脸检测	0.0469
3	特征点定位	0.0027
4	疲劳状态判定	0.0095

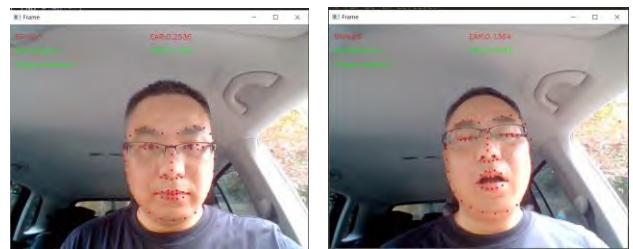
5 总时长 0.0640

3.3 疲劳状态判定分析

表5 疲劳状态判定准确率分析

序号	眼睛疲劳行为数	眼睛疲劳行为检出数	嘴部疲劳行为数	嘴部疲劳行为检出数
1	5	5	5	5
2	10	10	7	7
3	7	6	2	2
4	15	13	3	3
5	8	8	3	3
准确率	93.3%		100%	

为验证本文疲劳状态判定的准确性, 分别单独通过眼睛状态、嘴部状态及本文提出了融合面部特征的疲劳判定进行测试。测试前先对SVM分类器进行训练, 分别采集驾驶人处于疲劳状态时和正常状态时的眼、嘴部状态特征值, 建立特征向量, 考虑到驾驶过程中速度很快(按90km/h的速度算, 每秒汽车要前进20米), 驾驶人一旦出现疲劳状态, 驾驶过程都将会处于危险状态, 所以本文只判断驾驶人是否处于疲劳状态还是正常状态, 对于疲劳状态不再进行细分, 所以建立样本时只需建立正负样本并给出对应的标签即可。SVM分类器训练完毕后即可进行疲劳状态测试, 采集5段包含不同光照条件下, 是否戴眼镜、不同年龄的驾驶人从正常驾驶状态到出现疲劳驾驶状态的视频, 每段视频包含眼睛的正常眨眼、嘴部的说话行为。疲劳检测示例如图10所示, 测试效果如表5所示。



(a) 驾驶人正常驾驶状态 (b) 驾驶人疲劳驾驶状态

图10 疲劳检测示例

从表 5 可以看出, 对于驾驶人的嘴部疲劳行为都能检测出来, 眼部的疲劳行为由于样本中有戴眼镜的情况, 可能是镜片的反光导致的漏检。经眼部和嘴部特征融合后的准确率为 95.4%。

4 结论

本文提出了一种融合面部特征的机动车驾驶人疲劳检测方法。在人脸检测过程中, 针对驾驶环境特点, 提出运用背景差分、减少图像金字塔层数等

方式对检测过程进行优化加速,在保证检测精度的同时,检测速度提升了258%。

深入开展了驾驶人面部的疲劳特征研究。根据驾驶人面部在不同状态下的眼嘴特征,提出采用融合面部嘴、眼开合度特征的方式进行驾驶人疲劳检测判定。实验表明,该检测方法的准确率可达95.4%,且检测速度较快,能满足实时性的要求。今后应将该检测方法移植到树莓派等平台上,实现车载式驾驶人疲劳的实时检测。

[参考文献]

- [1] 张丽霞,刘涛,潘福全,等. 驾驶员因素对道路交通事故指标的影响分析[J]. 中国安全科学学报, 2014, 24(5):79-84
Zhang L X, Liu T, Pan F Q, et al. Analysis of effects of driver factors on road traffic accident indexes [J]. China Safety Science Journal, 2014,24(5):79-84 (in Chinese)
- [2] Takahashi I, Yokoyama K. Development of a feedback stimulation for drowsy driver using heartbeat rhythms[J]. Engineering in Medicine and Biology Society. Boston. 2011.4153-4158
- [3] Chuang C H, Huang C S, Ko L W, et al. An EEG-based perceptual function integration network for application to drowsy driving [J]. Knowledge-Based Systems, 2015, 80: 143-152
- [4] Zheng Weilong, Gao Kunpeng, Li Gang, et al. Vigilance estimation using a wearable EOG device in real driving environment [J]. IEEE Trans on Intelligent Transportation Systems. DOI: 10. 1109/TITS. 2018. 2889962
- [5] 关伟,杨柳,江世雄,等. 脑电在交通驾驶行为中的应用研究综述[J]. 交通运输系统工程与信息, 2016, 16(03):35-44
Guan W, Yang L, Jiang S X, et al. Review on the Application of EEG in Traffic Driving Behavior Study[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2016,16(03):35-44 (in Chinese)
- [6] 陈志勇,杨佩,彭力,等. 基于BP神经网络的驾驶员疲劳监测研究[J]. 计算机科学, 2015, 42(Z6):67-69
Chen Z Y, Yang P, Peng L, et al. Fatigue Driving Monitoring Based on BP Neural Network[J]. Computer Science, 2015,42(Z6):67-69 (in Chinese)
- [7] 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, 041101
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, 2015,041101 (in Chinese)
- [8] 耿磊,袁菲,肖志涛,等. 基于面部行为分析的驾驶员疲劳检测方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(1):274-279
Geng L, Yuan F, Xiao Z T, et al. Driver Fatigue Detection Method Based on Facial Behavior Analysis[J]. Computer Engineering, 2018, 44(1):274-279 (in Chinese)
- [9] 顾王欢,朱煜,陈旭东,等. 基于多尺度池化卷积神经网络的疲劳检测方法研究[J]. 计算机应用研究, 2019, 36(11):3471-3474
Gu W H, Zhu Y, Chen X D, et al. Driver's fatigue detection system based on multi-scale pooling convolutional neural networks[J]. Application Research of Computers, 2019,36(11):3471-3474 (in Chinese)
- [10] 史瑞鹏,钱屹,蒋丹妮. 基于卷积神经网络的疲劳驾驶检测方法[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(11):1-7
Shi R P, Qian Y, Jiang D N. Fatigue driving detection method based on CNN[J]. Application Research of Computers, 2020,37(11):1-7 (in Chinese)
- [11] 戴诗琪,曾智勇. 基于深度学习的疲劳驾驶检测算法[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(07):113-120
DAI S Q, Zeng Z Y. Fatigue Driving Detection Algorithm Based on Deep Learning[J]. Computer Systems & Applications, 2018,27(07):113-120 (in Chinese)
- [12] Zhang F, Su J, Geng L, et al. Driver Fatigue Detection Based on Eye State Recognition[C]// 2017 International Conference on Machine Vision and Information Technology (CMVIT), February 17-19, 2017, Singapore: IEEE, 2017,105-110
- [13] Zhang K, Zhang Z, Li Z, et al. Joint Face Detection and Alignment Using Multitask Cascaded Convolutional Networks[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10):1499-1503
- [14] 王爱丽,董宝田,王泽胜. 融合背景差分的二次重构和内外标记分水岭的行人检测方法[J]. 交通运输系统工程与信息, 2014, 14(04):66-72+112
WANG Ai-li, DONG Bao-tian, WANG Ze-sheng. Pedestrian Detection of Integrating BS Based on Quadratic Reconstruction and IE Marker Watershed[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2014,14(04):66-72+112 (in Chinese)
- [15] 李兴鑫,朱力强,余祖俊. 自适应铁路场景前景目标检测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(02):83-90
Li X X, Zhu Li Q, Yu Z J. Adaptive Foreground Object Detection in Railway Scene[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020,20(02):83-90 (in Chinese)
- [16] Kazemi V, Sullivan J. One Millisecond Face Alignment with an Ensemble of Regression Trees[C]// 2014 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern, June 23-28, 2014, Columbus, OH, USA: IEEE, 2014, 580-587
- [17] LAL S K L, CRAIG A. A critical review of the psychophysiology of driver fatigue [J]. Biological Psychology, 2001,55(3):173-194
- [18] 袁翔,孙香梅. 疲劳驾驶检测方法研究进展[J]. 汽车工程学报, 2012, 2(03):157-164
Yuan X, Sun X M. Development of Driver Fatigue Detection Method Research[J]. Chinese Journal of Automotive Engineering, 2012,2(03):157-164 (in Chinese)
- [19] Soukupov áT, Cech J. Real-time eye blink detection using facial landmarks[C]// Proc of the 21st Computer Vision Winter Workshop, February 3-5, 2016, Rimske Toplice, Slovenia: CiteSeerX, 2016:1-8
- [20] Reddy B, Kim Y H, Yun S, et al. Real-Time Driver Drowsiness Detection for Embedded System Using Model Compression of Deep Neural Networks[C]// IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition Workshops, June 25-30 2017, Puerto Rico, USA: IEEE, 2017:121-128
- [21] 刘炜煌,钱锦浩,姚增伟,等. 基于多面部特征融合的驾驶员疲劳检测算法[J]. 计算机系统应用, 2018, 27(10):181-186
LIU Wei-Huang, QIAN Jin-Hao, YAO Zeng-Wei, et al. Driver Fatigue Detection Algorithm Based on Multi-Facial Feature Fusion[J]. Computer Systems & Applications, 2018,27(10):181-186 (in Chinese)

- [22] Dinges D F, Grace R. PERCLOS: A Valid Psychophysiological Measure of Alertness as Assessed by Psychomotor Vigilance[J], US Department of Transportation, Federal Highway Administration, Publication Number FHWA-MCRT-98-006, 1998
- [23] Trutschel U, Sirois B, Sommer D, et al. Perclos: An Alertness Measure of The Past[C]// 2017 Driving Assessment Conference. June 26-29,2017, Manchester Village, Vermon, USA: IEEE, 2017, 172-179
- [24] 王霞, 仝美娇, 王蒙军. 基于嘴部内轮廓特征的疲劳检测[J]. 科学技术与工程, 2016, 16(26):240-244
Wang X, Tong M J, Wang M J. Fatigue Detection Based on the Inner Profile Characteristics of the Mouth[J]. Science Technology and Engineering, 2016,16(26):240-244 (in Chinese)