

驾驶员疲劳驾驶检测研究综述

杨巨成^{1*}, 魏峰^{2,1}, 林亮¹, 贾庆祥¹, 刘建征¹

(1.天津科技大学人工智能学院, 天津 300457; 2.天津科技大学机械工程学院, 天津 300457)

摘要:司机疲劳驾驶检测对于交通安全至关重要,有效的疲劳识别技术可以降低因疲劳引起的交通事故。对司机疲劳驾驶检测方法进行系统综述。介绍司机疲劳的概念及其检测的必要性,阐述疲劳驾驶行为特征并进行分类。详细总结目前广泛使用的几种疲劳驾驶公开数据集,通过归纳分析各数据集特点,对比其适用性和局限性,为后续研究提供宝贵资源。综合分析基于面部特征、生理信号特征、车辆特征以及多特征融合的司机疲劳驾驶检测方法,对比各类方法的优劣。总结司机疲劳驾驶检测领域面临的问题与挑战,对未来的发展方向进行展望。

关键词:疲劳驾驶;交通安全;多特征融合;驾驶行为;疲劳检测

中图分类号:TP391

文献标志码:A

引用格式:杨巨成,魏峰,林亮,等. 驾驶员疲劳驾驶检测研究综述[J].山东大学学报(工学版),2024,54(2):1-12.

YANG Jucheng, WEI Feng, LIN Liang, et al. A research survey of driver drowsiness driving detection[J]. Journal of Shandong University (Engineering Science), 2024, 54(2):1-12.

A research survey of driver drowsiness driving detection

YANG Jucheng^{1*}, WEI Feng^{2,1}, LIN Liang¹, JIA Qingxiang¹, LIU Jianzheng¹

(1. College of Artificial Intelligence, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300457, China;

2. College of Mechanical Engineer, Tianjin University of Science and Technology, Tianjin 300457, China)

Abstract: The detection of driver drowsiness was crucial for traffic safety, as effective drowsiness recognition technology could significantly reduce traffic accidents caused by drowsiness. A systematic review of driver drowsiness detection methods was conducted. The concept of driver fatigue and the necessity of its detection were introduced. The behavioral characteristics of drowsiness driving were elaborated upon and categorized. A detailed summary of several widely used public datasets for drowsiness driving was provided. By analyzing and comparing the characteristics, applicability, and limitations of each dataset, valuable resources were offered for subsequent research. Driver drowsiness detection methods based on facial features, physiological signal features, vehicle characteristics, and multi-feature fusion were comprehensively analyzed, with the strengths and weaknesses of each approach being compared. The challenges and issues faced in the field of driver drowsiness detection were summarized, and perspectives on future directions of development were offered.

Keywords: drowsiness driving; traffic safety; multi-feature fusion; driving behavior; drowsiness detection



杨巨成:教授,博士生导师,博士。天津市特聘教授、天津科技大学“海河学者”特聘教授,天津市“131”创新型人才培养工程第一层次人选,天津市“高校学科骨干创新人才”,天津市五一劳动奖章获得者,天津市创新人才推进计划“青年科技优秀人才”,“计算机科学与技术”学科带头人,校“智能计算与生物识别技术”青年学术团队负责人,教育部博士点基金评审专家,中国博士后工作站评审专家,国家自然科学基金委通讯评审专家。主要从事人工智能、图像处理、机器学习、人脸识别、静脉识别等方面的研究工作。在 IEEE Trans. on HMS、Expert Systems With Applications 等国际权威期刊以及 ICPR 等国际顶级会议上发表 140 余篇论文,其中被 SCIEI 收录论文 100 余篇;与欧美学者合著出版 Biometrics 系列论著 6 部(章节总下载量突破 22 万余次),论著章节 4 篇,教材 3 部。

收稿日期:2023-11-30

基金项目:天津市研究生科研创新资助项目(2022SKYZ370)

第一作者简介:杨巨成(1980—),男,湖北天门人,教授,博士生导师,博士,主要研究方向为人工智能和智能驾驶。E-mail:jcyang@tust.edu.cn

0 引言

伴随全球经济快速发展,各国机动车保有量飞速增长。截止到2020年,全世界驾驶人约30亿,机动车驾驶人约4.5亿,中国机动车保有量约3.3亿辆,已成为全球最大机动车保有量国家^[1]。便捷的交通同时带来了交通事故增长,也给人民带来了安全隐患。据报告,疲劳驾驶是引发众多交通事故的重要因素之一^[1]。根据美国国家公路交通安全管理(National Highway Traffic Safety Administration, NHTSA)报告,2011—2015年,每年大约有3万交通事故是由疲劳驾驶引发的^[2]。疲劳驾驶引起的交通事故大约占总事故的20%,重大交通事故总数的40%^[3]。这些统计数据明确表明需要一种能够准确且在最短时间内检测出驾驶员是否陷入疲劳状态的系统,在必要时对驾驶员进行提醒,减少交通事故的发生。

1 疲劳驾驶

1.1 疲劳定义

疲劳是由于缺乏足够睡眠、长时间清醒状态、生物钟节律不同阶段,以及过重工作负荷(包括脑力、体力活动)导致的,它会降低人认知能力和执行与安全相关任务能力。这种状态不仅会影响他们警觉度,还会对他们履行与安全相关任务和职责能力造成损害。这包括驾驶、操作机械设备、执行紧急任务以及其他需要高度集中注意力和反应迅速的活动。为保障个体和公共安全,采取适当措施减轻因疲劳引起的危险行为,对人们的生命和财产安全是极其重要的^[4]。

1.2 疲劳驾驶定义及其表现

疲劳驾驶是指在长时间连续驾驶后,驾驶者会经历生理和心理功能紊乱,导致驾驶技能下降的情况。在驾驶者睡眠质量不足或不佳、驾驶时间过长

情况下,极易引发驾驶者疲劳,造成驾驶者进入疲劳驾驶状态。疲劳驾驶对驾驶者多个方面产生负面影响,包括警觉度、感知能力、认知能力、决策力、判断能力、思维过程、决策制定和身体协调等等^[5],给司机和他人带来极大危害。

驾驶员在不同疲劳程度时会有不同表现,如表1所示。当驾驶者在疲劳状态下继续驾驶车辆时,会经历困倦、想睡、四肢无力、注意力不集中、判断力下降等行为,还可能出现精神恍惚或瞬间记忆空白,导致动作迟缓或过早,操作停顿或错误等不安全因素。这些情况会大大增加道路交通事故发生风险,对驾驶者和其他道路用户的安全构成威胁^[6]。

表1 疲劳等级分类及其对应驾驶员行为表现
Table 1 Drowsiness level classification and corresponding driver behavior manifestations

疲劳等级	驾驶员行为表现
警觉	完全清醒个体;正常的头部姿势、眼皮下垂、眨眼等;注意力集中等
轻度疲劳	明显的疲劳迹象,但仍清醒且专注于驾驶;眨眼频率增加;反复打哈欠等
中度疲劳	警觉性降低;积极驾驶,但能力有所下降;慢速和频繁眨眼;眼皮下垂等
重度疲劳	无法安全驾驶车辆;闭眼休息,长时间闭眼;迅速抬起头部等

2 疲劳数据集

数据集为疲劳驾驶检测提供了大量实际样本数据,是构建、训练和验证疲劳检测模型的基础。高质量的数据集,特别涵盖了多种驾驶场景和条件的数据集,可以确保检测模型具有更高的准确性。这意味着系统在真实驾驶环境中对疲劳的检测将更为准确,降低误报和漏报风险。表2总结了与疲劳驾驶相关的公开数据集,其中“N”代表假装疲劳,“Y”代表真实疲劳,“YN”代表一些数据是真实疲劳,一些是假装疲劳。

表2 疲劳驾驶公开数据集
Table 2 Public dataset on drowsiness driving

数据集	行为	相机类型	描述	相机位置	采集环境	真实性
RT-BENE	眨眼	Kinect 红外摄像头	15名受试者,超过20万张睁眼图片,包括超过1万张闭眼图片	正脸	实验室	N
ZJU	眨眼	普通摄像机	20名受试者	正脸	实验室	Y
CEW	闭眼	普通摄像机	2 423名受试者,其中采集了1 231名受试者的睁眼图片	正脸-侧脸	野外	Y

表2(续)

数据集	行为	相机类型	描述	相机位置	采集环境	真实性
YAWDD	打哈欠	普通摄像机 (2个)	107名受试者,采集不同种族谈话、唱歌、打哈欠等行为动作,总共351个视频	汽车前视镜下方;仪表盘	汽车	Y
NTHU-DDD	疲劳	普通摄像机-主动红外	36名受试者,采集了驾驶员静止、打哈欠、点头和注意力不集中行为动作	笔记本电脑或手机屏幕的顶部	室内	Y
UTA-RLDD	疲劳	普通摄像机	60名受试者,年龄在20~59岁,其中有说话、大笑、疲劳、警觉等行为动作	笔记本电脑或手机屏幕的顶部	室内	Y
DROZY	疲劳	近红外摄像机(Microsoft Kinect v2)	14名受试者(3男,11女),多模态疲劳数据集,包括生理信号和视觉信号	计算机顶部	室内	Y
DD-POSE	头部姿态	广角摄像机-深度摄像机	27名受试者,包含复杂驾驶场景中出现的非正面姿态和遮挡,总计33万帧	正面-侧脸	汽车	Y
CMU-PIE	头部姿态	普通摄像机	337名受试者,15个视角和19种光照条件下	正面	实验室-汽车	Y
300-VW	人脸关键点	普通摄像机	每个视频持续时间约为1 min(25~30 帧/s)	正面	自然环境	Y
Pandora	肩膀和头部姿态	普通摄像机-深度摄像机	22名受试者(10男,12女),每个受试者被记录5次,共110个视频	正面	汽车	Y
Drive and act	驾驶员行为	红外摄像机-深度摄像机	15名受试者(11男,4女),所有参与者录制了2次,共有30次驾驶会话,平均时长24 min	6个角度	汽车	Y
DMD	驾驶员综合行为	普通摄像机-红外摄像机-深度摄像机	37名受试者,10名受试者戴眼镜,共有25 TB数据	6个角度	汽车	YN
Fatigue View	驾驶员综合行为	普通摄像机-红外摄像机	95名受试者,总共时长1 384 h	5个角度	汽车	YN

表2展示了与疲劳检测相关的数据集简短总结。详细介绍每个数据集。

(1) RT-BENE(a dataset and baselines for real-time blink estimation in natural environments)数据集标注了超过20万张图像,该数据集用于自然环境下的视线估计,其特点是相机和被观察者之间距离较大,被观察者运动较不受限制。该数据集包含超过1万个眨眼示例,这与以往数据集相比数量显著增加^[7]。

(2) ZJU(Zhejiang University dataset)数据集是眨眼视频数据库共包含来自20名受试者的80个视频片段,每个受试者有4个片段:一个是前视无眼镜片段,一个是前视佩戴薄边眼镜片段,一个是前视佩戴黑框眼镜片段,最后一个是向上仰视无眼镜片段^[8]。

(3) CEW(closed eyes in the wild)数据集包含无约束真实世界应用中存在许多具有挑战性的多个变化场景,这些变化是由个体差异和各种环境变化引起的,包括光线、模糊、遮挡和伪装等因素^[9]。该数据集包括2 423名受试者,其中1 192名受试者双眼闭合的图像直接来自互联网,而1 231名受试者的睁眼图像则从“野外标记人脸”(labeled faces in the wild, LFW)数据集中选取^[10]。

(4) YAWDD(yawn detection dataset)数据集包含汽车内置摄像头录制的351个视频,其中包括不同面部特征的驾驶员(男性和女性,戴眼或不戴眼镜,不同种族)在驾驶时说话、唱歌、保持沉默和打哈欠的情境。该数据集主要用于开发和测试打哈欠检测算法和模型,以及人脸和嘴巴识别和跟踪。这些视频在自然和多变的光照条件下拍摄^[11]。

(5) NTHU-DDD(National TsingHua University drowsy driver detection)数据集是由清华大学计算机视觉实验室收集的驾驶员疲劳视频。整个数据集(包括训练、评估和测试数据集)包含了 36 名不同种族的受试者,他们佩戴或不戴眼镜,在各种模拟驾驶场景下录制,包括正常驾驶、打哈欠、眨眼率较慢、疲劳、大笑等,在白天和夜晚的光照条件下拍摄。整个数据集总时长约为 9.5 h。在数据集收集过程中,使用主动红外照明来获取近红外视频^[12]。

(6) UTA-RLDD(University of Texas at arlington real-life drowsiness dataset)数据集旨在用于多阶段的疲劳检测,该数据集包括来自 60 名健康受试者约 30 h 的 RGB 视频。每位受试者录制了 3 类视频:警觉状态、轻度疲劳状态和疲劳状态,总共 180 个视频^[13]。

(7) DROZY(University of Liege multimodality drowsiness database)数据集包含与疲劳相关的各种类型数据(信号、图像等),是一个多模态数据库。DROZY 收集了 14 名健康受试者(3 名男性,11 名女性)的疲劳多模态数据^[14]。

(8) DD-POSE(daimler tu delft driver head pose benchmark)数据集是一个大规模头部姿态数据库,其中包括在复杂自然驾驶场景中获取的驾驶员图像。该数据集提供了 27 名参与者的 33 万高分辨率图像,具有精确的连续六自由度头部位置和方向标注。在图像中,方向盘、双手以及眼镜或太阳镜等配件可能会造成遮挡,这些遮挡情况已经被手动标注在每一帧上^[15]。

(9) CMU-PIE(Carnegie Mellon University multi pose, illumination, expressions)数据集包含 68 受试者的 41 368 张图像。通过扩展 CMU 3D Room,能够在 13 种不同姿态、不同光照条件以及 4 种不同表情下捕捉每个人图像^[16]。

(10) 300-VW(300 videos in the wild)包含大量野外录制长时间面部视频,是一个全面用于评估野外环境中面部标志跟踪算法的基准数据集,每个视频时长约为 1 min(25~30 帧/s 速度录制)^[17]。

(11) Pandora 数据集用于头部中心定位、头部姿态和肩部姿态估计任务。一个前置固定设备获取受试者的上半身部分,模拟了放置在仪表板内摄像头视角。此外,受试者还会执行类似驾驶动作,比如握住方向盘、观看后视镜或侧视镜、换挡等等。Pandora 数据集包含 110 个带有注释序列的数据,包括 10 名男性和 12 名女性受试者。每位被拍摄对象都被记录了 5 次^[18]。

(12) Drive and act 数据集共有 29 个视频,总时长约 12 h,在手动和自动驾驶期间记录分散注意力行为。该数据集从 6 个视角捕获了彩色、红外、深度和 3D 身体姿态信息,使用分层注释方案密集标注这些视频,涵盖 83 个类别^[19]。

(13) DMD(driver monitoring dataset)数据集包括真实和模拟的驾驶场景:分心、疲劳、注意力不集中,共有 37 名驾驶员的面部、身体,通过 3 台摄像头采集了时长为 41 h 的 RGB、深度和红外视频^[20]。

(14) FatigueView 数据集是由普通摄像机和红外摄像机从 5 个不同位置采集。它包含了真实疲劳驾驶视频以及从微妙到明显的各种疲劳行为,包含了 17 403 种不同打哈欠动作,总计超过 1.24 亿帧^[21]。

3 驾驶员疲劳驾驶检测研究现状

驾驶员疲劳检测是交通领域的一个热门研究课题。为了提高安全性并减少事故数量,一些汽车公司、大学、研究中心和政府正在为开发高级驾驶辅助系统(advanced driver assistance systems, ADAS)做出贡献,旨在分析不同技术和方法,降低因疲劳驾驶引起的事故风险。根据不同传感器获取的信息源,现有驾驶员疲劳驾驶检测方法分为 4 类:(1)基于面部特征的疲劳驾驶检测方法;(2)基于生理信号特征的疲劳驾驶检测方法;(3)基于车辆特征的疲劳驾驶检测方法;(4)基于多特征融合的疲劳驾驶检测方法。

3.1 基于面部特征的疲劳驾驶检测方法

随着计算机视觉技术不断提升,出现了多种基于驾驶行为的方法检测疲劳,特别侧重于面部分析。面部是一种强大且普遍被认可的人际沟通方式,与个体精神状态、态度和意图密切相关^[22]。在驾驶员疲劳检测以及各种人机交互系统等领域的重要应用,有大量研究专注于自动分析面部状态,检测疲劳驾驶^[23-25]。

基于面部特征的疲劳驾驶检测方法是指依托面部视频数据,通过摄像头等图像传感器采集数据,应用机器视觉技术,如面部关键点定位,分析驾驶员面部各种变化。这些变化包括眼睛的单位时间内眼睑闭合程度(percentage of eyelid closure over time, PERCLOS)、眨眼频率、专注情况、眼睛开合程度(eye aspect ration, EAR)、嘴巴开合程度(mouth aspecet ration, MAR)、头部运动情况,以及头部旋转角度等特征^[26]。这些特征数据被提取并运用特

定算法,用于检测驾驶员是否处于疲劳驾驶状态。基于面部特征的疲劳检测方法可分为3个类型,即基于眼部状态、基于嘴巴状态以及基于头部姿态的方法,根据不同脸部区域的状态判断驾驶员疲劳情况。

3.1.1 基于眼部状态的疲劳驾驶检测方法

最广泛使用的疲劳驾驶检测方法是计算眼睑闭合的迟缓程度。模型根据眼睑闭合的时间变化,决定驾驶员状态。文献[27]使用一种非线性无迹卡尔曼滤波器和眼动追踪的新型驾驶员疲劳检测方案。通过假设概率分布来逼近任意非线性函数或变换,采用非线性无迹变换实现眼动的非线性追踪,使用一组确定性的 σ 点拟合眼动的后验概率密度函数。在经过眼动的非线性追踪,应用了PERCLOS特征在真实驾驶条件下检测驾驶员的疲劳状况;文献[28]利用灰度图像处理和PERCLOS特征,判断驾驶员是否疲劳。所构建的系统包括3个核心模块:系统通过分析灰度图像,估计出驾驶员面部大致位置,运用小型模板检测眼睛位置;借助前一步骤的数据和PERCLOS特征,系统建立了疲劳模型;基于驾驶员的个人疲劳模型,系统持续监测驾驶员状态;文献[29]采用Dlib算法定位驾驶员面部68个关键点,提取眼睛的方向梯度直方图(histogram of oriented gradient, HOG)作为参数计算PERCLOS,利用线性支持向量机(support vector machine, SVM)作为分类器检测驾驶员疲劳状态。

除了上述使用PERCLOS作为评价驾驶员疲劳特征参数,文献[30]重点关注EAR波形特征,提供了一种高级眨眼检测方法。他们使用时间序列计算EARM数值,将EAR视为时间函数,检测驾驶员疲劳状态。文献[31]使用人脸定位算法定位眼睛。计算眼睛的二进制掩模,捕捉并关注眼睛睁开程度。文献[31]提出了一种新颖的双流卷积神经网络模型,该模型与提取的眼部区域和掩模作为输入以及相应眼部状态作为输出。双流卷积神经网络为每一帧预测的眼部状态建立一个有限状态机,通过比较连续帧中眼睛闭合的数量与人类正常状态下平均眨眼持续时间,检测驾驶员疲劳驾驶。

3.1.2 基于嘴巴状态的疲劳驾驶检测方法

驾驶员处于疲劳状态时,其嘴巴会呈现张合频率增加情况。这是因为疲劳时口腔肌肉放松,导致嘴巴更容易张开。这种变化可以通过摄像头捕捉。驾驶员的嘴巴可能会嘟起或不断运动,这是一种生理反应,试图提醒自己保持清醒。这种动作也可以

通过摄像头观察。疲劳导致的肌肉松弛可能会引起嘴巴呈现不同形状,例如微微张开或稍微歪斜。文献[32]使用A、B两个摄像机定位驾驶员嘴巴位置,其中A摄像机检测驾驶员人脸并定位面部中心点坐标。将面部中心点坐标转化为相应的P协议指令传送给B摄像机,保证摄像机一直追踪面部。采用HaarLike特征、Adaboost算法、粒子滤波算法和基于先验知识的嘴巴验证综合方法定位驾驶员嘴巴并提取特征,判断驾驶员状态。文献[33]从提取面部方向梯度图的特征中使用级联回归树算法检测嘴巴区域,采用残差网络(ResNet)和长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)检测每帧之间的嘴巴区域并提取时空特征,使用SVM分类器分类,识别驾驶员疲劳状态,该模型对光照变化和轻微的面部表情变化具有鲁棒性。文献[34]根据驾驶员眼睛位置粗略定位到嘴巴,使用固定阈值对嘴巴在红外图像纹理中的特点精细定位,识别驾驶员疲劳状态。

3.1.3 基于头部姿态的疲劳驾驶检测方法

头部姿态检测疲劳驾驶的原因是驾驶员在疲劳状态下,通常会有一些与头部姿态相关的生理和行为变化,这些变化可以用来判断其警觉度的下降,减少潜在交通事故风险。以下是关于头部姿态检测原因:(1)头部下垂,当驾驶员疲劳时,其头部可能会下垂或往前倾斜,试图找到一个更加舒适地睡觉姿势。这种头部姿态的改变可以降低他们对道路关注度,增加事故风险。(2)头部频繁点头或摇头,疲劳驾驶时,驾驶员可能会频繁点头或摇头,试图保持清醒。这种头部运动可以被用来识别疲劳驾驶的迹象。(3)头部不稳定,疲劳会影响驾驶员身体控制能力,包括头部稳定性。头部可能会出现微小地晃动或颤抖。(4)视线偏移,疲劳的驾驶员会出现眼神向下或向一侧偏移,而不是集中视线在道路上。这种视线偏移可以通过监测头部姿态来检测。

文献[35]采用透视点(perspective-n-point, PnP)方法估计驾驶员头部姿态,通过估计超角评估驾驶员头部是否过度偏斜。驾驶员疲劳检测系统结合了基于深度学习的3D头部姿态估计和疲劳检测。文献[36]使用FaceGen创建的平均3D面部模型,采用POSIT算法测量3D对象旋转,使用3D坐标代替2D坐标的面部模型,提高准确性,检测驾驶员疲劳状态。文献[37]根据面部关键6个坐标转化为3D坐标计算倾斜度,头部姿态估计主要集中在3个方面:俯仰(用于确定是否向左或向右看)、

偏离(用于确定是否向上或向下看)和旋转(用于确定脸部的旋转)。

3.2 基于生理信号特征的疲劳驾驶检测方法

基于驾驶员生理信号特征的疲劳检测方法具有较高的准确性和可靠性。生理信号是驾驶员身体自身反应,不受主观因素干扰,提供客观数据,用于准确评估驾驶员状态。生理信号可以在疲劳早期阶段提供警示,通常在驾驶员感到疲劳之前显示出变化。这有助于采取措施,防止驾驶员陷入严重的疲劳状态。生理信号不容易受到外部环境因素地干扰,如光照、天气等。它们通常具有更高的鲁棒性,不容易误报。生理信号检测方法可以适用于各种类型驾驶员,不受其年龄、性别或文化背景限制。这些生理信号包括:脑电(electroencephalogram, EEG)信号、心电(electrocardiogram, ECG)、眼电(electrooculogram, EOG)信号、心率(heart rate variability, HRV)等。脑电信号是最可靠和最有潜力的生理信号,被誉为评价疲劳的“金标准”。

为了增强对疲劳状态下 EEG 信号的建模,文献[38]进行数据预处理并调整机器学习模型中的(machine learning, ML)超参数。他们采用6种ML算法,包括决策树、极度随机树、K最近邻、多层感知器、随机森林和支持向量分类,通过训练和交叉验证进行研究。文献[39]采用25种ML算法,用于基于阿尔法波的疲劳水平分类。需要特别强调的是,基于树的算法,尤其是袋装树具有准确地分类能力,在实时性能有着良好的表现。基于ML的疲劳检测算法和模型在特征提取方面存在不足,这限制全面掌握和学习 EEG 信号特征的潜力。文献[40]解决了领域自适应中特征提取未考虑 EEG 信号多模态特性问题,提出了一种多源信号对齐和多维特征分类框架。通过一对一最小化信号协方差矩阵,将多个源主体(source subjects) EEG 信号与目标主体(target subjects)对齐。通过张量网络提取泛化性强的多维特征分类。该方法在开发实用的疲劳检测系统中展示了巨大潜力。

文献[41]提出了一个基于 EEG 的深度神经网络,用于检测多种意识状态下的疲劳,即清醒、轻度疲劳和重度疲劳。为确定最优输入向量长度,即滑动窗口长度,测试了三种神经网络模型(长短期记忆、卷积神经网络、二者组合)和四种基于特征的模型,窗口长度分为6个不同级别。结果表明,当输入向量大小超过8s时,神经网络模型的性能急剧下降。长短期记忆模型在1s窗口长度下获得了最佳准确率(86%)。EEG 信号具有非平稳性且司机具

有个体差异性,这需要一个适应性强的疲劳检测算法。文献[42]提出了一种基于 EEG 的疲劳检测算法,能够自适应个体间和个体内差异。该算法使用回归模型自适应预测,所提出的疲劳检测使用可穿戴头盔确保用户舒适。EEG 信号容易受到噪音干扰,全球大约有10%的人口缺少 α 波^[43]。

为了解决因缺乏 α 波导致疲劳检测性能下降问题,文献[44]通过自定义印刷线路板(printed circuit board, PCB)设计来捕获驾驶员的 ECG 信号。该 PCB 可以作为插件连接到标准的 Arduino 板,用于快速原型制作。信号捕获基于双通道解决方案。信号处理是在模块化软件中运行算法来执行。该算法用于检测 Q、R、S 复合波的模式并计算心率和心率变异性等指标,这有助于对驾驶员状况进行定量评估;文献[45]采用基于 Arduino 板和 ATmega2560 微控制器嵌入式系统,用于构建眼电信号采集电路。该系统经过精心开发,通过多次测量提取眼电信号特征,使其能够高度快速地检测驾驶员疲劳状态。算法采用 K 近邻分算法(K-Nearest Neighbors, K-NN)确保良好的准确性。该系统创造一种低成本设备,能够迅速提醒驾驶员确保其安全。试验证明所提出驾驶员辅助系统的高效性和可靠性。

除了上述基于生理信号的疲劳检测方法,文献[46]提出了一种离线驾驶员疲劳检测系统,该系统通过使用低成本的肌电信号(electromyography, EMG)和 ESP8266 wifi 模块检测闭眼情况。文献[46]使用3个电极来测定皮肤上的肌肉活动,监测眼睑肌肉并计算眼睑闭合的时间间隔。这些 EMG 电极粘贴在皮肤上,安装在眼镜框架上。当驾驶员眼睑闭合超过阈值时,系统将通过蜂鸣器提醒驾驶员。文献[47]采用无监督机器学习(聚类)方法来研究驾驶员疲劳期间心率的变化。通过这种方法,根据心率聚类的密度和形状的变化测定不同程度疲劳状态。这一方法无需事先标记的数据建立算法。对于任何未知的对象或个体,该算法都能评估其疲劳程度,不需要先前数据。

3.3 基于车辆特征的疲劳驾驶检测方法

车辆特征行为通常是通过车辆内部传感器或监控系统监测和记录。通过分析这些行为特征,系统可以识别潜在疲劳驾驶迹象,提前发出警告,降低交通事故的风险。这种方法结合了驾驶员行为(方向盘转角、方向盘握力、踏板开合度等)和车辆行为(车道偏离、车速、角速度等)的信息,提高疲劳驾驶检测的准确性和可靠性^[48-49]。疲劳驾驶的驾

驶员在速度和加速度上表现出不稳定性,频繁改变车速或出现过度加速或刹车,因为驾驶员的反应时间较长,难以维持平稳的驾驶;更容易偏离车道,驾驶员注意力不集中,难以保持在正确的车道上;过度转动方向盘或出现不稳定的转向行为,驾驶员试图维持车辆在车道内;刹车反应迟缓或不及时;频繁偏离车道中心线;车辆振动可能会增加,驾驶员可能失去对方向的控制或导致不规则的驾驶行为。

3.3.1 基于驾驶员行为的疲劳检测方法

文献[50]提出了一种通过监测方向盘运动检测驾驶员疲劳系统。使用一个三轴加速度计追踪方向盘运动,利用加速度计读数之间的三角关系确定方向盘旋转角度。还采用一个五赫兹的六阶低通 Butterworth 滤波器,降低加速度计的高频噪声和振动。文献[51]分析时域上车辆方向盘的转向角、转向加速、速度、加速度并提取了7个参数作为特征,采用基于竞争单元的概率神经网络对这些特征分类,检测疲劳状态。文献[52]分析疲劳状态下方向盘操作行为,确定时间检测窗口,选择时间检测窗口内方向盘角速度的数据序列作为检测特征。如果检测特征满足时间窗口内的幅度约束和变异性约束,就会检测到疲劳状态。

3.3.2 基于车辆行为的疲劳检测方法

文献[53]分析了在不同的驾驶员疲劳状态下振幅、速度和频率在内的方向盘操作和车辆状态变量的变化情况。采用统计分析方法评估这些疲劳判别度量之间的差异是否显著。为了优化和减少这些度量的维度,提高 SVM 算法的分类性能,开发顺序浮动前向选择策略,选择最佳的疲劳判别度量子集,用作构建基于 SVM 算法疲劳检测模型的输入。文献[54]提出了一种基于车辆位置的前照灯式感兴趣区域(region of interest, ROI)创建方法。该方法解决了在车辆前方没有车道标线时车道偏离警告系统初始化的问题。在寻找车辆前方可行区域的过程中,该方法在不依赖车道标线的情况下确定该区域。它有效解决了在变换车道时继续跟踪车道标线的问题。文献[55]提出了一种可扩展的随机优化方法结合弱监督学习,只需为每次完整的行程添加标签,不必为每个时间戳都独立添加标签,通过汽车加速度传感器的信号检测驾驶员疲劳情况。如表3所示,将逻辑回归、支持向量机、决策树、随机森林4种检测模型在相同数据集中所得精准率、召回率和准确率进行对比。通过比较表3结果得出,随机森林这种检测模型对于疲劳分类更为

适用^[56]。

表3 4种经典检测模型结果对比
Table 3 Comparison of results from four classic detection models 单位:%

检测模型	精准率	召回率	准确率
逻辑回归	72	58	33
支持向量机	75	67	36
决策树	66	48	46
随机森林	79	67	61

3.4 基于多特征融合的疲劳驾驶检测方法

上述都是基于单模态的疲劳驾驶检测方法,单模态方法通常仅依赖于一种数据源或传感器,如图像、声音或生理信号,这使其在不同情境下的适用性受到限制。疲劳状态具有多样的表现方式,单一模态难以捕捉所有相关信息。外部环境条件,如光线、噪音和振动,可能对单一模态的检测方法产生干扰,导致性能下降。基于多特征融合的疲劳驾驶检测方法能够解决上述问题,提高模型的精准度、稳定性和泛化性^[57-58];文献[59]提出了“双流时空图卷积网络”,用于驾驶员疲劳检测。该方法充分发挥了输入数据的空间和时间特征,通过采用驾驶员面部整体特征代替单一特征(眼睛或者嘴巴),从实时视频中提取驾驶员的面部关键点,检测驾驶员疲劳驾驶。文献[60]通过改进的 YOLOv5 目标检测算法结合基于加权的双向特征金字塔网络(bi-directional feature pyramid network, BiFPN)网络,采用图像识别面部区域作为模型输入,特别关注眼睛和嘴巴,建立了多特征融合的疲劳状态检测方法,提高多尺度目标检测敏感性。引入参数补偿,提高检测眨眼和打哈欠准确率;综合多参数进行归一化处理,实现了疲劳等级分类。文献[61]提供了一种新方法来实现快速韦尔奇变换,作为单电极 EEG 信号的光谱-时间分析的增强技术。提出的模型利用基于注意力的空间和通道间依赖性,使用一维因果卷积神经网络自动提取上下文特征,取得了最优性能。

文献[62]表明脑电信号和眼电信号存在一定关联,提出一种融合前额 EEG 信号与前额 EOG 信号融合方法,使用改进后的粒子群算法 LSTM-Attention(ipso-LSTM-attention)模型。该模型还加入了最大相关最小冗余算法,取得了最优疲劳检测效果。文献[63]提出了一种基于多种离散数据类型的数据融合方法检测驾驶员疲劳,这些数据包括眼部特征、生物信号变化、车内温度和车速。该系统为更真实有效的驾驶员安全检测提供了实际益处。

文献[64]提出了一种闭环脑电图-近红外光谱(near-infrared spectroscopy, NIRS)监测耳模块系统,该系统是一款仅测量颞叶皮层 EEG 信号的耳 EEG 系统的改进多模式版本。通过蓝牙通信将耳部获得的多模式信号传输到外部设备。获取多模式信号之后,在微控制器(microcontroller unit, MCU)中应用多模式组合算法,补偿不同信号动态性的情况下找到最大相关性。SVM 可以将驾驶员的状态分类为疲劳或警觉。该系统的闭环可以防止驾驶员入睡。

文献[65]提出了一种驾驶员疲劳检测系统,该系统采用多传感器,研究了两种决策算法,即模糊推理系统和人工神经网络。选择瞳孔区域测量的眼睛闭合、单目计算机视觉系统获取的头部运动、方向盘角度、车速作为特征参数,通过融合这些信号,可以检测驾驶员疲劳程度。文献[66]提出了一种包含从轻度到重度疲劳等级的疲劳检测模型,该模型将驾驶员姿态特征与眨眼特征作为输入,疲劳等级作为输出,检测疲劳驾驶。文献[66]表明驾驶员姿态指标对轻度疲劳的敏感度高于传统信息,能够补偿眨眼特征的不足。

文献[67]研究了面部特征在区分不同疲劳类别的相对重要性。假设某些特征在不同疲劳状态下分布不同,例如,重度疲劳司机样本的平均眼睛闭合程度预计高于完全清醒司机的样本。文献[67]使用六项统计数据:平均值、最大值、最小值、标准差、偏度和峰度,总结 18 个面部特征分布;训练了一个随机森林模型,作为基线疲劳预测器。试验结果表明,嘴巴张开、眼睛闭合和头部姿态(偏航、俯仰、翻滚)是最具区分性的。多特征融合的疲劳检测方法结合不同类型数据可有效抵抗噪声和干扰,提高检测稳定性^[68-70]。

4 问题与挑战

从上述国内外疲劳驾驶研究综述来看,该研究领域的问题与挑战。

(1) 个体差异。驾驶员之间存在明显的个体差异性,如年龄、性别、驾驶习惯等因素,均会影响疲劳状态的判定。当前疲劳驾驶数据集的构建往往未能充分考虑这些差异,导致检测系统的适用性和准确性受限。需针对不同年龄段、性别的驾驶员开展疲劳驾驶的试验研究,以丰富和优化数据集,确保疲劳检测系统能够准确检测驾驶员疲劳状态。

(2) 检测手段的侵入性和接受度。目前驾驶员

疲劳检测手段普遍存在一定程度侵入性,如需要佩戴生理监测设备或是在车内安装多个摄像头和传感器。这种侵入性可能会对驾驶员的日常驾驶造成干扰,引发驾驶员的抵触心理,降低其接受度。为降低检测手段的侵入性,未来研究应探索更加隐蔽或非接触式监测技术。

(4) 外界环境干扰。在实际驾驶中,环境因素如光线、天气及路况变化等会对疲劳检测造成干扰。驾驶员疲劳特征不明显也给准确检测带来挑战。未来疲劳驾驶检测技术需要在实时性和鲁棒性上进一步提高,适应多变的驾驶环境并保证检测数据可靠性。

(5) 数据集的获取与处理。目前疲劳驾驶研究主要依赖于实验室和模拟驾驶环境,这与实际道路驾驶环境存在巨大差异。这种差异会导致研究结果的适用性和推广性受限。未来研究应更多在真实路况下进行,增强疲劳检测方法实际应用价值。

(6) 干预措施的实施与评估。关于疲劳驾驶研究主要集中在疲劳的检测手段上,对于疲劳预警和控制技术研究相对较少。即使检测技术不断完善,如何在检测出疲劳迹象后有效预警和采取控制措施,避免可能的安全事故,仍是一个需要深入研究的课题。

5 结束语

驾驶员疲劳检测一直以来都是汽车安全领域的一个重要研究方向,因为疲劳驾驶是导致交通事故的主要原因之一。本综述回顾当前广泛研究的驾驶员疲劳检测方法:(1)基于面部视觉特征的疲劳驾驶检测方法;(2)基于生理信号特征的疲劳驾驶检测方法;(3)基于车辆特征的疲劳驾驶检测方法;(4)基于多源信息融合特征的疲劳驾驶检测方法。上述 4 种方法优劣势。

(1) 基于面部视觉特征的疲劳驾驶检测方法是近年来备受关注的疲劳检测方法。这种方法使用摄像头来监测驾驶员的眼睛运动、面部表情。这些方法无需直接接触驾驶员,更容易实施。图像的处理和分析需要更多计算资源。未来研究可以专注于改进这些方法的实时性和鲁棒。

(2) 基于生理信号特征的疲劳驾驶检测方法一直被认为是最可靠的疲劳检测方法之一。这类方法通过监测驾驶员的生理数据,如心率、皮肤电阻和脑电图,识别疲劳状态。这些生理信号在疲劳状态下会发生变化,这种方法通常需要驾驶员佩戴特

殊传感器,可能会引发隐私问题。未来研究应该致力于开发更便捷和隐私友好的生理信号采集方法。

(3) 基于车辆特征的疲劳驾驶检测方法是另一个常用的疲劳检测方法。这种方法通过监测车辆的运动特征,如方向盘的移动和车道偏离,判断驾驶员的疲劳程度。这种方法不需要驾驶员佩戴传感器,但仍然存在一些挑战,如不同驾驶风格和道路条件的影响。未来研究可以通过结合车辆行为和生理信号提高检测准确性。

(4) 基于多源信息融合特征的疲劳驾驶检测方法可以综合多个数据源的信息,更准确地检测驾驶员疲劳状态。例如,生理信号可以直接反映人体状态,驾驶行为数据可以反映出驾驶员的操作习惯,两者结合使用,可以提供更准确的疲劳检测,这两种方法需要驾驶员佩戴仪器造成不便,结合面部视觉信息和生理信息可以更细致地分析疲劳状态的行为和生理表现,两类信息容易受到外界环境干扰。通过结合不同类型数据,可以降低误报率和漏报率,可以应对单一传感器容易受到环境噪声干扰降低模型鲁棒性问题,但多源信息融合特征的疲劳检测方法仍然面临着诸多挑战。多源信息的融合增加了维护成本且需要更多计算和存储资源;不同模态的数据特性各异,如何有效地进行数据预处理、特征提取和融合策略设计是一个技术难点等。

未来研究方向:未来研究需针对上述挑战,开发新的检测方法,提高个体化检测的准确性,减少外界环境因素影响。需要建立更加全面的数据收集和处理框架,满足实际应用中隐私保护和伦理合规的要求。研究应集中于开发非侵入式、长期舒适的监测设备,提出有效疲劳干预和管理策略。

参考文献:

- [1] 李都厚,刘群,袁伟,等. 疲劳驾驶与交通事故关系[J]. 交通运输工程学报, 2010, 10(2): 104-109.
LI Duhou, LIU Qun, YUAN Wei, et al. Relationship between fatigue driving and traffic accidents[J]. Journal of Traffic and Transportation Engineering, 2010, 10(2): 104-109.
- [2] National Highway Traffic Safety Administration. Asleep at the wheel-compendium synopsis[EB/OL]. (2015-11-04) [2023-11-10]. <https://www.nhtsa.gov/drowsy-driving/asleep-wheel-compendium-synopsis>.
- [3] KHUMPISUTH O, CHOTCHINASRI T, KOSHAOSAI V, et al. Driver drowsiness detection using eye-closeness detection[C]//Proceedings of 2016 12th International Conference on Signal-Image Technology and Internet-Based Systems(SITIS). Piscataway, USA: IEEE, 2016: 661-668.
- [4] BROWN I D. Driver fatigue[J]. Human Factors, 1994, 36(2): 298-314.
- [5] 张旭欣,王雪松. 疲劳驾驶研究与预防最新进展[J]. 汽车与安全, 2019, 4.
ZHANG Xuxin, WANG Xuesong. Latest developments in fatigue driving research and prevention[J]. Auto and Safety, 2019, 4.
- [6] 孟宪超. 疲劳驾驶交通事故特点及有效预防分析[J]. 物流工程与管理, 2014, 36(8): 187-188.
MENG Xianchao. Driving fatigue caused by traffic accident characteristics and effective prevention analysis[J]. Preservation of Commodities, 2014, 36(8): 187-188.
- [7] CORTACERO K, FISHER T, DEMIRIS Y. RT-BENE: A dataset and baselines for real-time blink estimation in natural environments[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 339-357.
- [8] PAN G, SUN L, WU Z, et al. Eyeblink-based anti-spoofing in face recognition from a generic webcam[C]//Proceedings of 2007 IEEE 11th International Conference on Computer Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2007: 1-8.
- [9] SONG F, TAN X, LIU X, et al. Eyes closeness detection from still images with multi-scale histograms of principal oriented gradients[J]. Pattern Recognition, 2014, 47(9): 2825-2838.
- [10] HUANG G B, MATTAR M, BERG T, et al. Labeled faces in the wild: a database for studying face recognition in unconstrained environments[C]//Proceedings of Workshop on Faces in Real-Life Images: Detection, Alignment, and Recognition. California, USA: Hans Publishers, 2008: 1-15.
- [11] KASSEM H A, CHOWDHURY M, ABAWAJY J, et al. Yawn based driver fatigue level prediction[J]. EPiC Series in Computing, 2020, 10(69): 372-382.
- [12] WENG C H, LAI Y H, LAI S H. Driver drowsiness detection via a hierarchical temporal deep belief network[C]//Proceedings of Computer Vision-ACCV 2016 Workshops. Berlin, German: Springer, 2017: 117-133.
- [13] GHODDOOSIAN R, GALIB M, ATHITSOS V. A realistic dataset and baseline temporal model for early drowsiness detection[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 178-187.
- [14] MASSOZ Q, LANGOHR T, FRANCOIS C, et al. The ULg multimodality drowsiness database (called DROZY) and examples of use[C]//Proceedings of 2016 IEEE

- Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV). Piscataway, USA: IEEE, 2016: 1-7.
- [15] ROTH M, GAVRILA D M. DD-pose-a large-scale driver head pose benchmark [C]//Processdings of 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Piscataway, USA: IEEE, 2019: 927-934.
- [16] DIAZ C K, HERN A, LOPEZ A M. A reduced feature set for driver head pose estimation [J]. Applied Soft Computing, 2016, 45: 98-107.
- [17] TZIMIROPOULOS G. Project-out cascaded regression with an application to face alignment [C]//Processdings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 3659-3667.
- [18] BORCHI G, VENTURELLI M, VEZZANI R, et al. Poseidon: face-from-depth for driver pose estimation [C]//Processdings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2017: 4661-4670.
- [19] MARTIN M, ROITBERG A, HAURILET M, et al. Drive and act: a multi-modal dataset for fine-grained driver behavior recognition in autonomous vehicles [C]//Processdings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. Piscataway, USA: IEEE, 2019: 2801-2810.
- [20] ORTEGA J D, KOSE N, CANAS P, et al. Dmd: a large-scale multi-modal driver monitoring dataset for attention and alertness analysis [C]//Processdings of Computer Vision-ECCV 2020 Workshops. Berlin, German: Springer, 2020: 387-405.
- [21] YANG C, YANG Z, LI W, et al. FatigueView: a multi-camera video dataset for vision-based drowsiness detection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2022, 24(1): 233-246.
- [22] LI Y, WEI J, LIU Y, et al. Deep learning for micro-expression recognition: a survey [J]. IEEE Transactions on Affective Computing, 2022, 13(4): 2028-2046.
- [23] VIOLA P, JONES M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [C]//Processdings of the 2001 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2001, 1: 511-518.
- [24] RAHMAN A, SIRSHAR M, KHAN A. Real time drowsiness detection using eye blink monitoring [C]//Processdings of 2015 National Software Engineering Conference (NSEC). Piscataway, USA: IEEE, 2015: 1-7.
- [25] SOMMER D, GOLZ M. Evaluation of PERCLOS based current fatigue monitoring technologies [C]//Processdings of 2010 Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology. Piscataway, USA: IEEE, 2010: 4456-4459.
- [26] BACCOUR M H, DRIEWER F, KASNEC E, et al. Camera-based eye blink detection algorithm for assessing driver drowsiness [C]//Processdings of 2019 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Piscataway, USA: IEEE, 2019: 987-993.
- [27] TZIMIROPOULOS G. Project-out cascaded regression with an application to face alignment [C]//Processdings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway, USA: IEEE, 2015: 3659-3667.
- [28] YAN J J, KUO H H, LIN Y F, et al. Real-time driver drowsiness detection system based on PERCLOS and grayscale image processing [C]//Processdings of 2016 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C). Piscataway, USA: IEEE, 2016: 243-246.
- [29] 江跃龙, 张铭智. 基于 PERCLOS 的列车司机疲劳检测设计与实现 [J]. 计算机时代, 2023(4): 112-115.
JIANG Yuelong, ZHANG Mingzhi. Design and implementation of train driver fatigue detection based on PERCLOS [J]. Computer Age, 2023(4): 112-115.
- [30] KUWAHARA A, HIRAKAWA R, KAWANO H, et al. Eye fatigue prediction system using blink detection based on eye image [C]//Processdings of 2021 IEEE International Conference on Consumer Electronics (ICCE). Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1-3.
- [31] SANYAL R, CHAKRABARTY K. Two stream deep convolutional neural network for eye state recognition and blink detection [C]//Processdings of 2019 3rd International Conference on Electronics, Materials Engineering and Nano-Technology (IEMENTech). Piscataway, USA: IEEE, 2019: 1-8.
- [32] ABTAHI S, OMIDYEGANCHEH M, SHIRMOHAMMADI S, et al. YawDD: a yawning detection dataset [C]//Processdings of the 5th ACM Multimedia Systems Conference. New York, USA: ACM, 2014: 24-28.
- [33] FEI Y, LI B, WANG H, et al. Long short-term memory network based fatigue detection with sequential mouth feature [C]//Processdings of 2020 International Symposium on Autonomous Systems (ISAS). Piscataway, USA: IEEE, 2020: 17-22.
- [34] 张万枝. 机器视觉感知下的车辆主动安全技术若干问题研究 [D]. 济南: 山东大学, 2015.
ZHANG Wanzhi. Research on issues in vehicle active safety technology based on machine visual perception [D]. Jinan: Shandong University, 2015.
- [35] YE M, ZHANG W, CAO P, et al. Driver fatigue detection based on residual channel attention network and head pose estimation [J]. Applied Sciences, 2021, 11(19):

- 9195-9213.
- [36] CHOI I H, KIM Y G. Head pose and gaze direction tracking for detecting a drowsy driver[C]//Processdings of 2014 International Conference on Big Data and Smart Computing (BIGCOMP). Piscataway, USA: IEEE, 2014: 241-244.
- [37] SRI M T, PHANINDRA P H, SAI C N, et al. Driverdrowsiness detection using eye aspect ratio (EAR), mouth aspect ratio (MAR), and driver distraction using head pose estimation[C]//Processdings of ICT Systems and Sustainability. Berlin, German: Springer, 2022: 619-627.
- [38] FARHANGI F. Investigating the role of data preprocessing, hyperparameters tuning, and type of machine learning algorithm in the improvement of drowsy EEG signal modeling[J]. Intelligent Systems with Applications, 2022, 15: 200100-200108.
- [39] AKINCI R, AKDOGAN E, AKTAN M E. Comparison of machine learning algorithms for recognizing drowsiness in drivers using electroencephalogram (EEG) signals[J]. International Journal of Intelligent Systems and Applications in Engineering, 2022, 10(1): 44-51.
- [40] SHEN M, ZOU B, LI X, et al. Multi-source signal alignment and efficient multi-dimensional feature classification in the application of EEG-based subject-independent drowsiness detection[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2021, 70: 103023-103031.
- [41] LEE C, AN J. LSTM-CNN model of drowsiness detection from multiple consciousness states acquired by EEG[J]. Expert Systems with Applications, 2023, 213: 119032-119043.
- [42] GANGADHARAN S K, VINOD A P. A nonlinear penalty driven adaptive thresholding algorithm for drowsiness detection using EEG [C]//Processdings of 2021 4th International Conference on Bio-Engineering for Smart Technologies (BioSMART). Piscataway, USA: IEEE, 2021: 1-4.
- [43] AICH T K. Absent posterior alpha rhythm: an indirect indicator of seizure disorder? [J]. Indian Journal of Psychiatry, 2014, 56(1): 61-66.
- [44] GROMER M, SALB D, WALZER T, et al. ECG sensor for detection of driver's drowsiness[J]. Procedia Computer Science, 2019, 159: 1938-1946.
- [45] HAYAWI A A, WALEED J. Driver's drowsiness monitoring and alarming auto-system based on EOG signals [C]//Processdings of 2019 2nd International Conference on Engineering Technology and its Applications (IICETA). Piscataway, USA: IEEE, 2019: 214-218.
- [46] ARTANTO D, SULISTYANTO M P, PRANOWO I D, et al. Drowsiness detection system based on eye-closure using a low-cost EMG and ESP8266 [C]//Processdings of 2017 2nd International Conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering (ICITISEE). Piscataway, USA: IEEE, 2017: 235-238.
- [47] BABAEIAN M, MOZUMDAR M. Applying HRV based on line clustering method to identify driver drowsiness [C]//Processdings of 2021 IEEE 11th Annual Computing and Communication Workshop and Conference (CCWC). Piscataway, USA: IEEE, 2021: 12-21.
- [48] LAWOYIN S A, FEI D Y, BAI O. A novel application of inertial measurement units (IMUs) as vehicular technologies for drowsy driving detection via steering wheel movement[J]. Open Journal of Safety Science and Technology, 2014, 4(4): 166-177.
- [49] LI P, MEZIANE R, OTIS M J D, et al. Asmart safety helmet using IMU and EEG sensors for worker fatigue detection[C]//Processdings of 2014 IEEE International Symposium on Robotic and Sensors Environments (ROSE). Piscataway, USA: IEEE, 2014: 55-60.
- [50] LAWOYIN S, FEI D Y, BAI O. Accelerometer-based steering-wheel movement monitoring for drowsy-driving detection[J]. Journal of Automobile Engineering, 2015, 229(2): 163-173.
- [51] 毛喆. 机动车疲劳驾驶行为识别方法研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2011.
- MAO Zhe. Reaserch on identification of fatigue driving behavior [D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2011.
- [52] ZHEN H G, DIN L, HONG Y H, et al. Driver drowsiness detection based on time series analysis of steering wheel angular velocity [C]//Processdings of 2017 9th International Conference on Measuring Technology and Mechatronics Automation (ICMTMA). Piscataway, USA: IEEE, 2017: 99-101.
- [53] 屈肖蕾. 基于转向操作和车辆状态的疲劳驾驶检测方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2013.
- QU Xiaolei. Detection ofdriver drowsiness based on steering operation and vehicle state[D]. Beijing: Tsinghua University, 2013.
- [54] 毕雁冰. 高速汽车车道偏离预警系统可行区域感知算法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2006.
- BI Yanbing. Study on algorithms of automotive highway lane departure warning system drivable area recognition [D]. Changchun: Jilin University, 2006.
- [55] KATSUKI T, ZHAO K, YOSHIZUMI T. Learning to estimate driver drowsiness from car acceleration sensors using weakly labeled data[C]//Processdings of ICASSP 2020-2020 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Piscataway,

- USA; IEEE, 2020; 3002-3006.
- [56] 蔡素贤, 杜超坎, 周思毅, 等. 基于车辆运行数据的疲劳驾驶状态检测[J]. 交通运输系统工程与信息, 2020, 20(4): 77-82.
- CAI Suxian, DU Chaokan, ZHOU Siyi, et al. Fatigue driving state detection based on vehicle running data[J]. Journal of Transportation Systems Engineering and Information Technology, 2020, 20(4): 77-82.
- [57] YNAG G, LIN Y, BHATTACHARYA P. A driver fatigue recognition model based on information fusion and dynamic Bayesian network[J]. Information Sciences, 2010, 180(10): 1942-1954.
- [58] AKIN M, KURT M B, SEZGIN N, et al. Estimating vigilance level by using EEG and EMG signals[J]. Neural Computing and Applications, 2008, 17: 227-236.
- [59] BAI J, YU W, XIAO Z, et al. Two-stream spatial-temporal graph convolutional networks for driver drowsiness detection[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2021, 52(12): 13821-13833.
- [60] 方浩杰, 董红召, 林少轩, 等. 多特征融合的驾驶员疲劳状态检测方法[J]. 浙江大学学报(工学版), 2023, 57(7): 1287-1296.
- FANG Haojie, DONG Hongzhao, LIN Shaoxuan, et al. Driver fatigue detection method based on multi-feature fusion[J]. Journal of Zhejiang University (Engineering Science), 2023, 57(7): 1287-1296.
- [61] SHAH J, CHOUGULE A, CHAMOLA V, et al. Novel welch-transform based enhanced spectro-temporal analysis for cognitive microsleep detection using a single electrode EEG[J]. Neurocomputing, 2023, 549: 126387-126399.
- [62] 张弯. 基于脑电与眼电融合的便携式疲劳驾驶检测方法优化[D]. 西安: 西安理工大学, 2023.
- ZHANG Wan. Optimization on a portable fatigue driving fusion of EEG and detection method based on the EOG [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2023.
- [63] LEE B G, CHUNG W Y. A smartphone-based driver safety monitoring system using data fusion[J]. Sensors, 2012, 12(12): 17536-17552.
- [64] HA U, YOO H J. A multimodal drowsiness monitoring ear-module system with closed-loop real-time alarm [C]//Proceedings of 2016 IEEE Biomedical Circuits and Systems Conference (BioCAS). Piscataway, USA: IEEE, 2016: 536-539.
- [65] BOYRAZ P, ACAR M, KERR D. Multi-sensor driver drowsiness monitoring[J]. Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers; Part D: Journal of Automobile Engineering, 2008, 222(11): 2041-2062.
- [66] SUNAGAWA M, SHIKII S, NAKAI W, et al. Comprehensive drowsiness level detection model combining multimodal information[J]. IEEE Sensors Journal, 2019, 20(7): 3709-3717.
- [67] JOSHI A, KYAL S, BANERJEE S, et al. In-the-wild drowsiness detection from facial expressions [C]//Proceedings of 2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Piscataway, USA: IEEE, 2020: 207-212.
- [68] BEKHOUCHE S E, RUICHEK Y, DORNAIKA F. Driver drowsiness detection in video sequences using hybrid selection of deep features [J]. Knowledge-Based Systems, 2022, 252: 109436-109446.
- [69] SUN Y, YU X. An innovative nonintrusive driver assistance system for vital signal monitoring[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2014, 18(6): 1932-1939.
- [70] QIAN K, KOIKE T, NAKANURA T, et al. Learning multimodal representations for drowsiness detection[J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 23(8): 11539-11548.

(编辑: 陈燕)