

基于 OpenCV 的驾驶员疲劳状态检测系统

罗晓璐^{1*}
LUO Xiaolu

摘要

为降低疲劳驾驶引发交通事故的风险,文章设计了一种基于 OpenCV 的驾驶员疲劳状态检测系统。该系统通过摄像头获取驾驶员面部视频,利用计算机视觉方法实时监测驾驶员的眼部和嘴部特征状态,并采用 PERCLOS 指标、眼睛长宽比(EAR)和嘴巴长宽比(MAR)等算法判断驾驶员是否处于疲劳状态。系统首先检测人脸并定位眼睛和嘴巴区域,计算眼睑闭合程度和张嘴幅度等特征参数;当检测到连续眨眼、长时间闭眼或频繁打哈欠等疲劳迹象时,系统及时发出警报提示。实验结果表明,该系统能够在白天正常光照条件下准确识别疲劳驾驶行为,对闭眼和打哈欠的检测准确率较高,误报率较低,具有一定的实时性和鲁棒性。其创新点在于融合眼部和嘴部多特征进行疲劳检测,并基于 OpenCV 实现了轻量级的实时监测系统,可为驾驶安全预警提供技术支持。

关键词

疲劳驾驶检测;眼睛长宽比;嘴巴长宽比;计算机视觉;实时监测

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2025.09.012

0 引言

疲劳驾驶已成为交通事故的重要诱因之一^[1],尤其在长途驾驶或夜间驾驶时,驾驶员注意力下降、反应迟钝,严重时甚至会失去对车辆的控制。研究表明,在导致严重交通事故的因素中,驾驶员困倦和疲劳占有相当比例。因此,如何及时有效地检测驾驶员的疲劳状态并发出预警^[1],对提高道路交通安全具有重要意义。

目前,国内外学者针对驾驶员疲劳检测提出了多种方法,主要分为以下几类:

(1) 基于生理信号的方法,例如监测脑电波、心率、肌电等信号,但这类方法需要佩戴传感器,具有入侵性且不利于实际驾驶中应用;

(2) 基于车辆行为的数据,如监测方向盘转动频率、车道偏离情况等,但这些间接指标易受道路环境影响;

(3) 基于驾驶员面部特征的视觉检测方法,即通过摄像头获取驾驶员面部图像^[2],分析眼睛、嘴巴等状态判别疲劳程度^[3]。

相较而言,基于机器视觉的非接触式方法更符合实际车辆应用需求,已被证明是较为有效的疲劳检测手段。其中,反映眼睑闭合程度的 PERCLOS (percentage of eye closure) 指标被认为是监测驾驶疲劳最科学有效的参数之

一。PERCLOS 定义为单位时间内眼睛闭合的时间比例,如果在一定时间窗口内眼睛闭合的累计时长超过某阈值则可判定驾驶员处于疲劳状态。美国卡内基梅隆大学的研究首先提出了 PERCLOS 指标,并通过大量试验论证了其与驾驶员疲劳程度的高度相关性。此外,眨眼频率和持续时间、打哈欠等行为特征也与疲劳密切相关:正常清醒状态下人一般眨眼次数 10~15 次/min,而疲劳时眨眼次数可增加至 20~30 次/min 以上。近年来,随着计算机视觉和深度学习技术的迅猛发展,基于摄像头的视频监控结合智能算法实现对驾驶员疲劳状态的实时检测成为可能。一些学者已经开发出利用卷积神经网络(CNN)从面部表情中自动识别疲劳状态的模型,在提高检测准确率方面展现出很大潜力。本文在综合前人研究的基础上,提出并实现了一种基于 OpenCV 的疲劳驾驶检测系统。本文的研究重点是利用人眼睑闭合特征和张嘴打哈欠等面部行为来判断驾驶员疲劳,采用了 PERCLOS、EAR 和 MAR 等算法融合判决,提高检测的准确性和鲁棒性。

1 系统设计

本系统采用机器视觉方式检测驾驶员疲劳状态,其核心思想是通过分析驾驶员面部关键部位(眼睛和嘴巴)的运动或形态特征来判断疲劳程度。系统整体框架包括:人脸检测、人眼和嘴部特征提取、疲劳特征参数计算以及疲劳判定决策。下面对主要的疲劳监测算法原理作详细介绍。

1. 江西理工大学理学院 江西赣州 341000

[基金项目] 省级大学生创新训练计划项目(S202310407118)

1.1 PERCLOS 疲劳度量

PERCLOS (眼睑闭合百分比) 是衡量驾驶员眼睛闭合程度的重要指标。具体而言, PERCLOS 表示在给定时间间隔内 (1 min) 眼睛处于闭合状态的累计时间占比。如果该比例超过预先设定的阈值, 则认为驾驶员可能处于疲劳状态。根据相关研究, 阈值通常取 15%~20%, 即如果 1 min 内有超过 9~12 s 处于闭眼状态则判定为疲劳驾驶。本系统在实现中通过统计最近一段时间内视频帧中检测到眼睛闭合的帧数来近似计算 PERCLOS 值。例如, 以最近 60 帧 (约 2 s) 图像为滑动窗口, 统计其中检测到眼睛闭合的帧数占比, 作为短时 PERCLOS 指标。需要注意的是, 对每帧是否“眼睛闭合”的判定依赖于后文介绍的眼睛长宽比 (EAR) 算法。为提高检测可靠性, 本文采用 P80 判据来认定单帧中眼睛的闭合: 即当眼睑下垂遮挡瞳孔面积超过 80% 时视为闭眼。已有研究表明, P80 判据相较于其他标准与驾驶疲劳的相关性最高, 能够更准确地反映疲劳程度。因此, 本系统基于 P80 标准计算瞬时闭眼状态, 并在此基础上累积计算一定时间窗口内的 PERCLOS 值。如果该值持续高于设定阈值 (30%), 则触发疲劳警报。计算公式为:

$$\text{PERCLOS} = \frac{T_{\text{closed}}}{T_{\text{total}}} \times 100\% \quad (1)$$

式中: T_{closed} 表示眼睛闭合的时间 (s); T_{total} 表示总观察时间窗口 (s); 判定标准 $\text{PERCLOS} > 30\%$, 则判定驾驶员处于疲劳状态。

1.2 眼睛长宽比 EAR

EAR (eye aspect ratio) 是衡量眼睛睁开程度的几何特征参数, 由王旭彬等人^[3]提出用于实时眨眼检测。EAR 基于人脸关键点坐标计算得到, 其定义为眼部垂直方向特征距离与水平方向特征距离的比值。具体计算方法是利用眼周 6 个特征点坐标, 计算上眼睑与下眼睑之间的两条垂直距离之和, 除以眼睛左右眼角之间水平距离的两倍, 即得到眼睛的长宽比。当眼睛睁开时, 垂直距离相对较大, EAR 值维持在一个较稳定的高水平; 而当眼睛闭合时, 上下眼皮距离显著减小, EAR 值趋近于 0。相比直接使用眼部像素面积, EAR 具有对个体差异鲁棒、计算简单的优点, 已广泛用于眨眼和困倦检测领域。本系统对每帧图像计算双眼的 EAR, 并设定阈值来判断眼睛状态: 根据文献报道和预实验结果, 将 EAR 设定为 0.20 左右, 即当 EAR 低于 0.2 时认为眼睛处于闭合状态^[4]。此外, 为避免瞬时噪声造成误判, 系统要求 EAR 连续低于阈值若干帧 (例如连续 3 帧) 才计为一次有效闭眼。通过对 EAR 的监测, 本系统能够识别眨眼次数和单次闭眼持续时长等信息, 为 PERCLOS 计算和疲

劳判定提供依据。计算公式为:

$$\text{EAR} = \frac{\|P_2 - P_6\| + \|P_3 - P_5\|}{2 \times \|P_1 - P_4\|} \quad (2)$$

式中: P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 、 P_5 、 P_6 分别表示眼睛的 6 个关键点坐标; 当 $\text{EAR} < 0.2$, 并持续若干帧时, 判定为闭眼状态。

1.3 嘴巴长宽比 MAR

驾驶员打哈欠是疲劳的另一个显著特征。为检测哈欠行为, 本文引入嘴巴长宽比 MAR (mouth aspect ratio) 参数。MAR 的定义类似于 EAR, 即利用嘴部特征点计算嘴巴的垂直张开程度与水平宽度之比。具体而言, 取嘴部若干关键点 (如上下唇中点及嘴角等), 计算上唇与下唇之间的垂直距离, 与嘴角间的水平距离比值即可得到 MAR。正常情况下, 紧闭嘴巴时 MAR 接近 0, 而当张大嘴巴打哈欠时, MAR 值会显著增大。为了量化判定打哈欠, 本文设置 MAR 阈值约为 0.5: 当 MAR 大于 0.5 且保持若干帧时, 则判定发生了一次哈欠行为。阈值 0.5 的选取基于本文对若干测试视频中打哈欠与说话动作的观察和统计, 保证对哈欠具有较高的灵敏度且不会过多误报正常说话张嘴。和眨眼检测类似, 要求 MAR 连续超过阈值一定帧数 (例如连续 3 帧) 才认定为一次哈欠完成。检测到打哈欠后, 系统会累加疲劳事件计数或直接触发疲劳警报 (视配置策略而定)。通过引入 MAR 参数, 系统能够捕捉由于疲劳导致的哈欠频发这一重要线索, 与 PERCLOS/EAR 共同组成更全面的疲劳判据。计算公式为:

$$\text{MAR} = \frac{\|P_2 - P_8\| + \|P_3 - P_7\| + \|P_4 - P_6\|}{2a^2 \times \|P_1 - P_5\|} \quad (3)$$

式中: P_1 、 P_2 、 P_3 、 P_4 、 P_5 、 P_6 、 P_7 、 P_8 为嘴巴的 8 个关键点坐标; 当 $\text{MAR} > 0.5$ 并持续若干帧时, 判定为打哈欠。

综上, 本系统综合眼部闭合程度和嘴部张开程度两方面特征进行疲劳监测。当检测到以下任一情况时将判断驾驶员处于疲劳状态: PERCLOS 数值超出阈值 (例如连续数 10 s 内闭眼时间占比超过 30%); 或者在短时间内出现频繁眨眼 (如持续闭眼超过指定时长) 以及打哈欠等行为。这样的多特征融合策略可以提高检测的准确率, 减少单一特征可能出现的漏判和误判^[5]。例如, 有驾驶员即使疲劳也可能很少打哈欠, 但眼睛会频繁闭合; 反之有驾驶员虽然眼睛一直睁着但会不断打哈欠。综合判断能够更全面地识别不同类型的疲劳表现。

2 系统实现

本系统采用 Python 语言和 OpenCV 库进行开发实现, 运行环境为普通 PC 搭载摄像头。系统架构包括视频数据采集、

图像处理与特征提取、疲劳判定决策、报警提示等模块，各模块功能和实现步骤如下：

2.1 数据采集

使用车内摄像头实时采集驾驶员正面人脸视频。实验中采用普通可见光 USB 摄像头固定在方向盘上方仪表台处，摄像头对准驾驶员面部区域。视频分辨率设置为 640 px×480 px，帧率为 30 帧/s，以保证实时检测效果。在夜间或光线昏暗环境下，普通摄像头成像质量会下降，影响检测准确率。为此，可在系统中增加红外补光灯或采用红外摄像头，以在弱光甚至黑暗条件下也能清晰获取面部图像，但本文的实验主要在光照充足的日间环境下进行，因此未专门处理夜视问题。

2.2 人脸检测与特征定位

视频帧截取后，首先通过 OpenCV 自带的人脸检测算法定位驾驶员的人脸区域。由于驾驶员基本为正面或略侧偏的姿态，人脸检测可以使用 Haar 特征级联分类器或基于深度学习的人脸检测器（如 SSD、人脸 68 关键点模型等）实现。本文采用了 OpenCV 提供的预训练 Haar Cascade 分类器来检测人脸位置，其检测速度快且在正面人脸情况下精度满足要求。检测到人脸后，在其区域内进一步定位眼睛和嘴巴的位置。使用 Dlib 库的人脸 68 关键点模型对人脸进行特征点检测，获取每只眼睛和嘴巴的特定关键点坐标。通过索引这些关键点即可确定双眼的轮廓和嘴唇的轮廓，从而为后续计算 EAR 和 MAR 提供依据。在实际实现中，考虑到每帧都完整运行特征点检测开销较大，本系统对相邻帧的人脸特征点结果进行了跟踪和利用，例如在检测到人脸后对下一帧仅在附近区域搜索，以加快处理速度。

2.3 特征参数计算

得到眼部和嘴部的关键点坐标后，系统按照此前介绍的方法计算每一帧的 EAR 和 MAR 值。同时，根据 EAR 值判断当前帧眼睛是睁开还是闭合状态：当 EAR 低于阈值 0.2 时标记为闭眼帧，否则为睁眼帧。系统维护一个计数器用于累积连续闭眼帧的数量，当该数量超过预设阈值（如 3 帧，相当于约 0.1 s）时，记录一次“闭眼事件”并清零计数器，以避免因瞬间眨眼造成重复计数。同样地，根据 MAR 值判断张嘴状态：当 MAR 高于阈值 0.5 时认为处于打哈欠张嘴状态，并累积张嘴持续帧数；若连续张嘴帧数超过若干帧（如 3 帧）且随后 MAR 降回阈值以下，则判定一次哈欠完成，并将哈欠计数加一。

上述处理可以滤除一些噪声：例如说话时嘴巴短暂张开不会被计为哈欠，瞬间的眼睛失检测（比如眨眼恰好发生在

两帧之间）也不会漏计。除了瞬时特征外，系统还在滑动时间窗口内统计疲劳指标：计算每分钟的眨眼总次数、平均每次闭眼持续时间，以及 PERCLOS 值等。这些统计量会随时间更新，用于综合判断驾驶员疲劳状态的发展趋势。通过计算得到表 1 所计数值。

表 1 驾驶员疲劳状态的发展趋势

时间/s	EAR 值	MAR 值	PERCLOS/%
1	0.3	0.4	5
3	0.31	0.45	7
4	0.29	0.48	8
5	0.28	0.52	10
6	0.27	0.55	12
7	0.25	0.6	15
8	0.2	0.65	20
9	0.18	0.7	25
10	0.19	0.75	30

2.4 疲劳状态判定

系统综合上述提取的特征参数进行疲劳判定。判定策略包括：

（1）基于 PERCLOS 阈值：如果在最近的一段时间窗口内（例如 1 min）PERCLOS 持续超过预设阈值（如 0.3），则认定驾驶员已进入疲劳状态；

（2）基于眨眼与闭眼时长：如果检测到驾驶员一次闭眼持续时间异常过长（如超过 0.5 s）或单位时间内眨眼次数过多（明显高于正常生理范围），则判定为疲劳瞌睡迹象；

（3）基于哈欠：如果在短时间内检测到多次连续哈欠，如 1 min 内哈欠次数超过一定阈值，也可认为出现疲劳。

实际应用中，可以将以上条件结合起来提高判定准确率。本系统采取较为保守的策略，即满足任何一项严重疲劳条件即触发报警，同时对一些边缘情况做延迟确认。

例如，当检测到 PERCLOS 略高于阈值且刚刚持续数秒时，先给出预警提示（如“注意疲劳”），如果情况持续或进一步恶化再触发强报警。这种分级策略可以避免因为瞬时异常而过度报警，又能及时提醒驾驶员注意休息。

2.5 报警与人机交互

一旦判定驾驶员处于疲劳状态，系统立即通过多种方式发出报警信号。在实验原型中，实现了声音报警和界面提示两种方式：声音报警是播放蜂鸣提示音以引起驾驶员注意；界面提示是在屏幕上弹出警示信息（例如“疲劳驾驶！请注意休息”）。在实际车辆中，声音或语音提示是主要报警手段，也可联动车载振动装置（如安全带振动）增强提醒效果。

本系统还设计了简单的人机交互界面，实时显示摄像头画面并叠加标注检测结果，例如在视频窗口标出人脸位置、绘制眼睛和嘴巴轮廓、多媒体区域显示当前 EAR 和 MAR 数值、PERCLOS 百分比等。既方便观察系统工作状态，也便于调试阈值参数。在报警触发时，界面会高亮提示疲劳等级。驾驶员可以通过按键手动解除报警（视为已得到休息提示）。整个系统的软件流程以循环方式持续运行，实现对驾驶员状态的不间断监测。经测试，本系统在普通 PC 上处理速度可达每帧约 30 ms，实现了接近实时的检测性能，占用 CPU 和内存资源较少，具备在嵌入式车载终端上移植运行的基础。

3 实验与结果分析

3.1 测试数据与实验设置

为评估本系统的性能，进行了多组对比实验。测试数据包括若干段模拟驾驶场景下采集的驾驶员视频，以及公开的疲劳驾驶视频片段。

一部分测试视频由实验人员扮演驾驶员，在实验室环境下模拟驾驶状态录制而成：采集的视频总时长约 2 h，包含正常清醒驾驶状态和疲劳瞌睡状态片段。其中疲劳状态由实验人员有意识地表现出困倦（如频繁眨眼、打哈欠、点头等），以接近真实疲劳驾驶情形。

另一部分测试采用了网络上公开的驾驶员疲劳监测视频（如 NTHU Drowsy Driver Dataset 等），这些视频提供了更多样化的被试人员和环境条件。所有测试视频均为正面视角，人脸清晰可见。本文将录制的视频按 30 帧/s 逐帧输入系统进行处理，并记录系统的检测输出结果，包括每帧的疲劳特征参数、报警标志等，用于后续离线分析准确率和误报情况。

3.2 性能指标

本文主要从以下几个方面评估系统性能：

（1）疲劳事件检测准确率：包括闭眼（长时间闭眼）事件检测准确率和哈欠事件检测准确率。定义为系统正确检测出的疲劳事件次数占实际发生疲劳事件总次数的比例。

（2）疲劳状态判定准确率：以一定时间窗口为单位（如 1 min），判断该时间段内驾驶员是否处于疲劳状态的准确率。通过人工标注视频来获得“真值”，然后比较系统输出的判定。

（3）误报率：系统错误地将正常状态判定为疲劳的比例，即“误报警”率。

（4）实时性：系统处理每帧的平均耗时及延迟。实验中重点关注检测准确率和误报率这两个指标。

3.3 实验结果

在所有测试视频上，本系统均能正常运行并及时输出疲

劳监测结果。对于眨眼和闭眼检测，系统取得了较高的准确率。统计显示，当驾驶员出现瞌睡状态时（如闭眼时间明显延长），本系统对长闭眼事件的检测准确率达到 95% 以上；对正常眨眼（非疲劳眨眼）未产生误报警。哈欠检测方面，在被试真正实施的 20 次哈欠中，系统成功检测出 18 次，检测准确率为 90%。少数漏检的情况主要发生在个别视频中驾驶员有遮挡（如用手揉眼导致嘴部暂时被挡住）或光照变化导致嘴部特征提取不准。

在疲劳状态综合判定上，以 1 min 为单位统计，系统判定疲劳与否的总体准确率约 88.7%。其中，对于明显的疲劳片段（包含长时间闭眼或多次哈欠），判定准确率接近 100%；对于接近临界状态的片段（如略有困倦但未完全疲劳），有少数情况系统给出了疲劳警告而人工标注认为尚未疲劳，或相反。这些边界情况下的差异导致判定准确率未能更高。

系统的误报率方面，实验统计，在所有正常清醒驾驶的视频片段中，系统错误触发疲劳报警的比例约为 5%。分析发现，误报主要由以下原因引起：一是驾驶员短暂低头或视线偏离摄像头导致眼部无法检测，连续数帧 EAR 异常为 0，被系统误判为闭眼。这种情况占据约一半的误报情况。为减少此类误判，可以增加对人脸姿态的监测，当检测到头部大角度偏转或低头时暂缓疲劳判定；二是驾驶员说话或唱歌时张嘴动作较大且频繁，可能被误记为哈欠。本系统通过连续帧检测和阈值设置降低了这种误报，但仍有极少数长时间说话场景下出现误警。对此，可以考虑引入语音检测来区分正常说话与打哈欠，或者延长判定哈欠所需的持续帧数。总体而言，系统在典型清醒驾驶情况下很少产生误报警，具有较好的可靠性。

3.4 结果分析与讨论

从实验结果可以看出，本文设计的疲劳检测系统能够较准确地捕捉驾驶员的疲劳征兆。当驾驶员进入疲劳状态时，往往会表现为 PERCLOS 升高、眨眼频率增大以及哈欠次数增加等现象，而本文系统通过 EAR 和 MAR 等参数的监测较好地检测到了这些变化。在一个实际测试片段中，驾驶员从清醒逐渐变得困倦：其 EAR 在开始时大多保持在 0.3 以上，而在后半段多次下降到 0.15 以下并出现几次长时间闭眼；同时该段内记录到 3 次哈欠。系统成功地在闭眼持续约 2 s 时发出了疲劳报警，比驾驶员真正进入极度危险的微睡状态稍提前，起到了预警作用。这说明采用多特征融合判定能够提高检测的灵敏度和及时性。另一方面，少量误报和漏报的存在提示本系统还有优化空间。例如，针对因为短暂视线偏移导致的误判，可加入眼球凝视方向检测，当眼睛向下看时（瞳

孔位置变化)与闭眼作区分;针对个体差异,可引入驾驶员基准 Calibration,如在驾驶开始时记录驾驶员清醒状态下的平均 EAR 和 MAR,动态调整阈值,以适应不同人眼部特征大小差异。

需要指出的是,本系统主要在白天环境下测试。夜间光照不足会对视觉检测造成困难,尤其是普通摄像头在暗光下无法清晰捕捉眼部细节,导致 PERCLOS 等指标计算不准确。已有研究指出,PERCLOS 方法在低照度条件下准确率会显著下降。解决方案之一是使用红外摄像头结合红外照明,以不受可见光影响地获取眼部图像;亦或结合车辆仪表盘提供的驾驶员监控红外系统。如果在实际应用中需要全天候监测,增加夜视能力将是必要的改进方向。此外,随着近年来深度学习的发展,很多研究开始尝试利用 CNN 等模型从视频中直接学习提取疲劳特征,并取得了比传统规则算法更高的检测精度。例如,有学者构建了基于 CNN 的端到端疲劳检测模型,仅通过摄像头图像即可自动识别闭眼、打哈欠等疲劳行为,其对疲劳的识别精度和鲁棒性优于单一阈值判断方法。这表明可以将深度学习方法与本系统相结合:例如后续可训练一个专门的疲劳行为分类器来辅助判定,从而进一步降低误报率,并提升对复杂环境(不同光照、不同人脸角度等)的适应性。除了视觉信号外,未来还可考虑将本系统与车辆的其他传感器数据融合,如结合方向盘操作特征、车辆行驶轨迹偏移情况等,多模态信息融合有望提高疲劳检测的可靠性。综合来看,本文的研究为驾驶员疲劳监测提供了一种可行的实时实现方案,在实验环境下达到了预期效果。下一步工作将针对更复杂的真实驾驶场景进行测试和完善,包括不同驾驶员个体、不同车辆和道路条件下的系统表现,并针对发现的问题持续优化算法模型和参数设置。相信,随着相关技术的发展,智能化的驾驶员状态监测系统将在车辆主动安全领域发挥越来越重要的作用。

4 结论与展望

本文面向驾驶安全领域,设计并实现了一套基于 OpenCV 的疲劳驾驶检测系统。通过在人脸视频中提取眼睛和嘴巴特征,采用 PERCLOS、眼睛长宽比 EAR 和嘴巴长宽比 MAR 等算法,系统能够实时监测驾驶员的眨眼、闭眼和打哈欠等行为,并及时判断其疲劳状态。当检测到疲劳迹象时,系统可以发出报警提示,从而有望减少因疲劳驾驶导致的交通事故发生。实验测试表明,该系统在典型白天驾驶场景下具有较高的疲劳检测准确率和较低的误报率,能够基本满足实时性要求。本文的创新之处在于将多种面部特征融合用于疲劳判定,并基于开源工具实现了一个轻量级的实时监

测系统,证明了仅利用 RGB 摄像头进行非接触疲劳监测的可行性。

当然,本系统仍有一些局限需要在未来工作中加以改进。例如,在夜间弱光环境下系统性能会下降,这需要融合红外成像等手段来提升夜视能力;对于不同人群的生理差异,后续可以增加初始校准步骤,以自适应调整阈值提高适用性;再者,可结合驾驶员头部姿态(如点头瞌睡检测)以及车辆行驶数据,实现更加全面的疲劳监测。此外,利用深度学习模型识别疲劳状态是当前的发展趋势,未来可将本系统与先进的人工智能算法相结合,构建更智能的驾驶员监控系统。总之,驾驶员疲劳监测关系到行车安全,具有重要的研究价值和应用前景。随着计算机视觉和人工智能技术的不断发展,智能疲劳驾驶检测系统将在实际车辆中得到更加广泛地应用,为预防疲劳驾驶事故、保障交通安全提供有力的技术支持。

参考文献:

- [1] 贾妮.基于面部特征的疲劳驾驶检测方法研究[D].陕西:西安科技大学,2023.
- [2] 浙江大学.一种基于端云算力协同技术的疲劳驾驶检测方法及系统:CN202410367464.X[P].2024-06-18.
- [3] 王旭彬,韩毅,郭晓波.基于深度学习的多维疲劳驾驶检测系统[J].河南科技,2020,39(34):17-20.
- [4] 北京市昌平区第二中学.一种智能疲劳驾驶监控预警机器人:CN202210483299.5[P].2023-11-17.
- [5] 严国丽.基于深度学习的摄像机网络中行人识别研究与系统实现[D].浙江:浙江工商大学,2017.

【作者简介】

罗晓璐(2003—),通信作者(email:13263013953@163.com),女,甘肃庆阳人,本科在读,研究方向:人工智能与机器学习。

(收稿日期:2025-03-13 修回日期:2025-09-03)