

# 基于边缘计算对驾驶人状态监测系统的优化设计

刘若涵<sup>1</sup>, 李战东<sup>1</sup>, 刘思源<sup>2</sup>, 韦周慧<sup>1</sup>, 赵安阳<sup>1</sup>

1. 沈阳航空航天大学民用航空学院, 辽宁 沈阳 110136

2. 沈阳航空航天大学材料科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110136

DOI:10.61369/ME.2025050036

**摘要 :** 针对我国道路交通安全中疲劳驾驶引发事故的严峻问题, 本文设计了一套基于边缘计算的驾驶人监测优化系统。该系统以头面部特征为核心监测依据, 通过改进的 MTCNN 模型实现人脸关键点精准定位, 结合轻量化 AlexNet 模型与 Informer 框架完成驾驶人状态识别与疲劳检测, 并依托 ErgoAI Server 边缘服务器实现数据实时处理与预警。实验基于 NTHU-DDD 数据集验证, 实验验证表明, 系统在复杂驾驶环境下仍具备高准确率与快速响应能力, 能为驾驶安全提供有力保障, 同时为绿色智慧交通发展提供技术支撑。

**关键词 :** 驾驶人监测; 边缘计算; 疲劳检测; MTCNN 模型; Informer 框架

## Optimal Design of a Driver Condition Monitoring System Based on Edge Computing

Liu Ruohan<sup>1</sup>, Li Zhandong<sup>1</sup>, Liu Siyuan<sup>2</sup>, Wei Zhouhui<sup>1</sup>, Zhao Anyang<sup>1</sup>

1.School of Civil Aviation, Shenyang Aerospace University, Shenyang, Liaoning 110136

2.School of Materials Science and Engineering, Shenyang Aerospace University, Shenyang, Liaoning 110136

**Abstract :** Given the significant safety risks posed by fatigue driving in road traffic within China, this study proposes a driver condition monitoring and optimization system leveraging edge computing technology. The system utilizes head and facial features as primary indicators for monitoring, achieving precise localization of facial key points through an improved Multi-task Cascaded Convolutional Neural Network (MTCNN) model. By integrating a lightweight AlexNet model with the Informer framework, the system enables efficient driver state recognition and fatigue detection. Real-time data processing and early warning functionalities are implemented using the ErgoAI Server, an edge computing platform. Experimental validation was conducted using the NTHU-DDD dataset, demonstrating that the proposed system maintains high accuracy and rapid response performance even under complex driving conditions. These capabilities offer robust support for enhancing driving safety and provide technical insights for the advancement of green and intelligent transportation systems.

**Keywords :** driver monitoring; edge computing; fatigue detection; MTCNN model; Informer framework

## 引言

截至2024年6月底, 我国机动车保有量达4.4亿辆, 汽车3.45亿辆, 机动车驾驶人5.32亿人, 道路交通安全风险随机动车保有量增长持续上升。尽管道路交通事故死亡人数逐年下降, 但基数大、绝对死亡人数多的问题仍未根本解决, 其中疲劳驾驶是重要诱因之一。疲劳会使驾驶人反应时间从正常的0.3–0.5秒延长至1秒以上, 导致制动距离大幅增加, 同时引发注意力分散、路况判断失误等问题, 严重威胁生命财产安全。

目前国内外针对驾驶人状态监测方法主要分为以下几类:

基于机动车行为特征的监测方法: 李伟等<sup>[1]</sup>将驾驶员参与模拟驾驶试验时产生的方向盘操作数据及车辆道路偏移量数据作为模型训练的数据集, 采用BP算法对神经网络模型进行训练, 最终实现对驾驶员疲劳驾驶行为的判别。

基于驾驶员生理特征的监测方法: 驾驶员生理特征包括心电信号(ECG)、心率、脑电信号等, 马世伟等<sup>[2]</sup>通过综合分析被试者的脑电信号数据, 并结合问卷调查结果以降低个体差异带来的影响, 证实采用脑电检测技术能够客观判定驾驶员的疲劳状态。

基于面部表情和图像处理技术监测的方法试验成本低, 对驾驶员的干扰程度也低。胡习之等<sup>[3]</sup>从实车运行数据集中提取驾驶员面部特征参数, 随后采用优化后的SSD算法与连续自适应均值漂移跟踪算法, 完成对人脸区域的精准检测。SESHADRI等<sup>[4]</sup>通过视频画面

提取面部感兴趣区域特征，并根据头部姿势变化，使用原始像素和方向梯度直方图（Histogram of oriented gradient, HOG）特征结合各种分类器。RAHMAN等<sup>[5]</sup>为规避传统有线传感器的局限性，采用非接触式摄像机采集人脸视频图像以提取生理参数。Bai等<sup>[6]</sup>提出基于双流时空图卷积网络的驾驶人疲劳检测方案，该方案先通过面部标志检测技术从实时视频中提取驾驶人面部特征点，再利用双流时空图卷积网络进行分析处理，输出疲劳检测结果，准确率可达92.70%。Tamanani等<sup>[7]</sup>的研究则采用基于Haar特征的Cascade分类器，从输入视频流中截取人脸图像并捕获眼睛、嘴巴等关键面部特征，随后通过LeNet-5模型进行二分类运算，确定驾驶人是否处于疲劳状态。基于机动车行为特征方法易受外部环境与驾驶水平影响；基于生理特征方法需专业设备，对驾驶人干扰较大；基于面部表情与图像处理方法虽成本低、干扰小，但在实时性与鲁棒性上仍有提升空间。为此，本文融合边缘计算、人工智能与大数据技术，设计优化驾驶人监测系统，旨在实现疲劳驾驶的精准、实时预警，降低交通事故发生率，为智能交通发展提供新路径。

## 一、系统设计基本思路

### （一）监测依据确定

在众多可用于监测驾驶人状态的信息中，选择面部特征作为主要监测依据，相较于采集心电信号、脑电信号等生理特征需要专业且复杂的设备，通过摄像头采集头面部图像更为简便，成本更低，对驾驶员的干扰也更小。

### （二）数据采集与特征选取

我们将通过模拟驾驶试验得到具有明显规律的驾驶员面部特征。本试验将搭建具备环绕屏幕、方向盘、油门踏板、制动踏板、离合器踏板、换挡操纵杆、可调节座椅、透明封闭舱、采集摄像头的模拟驾驶室，并按照真实车型设定了模拟驾驶系统的加速度、可视范围、反馈力度等相关参数，以保证接近真实的驾驶体验。试验招募的被试人员均为驾龄超过3年、具备丰富驾驶经验的人员，并有过疲劳驾驶的经历。试验选用简单场景，驾驶环境参考了沈阳某试验场的道路，其中直道长度为100 km，模拟驾驶车速限制为最高100 km/h，样本可保持长达1 h的直线行驶。

### （三）人脸关键点定位与区域提取

驾驶人面部关键点的定位工作，依托经调整的MTCNN模型开展，该模型包含三个关联子网络。结合驾驶人面部在视频画面中的像素占比情况，运用图像金字塔相关技术实现不同尺度下的人脸检测。完成关键点定位后，根据三庭五眼的人脸比例关系<sup>[8]</sup>划分面部区域。其中，“三庭”是将人脸横向大致分为三个均等部分，对应从额头到下巴的不同区域；“五眼”则是把人脸纵向大致分为五个均等部分，对应从面部左侧到右侧的不同区域。设左眼坐标为 $m_1(x_1, y_1)$ ，右眼坐标为 $m_2(x_1, y_1)$ ，双眼间距为 $d_1 = \sqrt{(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2}$ ，眼部区域宽度与高度均设为0.5d<sub>1</sub>；设左嘴角坐标为 $n_1(\alpha_1, \beta_1)$ ，右嘴角坐标为 $n_2(\alpha_2, \beta_2)$ ，嘴角间距 $d_2 = \sqrt{(\alpha_1 - \alpha_2)^2 + (\beta_1 - \beta_2)^2}$ ，嘴部区域宽度与高度均设为d<sub>2</sub>。

### （四）模型训练及初始化

为保证模型训练所用数据的可靠性，实验设计了多组驾驶模拟测试，每组测试持续一定时长，过程中通过摄像设备收集驾驶人的面部图像信息。测试发现，驾驶人出现疲劳状态时，部分面部行为相关的指标会发生明显改变，这一现象的合理性得到确认后，这些指标便被用作模型训练的初始输入数据。

### （五）状态识别

在车辆本地的相关设备中，部署了轻量级的神经网络模型<sup>[9]</sup>，用于实时处理驾驶人的面部特征信息，该模型是在原有AlexNet基础上优化而来。考虑到面部中眼睛、嘴巴等区域在图像中像素占比较小，对模型的输入尺寸进行了压缩；同时调整了卷积核的规格，优化了池化操作的相关参数，避免特征提取过程中出现尺寸异常问题。

### （六）疲劳检测

Informer<sup>[10]</sup>是Transformer的改进模型，疲劳检测工作主要基于Informer相关框架实现，该框架是对原有Transformer模型的优化版本，包含编码与解码两个核心部分，分别承担序列依赖关系捕捉与序列检测的任务。具体流程上，先通过检测网络获取驾驶人面部的空间信息，再将其输入框架中进行时序数据分析，让模型通过学习面部特征的时空关联，判断驾驶人是否处于疲劳状态。由于眼部特征与嘴部特征的时空变化存在差异，使用Informer-A和Informer-B模型进行组合<sup>[11]</sup>，二者分别处理眼部特征与嘴部特征，形成并行结构。

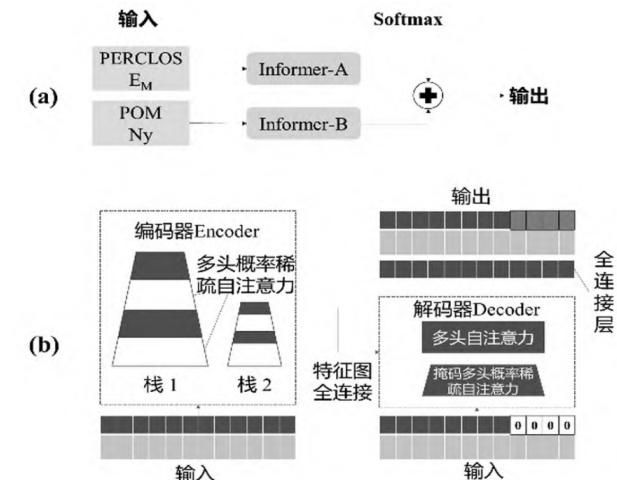


图1 模型框架

### （七）预期实验数据集

实验选用公开的NTHU-DDD<sup>[12]</sup>数据集，用于人脸关键点定位相关测试。该数据集包含多位不同背景受试者在模拟驾驶场景下的视频信息，涵盖了不同光照条件下，驾驶人正常驾驶及出现

打哈欠、眨眼等多种行为的相关数据，能够为模型验证提供多方面的测试样本支持。

## 二、边缘计算技术应用

### (一) 边缘计算架构搭建

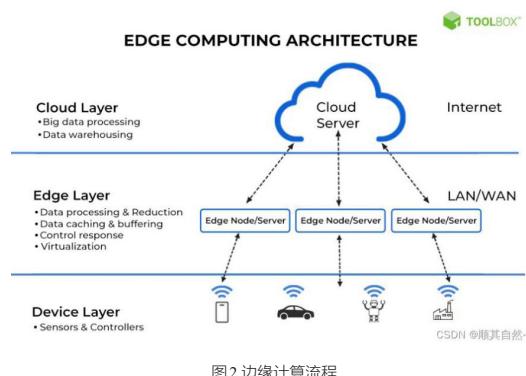
本项目选用津发科技的ErgoAI Server人因智能边缘服务器搭建边缘计算架构。该服务器单核心模组算力最高达每秒3958万亿次运算，具备强大计算与数据处理能力。在车辆端部署此服务器，能实时收集车内摄像头、传感器获取的驾驶人面部图像、生理数据等。其高速接口可接入各类传感器，确保数据快速稳定传输，为后续实时分析处理提供有力支撑。

### (二) 数据处理与分析优化

借助边缘服务器的强大算力，运用先进的机器学习、深度学习算法，对采集的多源数据进行实时处理。通过优化算法，能更精准地识别驾驶人闭眼、打哈欠、表情变化等细微动作，提升状态监测的准确性与可靠性。同时，服务器每秒高达3958万亿次的运算速度，可实现对大量数据的快速处理，满足系统实时性要求。

### (三) 与云端协同工作

边缘计算与云端采用协同工作模式。边缘端负责实时处理和分析驾驶场景中的关键数据，进行初步的驾驶人状态判断和预警。对于一些复杂的分析任务，如长期驾驶行为趋势分析、跨车辆数据综合研究等，边缘端将经过筛选的关键数据上传至云端。云端利用其强大的存储和计算资源，进行深度数据挖掘和分析，为交通管理、车辆设计优化等提供决策支持。



## 三、系统创新点

### (一) 技术融合创新

边缘计算实现数据就近处理，减轻云端负担，降低传输延迟，保障视线追踪实时性。人工智能算法（改进MTCNN、轻量化AlexNet、Informer）实现驾驶人状态精准识别。大数据分析为监测模型优化与交通管理决策提供依据，多技术协同突破传统监测方法的局限，提升系统整体性能。

## 参考文献

- [1] 李伟,何其昌,范秀敏.基于汽车操纵信号的驾驶员疲劳状态检测[J].上海交通大学学报,2010,44(2):292-296.  
 [2] 马世伟,王泽敏,吕宝粮.基于脑电信号的动车组司机疲劳状态评估技术研究[J].铁路节能环保与安全卫生,2021,11(4):43-49.

### (二) 模型优化创新

改进Informer模型用于疲劳检测，利用稀疏自注意力机制结合面部特征时间特性进行判别，更贴合疲劳发生的动态过程；采用两组Informer模型并行处理眼嘴特征，提升检测准确性。

### (三) 应用领域拓展创新

探索新质生产力赋能绿色交通，通过精准监测驾驶人状态，及时预警疲劳、分心情况，避免驾驶失误导致的能源浪费，降低燃油消耗；将监测数据与智能交通系统融合，优化交通信号灯配时，引导车辆合理行驶，提高道路通行效率，减少污染排放；为智能网联汽车提供关键状态信息，助力智能协同驾驶与自动驾驶功能升级，推动汽车产业绿色智能化转型。

## 四、系统应用说明与前景

### (一) 使用说明

系统通过摄像头、传感器自动采集驾驶人面部表情、眼部动作等信息，无需用户额外操作；采集的数据传输至车辆端部署的ErgoAI Server边缘服务器，经前述算法处理后判断驾驶人状态；若判定为疲劳或分心，系统通过车内警报装置及时提醒驾驶员，全程自动化运行，操作便捷。

### (二) 技术特点与优势

改进MTCNN实现面部区域精准定位，轻量化Informer框架分析时空特征，疲劳检测准确率高，能有效区分正常与疲劳驾驶状态。边缘计算架构下，高算力服务器实现数据本地实时处理，减少传输延迟，系统响应迅速，可在驾驶员出现疲劳迹象时立即预警。系统能适应不同光照、驾驶场景，多模态数据融合解决单一特征监测的局限性。

### (三) 适应范围与推广前景

适用于各类民用车辆，包括轿车、客车、货车等，可保障日常出行、公路物流运输安全；同时可应用于智能网联汽车研发测试，为自动驾驶功能的安全验证提供驾驶员状态数据支持。随着汽车智能化、网联化发展，市场对驾驶安全监测系统的需求持续增长。未来，系统可进一步拓展至航空、航海等领域的人员状态监测，推广前景广阔。

## 六、结论与展望

本文设计的基于边缘计算的驾驶人监测优化系统，通过改进的图像处理算法与边缘计算架构，实现了驾驶人疲劳状态的精准、实时监测与预警，有效解决了传统监测方法在实时性、鲁棒性上的不足。实验验证表明，系统在复杂驾驶环境下仍具备高准确率与快速响应能力，能为驾驶安全提供有力保障。未来，将进一步优化模型算法，提升系统在极端天气、复杂路况下的适应性；加强与汽车企业、交管部门的合作，推动系统产业化应用，助力智能交通体系建设，为道路交通安全贡献更多力量。

- [3]胡习之, 黄冰瑜. 基于面部特征分析的疲劳驾驶检测方法[J]. 科学技术与工程, 2021, 21(4): 1629–1636.
- [4]SESHADRI K, JUEFEI-XU F, PAL D K, et al. Driver cell phone usage detection on strategic highway research program (shrp2) face view videos [C]//Computer Vision and Pattern Recognition. Proceedings of the IEEE Conference, California: the Computer Vision Foundation, 2015: 35–43.
- [5]RAHMAN H, AHMED M U, BARUA S, et al. Non-contact-based driver's cognitive load classification using physiological and vehicular parameters[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2020, 55(10): 1–13.
- [6]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.
- [7]TAMANANI R, MURESAN R, AL-DWEIK A. Estimation of Driver Vigilance Status Using Real-Time Facial Expression and Deep Learning[J]. IEEE Sensors Letters, 2021, 5(5): 1–4.
- [8]CHEN L J, PAPANDREOU G, KOKKINOS I, et al. Semantic image segmentation with deep convolutional nets and fully connected CRFs[C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Learning Representations. San Diego, USA: [s. n.], 2014: 1–14.
- [9]娄平, 杨欣, 胡辑伟, 等. 基于边缘计算的疲劳驾驶检测方法[J]. 计算机工程, 2021, 47(7): 13–20+29. LOU P, YANG X, HU J W, et al. Fatigue Driving Detection Method Based on Edge Computing[J]. Computer Engineering, 2021, 47(7): 13–20+29.
- [10]廖冬杰基于Dlib和变种Transformer的哈欠检测方法[J]. 汽车技术, 2023(3): 42–48. LIAO D J. Yawn Detection Method Based on Dlib and Variant Transformer[J]. Automobile Technology, 2023(3): 42–48.
- [11]刘强, 谢谦, 方玺, 等. 基于并行短时面部特征的驾驶人疲劳检测方法研究[J]. 汽车技术, 2024, (05): 15–21. DOI:10.19620/j.cnki.1000-3703.20230617.
- [12]WENG C H, LAI Y H, LAI S H. Driver Drowsiness Detection via A Hierarchical Temporal Deep Belief Network[C]// ACCV Workshops. Taipei, China: Springer International Publishing, 2017.