

基于 Bi-LSTM 的多类型特征融合驾驶员疲劳识别方法

杨婧宜, 丁渭平, 朱洪林

(西南交通大学, 成都 610031)

摘要: 针对传统的基于驾驶员面部图像采集的单一类型特征的疲劳识别方法, 在阴影遮挡及光照变化场景下存在准确性、鲁棒性不足的问题, 深入开展基于多类型特征融合的驾驶员疲劳识别方法研究。在分析非图像化的驾驶员疲劳特征的基础上, 通过机器人操作系统 (Robot Operating System, ROS) 的话题订阅来实现驾驶员生理特征、操作行为特征及面部特征的多源数据同步采集。处理原始数据并分析数据特性, 提出了一种融合生理特征与驾驶员及观测者主观评价的数据标注策略, 标注疲劳特征, 构建驾驶员疲劳数据集; 将驾驶员操作行为特征与面部特征融合, 形成多类型特征融合序列, 并基于双向长短时记忆 (Bi-directional Long Short-Term Memory, Bi-LSTM) 网络, 构建多类型特征融合的疲劳识别模型; 通过单一类型特征与多类型特征对比试验、不同场景对比试验证明, 基于 Bi-LSTM 的多类型特征融合识别方法的准确率和鲁棒性较单一类型特征识别方法均有明显提升, 能在各种场景下更好地识别驾驶员的疲劳状态。

关键词: 疲劳识别; 多类型特征; 卷积神经网络; 双向长短时记忆

中图分类号: U461.91

文献标志码: A

DOI: 10.3969/j.issn.2095-1469.2023.02.03

Driver Fatigue Recognition Using Multi-Type Features Fusion Based on Bi-LSTM

YANG Jingyi, DING Weiping, ZHU Honglin

(Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

Abstract: Aiming to improve the accuracy and robustness of the traditional facial-based driver fatigue recognition methods considering shadows, occlusions and illumination changes, this paper proposed a driver fatigue recognition method based on multi-type features fusion. The driver physiological data, the driving behavior and the facial data were collected simultaneously through the ROS topic subscriptions. By processing the data and analyzing the data features, the paper proposed an annotation strategy integrating physiological characteristics with driver and observer subjective evaluations for creating labeled datasets. The feature sequence was formed by the fusion of the features of driver operation behavior and facial features, and a driver fatigue recognition model of multi-type features fusion was constructed based on Bi-LSTM. The experimental results showed that compared with the single feature based methods, the proposed method taking into account multi-type features significantly improved the accuracy and robustness of recognition in various scenarios.

Keywords: fatigue recognition; multi-feature; convolutional neural networks; bi-directional long short-term memory

收稿日期: 2022-01-25 改稿日期: 2022-02-15

参考文献引用格式:

杨婧宜, 丁渭平, 朱洪林. 基于 Bi-LSTM 的多类型特征融合驾驶员疲劳识别方法[J]. 汽车工程学报, 2023, 13(2): 159-168.

YANG Jingyi, DING Weiping, ZHU Honglin. Driver Fatigue Recognition Using Multi-Type Features Fusion Based on Bi-LSTM[J].

Chinese Journal of Automotive Engineering, 2023, 13(2): 159-168. (in Chinese)



近年来,社会经济快速发展,汽车保有量不断增长,交通压力增大,交通事故频发。其中,疲劳驾驶是世界范围内导致交通事故的主要原因之一。驾驶员在行车过程中,由于驾驶座舱密闭性较高,驾驶时间过长,驾驶动作频繁重复,易出现困倦疲乏、注意力下降、判断与操作能力降低等诸多易导致交通事故的不安全因素^[1]。先进适用的驾驶员疲劳识别技术能及时识别疲劳驾驶行为,具有现实的应用价值。

驾驶员的疲劳识别以对驾驶员状态参数的采集、分析和处理为前提,主要以驾驶员生理状况、面部表征、操作行为及车辆行驶状态4个方面为切入点。目前,基于面部特征的驾驶员疲劳识别以其图像采集方法简单、成本低且不对驾驶员造成接触影响等优点而得到广泛应用。在该领域的一些具有代表性的研究中,ABDELMALIK等^[2]提取多尺度面部疲劳特征,设计多种场景进行试验,其识别方法在NTHUDDD数据集的识别准确率高于80%,但在被测对象通过佩戴深色眼镜造成眼部阴影效果时,其表现较其他场景更差。有学者提取眼部特征进行疲劳识别,白天、黑夜两种场景下的识别准确率分别为94.76%、92.13%,黑夜弱光线场景较白天正常光线场景的驾驶员疲劳识别准确率明显更低^[3]。KAJIWARA^[4]使用可见光摄像头检测眼部和嘴部状态,发现驾驶员在光线充足环境下的驾驶状态识别准确率为90%以上,但在黑暗环境下的识别率大幅下降至4%。AKROUT等^[5]指出,为解决光线变化对驾驶员疲劳识别准确性的影响,有必要进行不同光照场景下的驾驶员多元特征融合识别方法研究。针对面部区域光线强弱情况造成的驾驶员疲劳识别准确性、鲁棒性影响,CYGANEK等^[6]提出,可结合其他更多传感器,进一步提高识别准确性和鲁棒性。

可见,基于驾驶员面部图像采集的单一类型疲劳特征识别方法,在阴影遮挡及光照变化场景下存在准确性、鲁棒性不足的问题,而多类型特征疲劳识别方法能利用不同类型特征的互补性来提高识别的准确性和鲁棒性。为弥补上述依托图像的面部特

征识别方法的不足,有必要获取非图像化的驾驶员生理信号、操作行为信号等,并与图像化的驾驶员面部信号进行同步采集,进而通过多类型特征融合提出一种适应性更强的驾驶员疲劳识别方法。

1 非图像化的驾驶员疲劳特征分析

1.1 驾驶员生理特征

基于生理参数的驾驶员疲劳识别特征主要有脑电、眼电、肌电、心电等^[7]。研究发现,心率与血氧浓度随着驾驶员行车时间增加、驾驶状态变化而发生变化^[8]。以能反映人体机理的生物指标为依据,通过专用的“心率血氧模块”,对驾驶员进行疲劳识别^[9]。基于驾驶员生理参数的疲劳识别方法具有生物学依据^[10],因而相对准确、可靠。

为了印证上述研究结果,同时也为融合多类型特征进行驾驶员疲劳识别积累样本数据,这里开展相应的数据采集与分析研究,其数据采集平台及方案详见第3.1节和3.2节。

随机抽取10名受测者数据,如图1所示。

由图1可知,同一受测者在相同条件下,疲劳时的心率、血氧浓度均值均较正常状态更低。

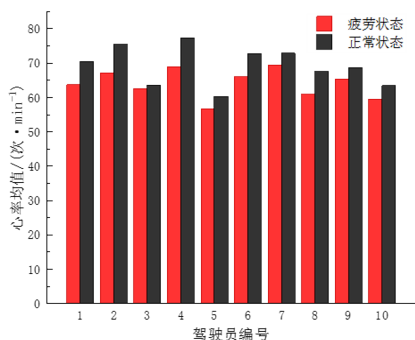
1.2 驾驶员操作行为特征

LI Rui等^[11]的试验指出,驾驶员疲劳状态下,方向盘握力往往会有较大的变化。有研究表明,方向盘握力的变化可用于有效识别驾驶员的疲劳程度^[12]。

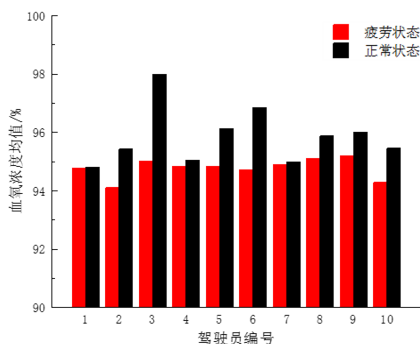
同样地,为了印证上述研究结果,同时也为开展融合多类型特征的驾驶员疲劳识别积累样本数据研究,进行方向盘握力的数据采集与分析。需要说明的是,此处对方向盘握力的采集实际上与上述的心率、血氧浓度采集同步实施,与之同步的数据采集过程中还包括了驾驶员面部特征的采集。数据采集平台及方案将在第3.1节和3.2节中进行叙述。

提取受测者的握力数据进行分析,发现不同受测者的方向盘握力在时域上具有相同特性。取任一受测者的数据,如图2所示。

通过对比发现,不同状态下的驾驶员握力信号



(a) 驾驶员心率均值



(b) 驾驶员血氧浓度均值

图1 驾驶员生理特性分析

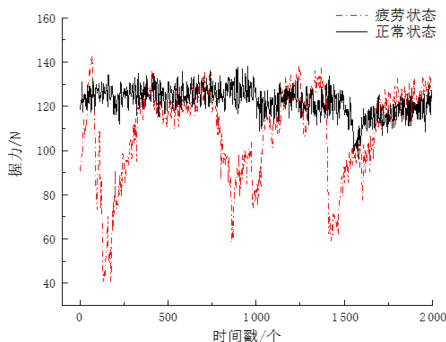


图2 驾驶员方向盘握力与时间的关系

会呈现明显差异。正常状态下，驾驶员的握力呈现为小幅持续波动。而疲劳状态下的握力值波动更剧烈，并出现快速、大幅的变化。出现这种情况的原因在于，困倦瞌睡的驾驶员对方向盘的操作会变弱，所以握力整体上较正常状态更低，且驾驶员从疲劳状态警觉，重新握紧方向盘，会出现握力的大幅、快速变化。根据数据分析结果可知，固定时间窗内的驾驶员握力均值与标准差能在一定程度上反映握力的大小和变化程度。

2 驾驶员疲劳多源数据集的建立

为弥补单纯依靠图像采集的单一面部类型特征对阴影遮挡及光照变化场景缺乏适应性的缺陷，有必要在图像特征采集与识别的基础上，引入非图像数据，构建驾驶员疲劳多源数据集，为建立适应性更强的多元特征融合的疲劳识别方法提供支撑。

2.1 数据采集平台

由于实际驾驶环境下的疲劳驾驶存在较大安全隐患，所以构建模拟试验环境采集数据。模拟试验环境主要包含座舱模拟和视听模拟。选取某SUV车型，并在实车驾驶员座位前安装罗技G29力反馈方向盘和踏板等其他装置，在保证模拟座舱具备齐全的座舱操作设备的前提下，还能较好地模拟实际驾驶的方向盘振动情况。其中，方向盘距驾驶员垂直距离约300 mm。视觉上，使用Intel (R) Core (TM) i5-9400F、主频2.90 GHz、8 GB内存的主机搭配某主流工程型投影仪和白玻纤幕布共同构建模拟驾驶环境，如图3所示。听觉上，通过外置音响播放高速公路驾驶环境音，模拟更真实的驾驶环境。整体汽车驾驶模拟环境原理，如图4所示。



图3 模拟驾驶环境

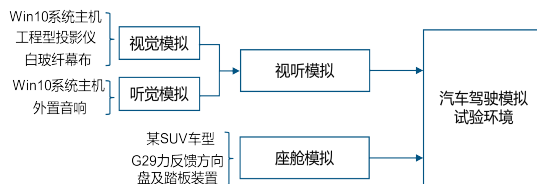


图4 整体汽车驾驶模拟环境原理

结合驾驶员疲劳识别系统应具备较高可靠性与实时性、对驾驶员干扰较小等特点，采取主观评测法，在相关方法及传感器调研的前提下，结合驾驶

员疲劳识别方法可靠性、实时性、灵敏性、独立性、经济性、扩展性及便携性 7 项主要性能, 进行主观评级。根据综合评级结果, 确定采集包含驾驶员心率 (hr)、血氧浓度 (spo_2)、方向盘握力 (press)、眼睑闭合百分比 (perclos)、嘴部纵横比 (mar)、头部姿态角, 即偏航角 (yaw), 以及俯仰角 (pitch)、滚动角 (roll) 等多个参数作为试验基础数据。

驾驶员生理参数、操作行为参数通过基于进阶精简指令集机器 (Advanced RISC Machines, ARM) 的心率血氧模块、驾驶员握力模块获取, 驾驶员面部图像由摄像头同步获取。心率血氧浓度传感器 MAX30102 采集驾驶员生理信号, 与驾驶员左手脉搏处直接接触。传感器 RP-L 安装在方向盘上, 采集驾驶员方向盘握力。摄像头 HBS-S90 采集驾驶员面部图像, 安装在北京现代 ix35 的仪表盘上方, 距驾驶员面部的垂直距离约 530 mm, 并确保不对驾驶员视线造成遮挡。摄像头采集频率为 25 帧/s, 采集图像分辨率为 640×480 PPI。为保证多源数据的同步采集, 选用 ubuntu20.04 搭建 ROS 环境, 基于 ARM 的数据采集系统通过串口协议接入 ROS 通讯, 编写串口节点订阅话题, 实时接收读取传感器数据; 另一方面, 相机节点通过 USB 直接和计算单元相连接, 在 ROS 内编写相机节点订阅相机话题来实时接收读取相机数据。多节点分别在 ROS 内接入数据并发布出相应话题, ROS 同时订阅多种传感器发布的数据并完成本地存储, 从而实现多源数据的同步采集。多源数据采集流程, 如图 5 所示。

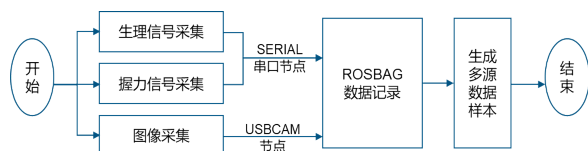


图 5 多源数据采集流程

2.2 数据采集方案

根据公安部的统计数据, 我国从驾驶员性别构成上来看, 男、女驾驶员比例约为 7 : 3, 从驾驶员

的年龄分布看, 主要集中在 21~50 岁年龄段, 其中 21~35 岁年龄段的有 1.96 亿人, 占驾驶员总量的 43.11%^[13]。目前应用较多的驾驶员疲劳公开数据集中, 试验对象一般为 11~36 人, 所以选取 25 名年龄在 20~30 岁、身体健康情况良好、具有乘用车合法驾照, 且没有睡眠或精神相关疾病的志愿者, 包含佩戴眼镜和非佩戴眼镜的来进行模拟驾驶试验。要求所有试验对象在相同条件下以近似相同的速度, 驾驶相同的线路, 最高限速 120 km/h。

为了后续检验疲劳识别方法的鲁棒性, 设计被测试对象处于白天、黑夜两类驾驶场景, 即分别为正常光线驾驶和弱光驾驶, 试验时间选在 13:00~15:00 和 22:00~24:00。试验时受测驾驶员需连续驾驶 2 h, 试验设备记录其在连续驾驶 2 h 过程中的生理数据、操作行为数据及面部图像数据, 最终得到 25 名被测驾驶员的数据。

2.3 数据集预处理

在采集过程中, 需对数据集进行预处理, 如图 6 所示。鉴于试验之初驾驶员处于环境适应阶段, 数据存在不稳定的现象, 剔除前 10 min 的数据。就原始多源数据样本而言, 异常值、缺失值过多时, 剔除样本; 异常值、缺失值较少时, 剔除异常值。此外, 针对不同信号采集模块的采样率不同的问题, 为实现多源数据同步并补全少量缺失值和剔除的异常值, 采用插值法进行数据填充, 以保证每秒有 25 个时间戳, 每个时间戳对应一帧图像、一个心率数据、一个血氧浓度数据和一个驾驶员方向盘握力数据。为便于分析, 以 5 min 为单位, 将数据分割成多段数据。

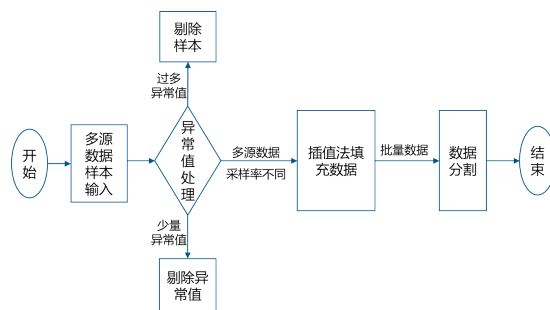


图 6 数据预处理流程

2.4 数据集标注

当前,在驾驶员疲劳识别研究中,数据集的标注应用较多的是主观评估方法,使用的评价工具主要是疲劳评价量表。疲劳主观评价量表主要有美国国家航空与航天局任务负荷量表(NASA Task Load Index, NASA-TLX)^[14]、疲劳自评量表(Fatigue Self-Assessment Scale, FSAS)和疲劳量表(Fatigue Scale, FS-14)^[15]等。文献[14]、[16]均采用了在疲劳状态的评价中应用较为广泛的NASA-TLX负荷量表。HU Jianfeng等^[17]采用Chalder疲劳量表和李氏主观疲劳量表,确定疲劳状态。HENNI等^[18]基于FSAS提出了疲劳评价方法,通过结合试验期间驾驶员的多次自我评价,确定最终疲劳状态。也有学者采用生理参数进行疲劳评价,SAMIMA等^[19]通过试验提出了一种基于脑电图(Electroencephalogram, EEG)信号参数的评价方法。国内学者通过采集前额部位的氧合血红蛋白信号、脱氧血红蛋白信号,提出一种警觉度评价方法^[20]。疲劳评价量表根据人的感觉进行评价,无可避免地存在一定的主观误差,而采用生理参数指标的疲劳评价方法具有客观性、准确性和动态性,时间精度高,连续性好,能有效纠正主观评价方法的判断误差^[21]。

结合上述分析,考虑到生理参数具有较好的客观性、可靠性的优点,将本研究采集到的生理数据主要用于原始数据分析与数据集标注,提出一种融合生理特征与驾驶员及观测者主观评价的疲劳特征

的数据标注策略,如图7所示。选取的生理特征包含驾驶员心率均值、血氧浓度均值,选取驾驶员主观评价量表为FS-14,试验过程中观测者主要针对驾驶员面部特征进行疲劳评价。首先,整理试验记录的受测者自我疲劳评价量表结果、观测者的疲劳评价结果,得到受测者初步状态评价结果。然后,将同一位受测者分别在疲劳状态和正常状态下的心率与血氧浓度进行数据可视化操作,结合2.1节中的生理参数特性分析,基于驾驶员生理特征规律,得到生理参数的客观疲劳评价。最终,将生理特征评价与驾驶员及观测者主观评价融合,共同组成数据集标注的依据,三者相辅相成。当生理参数客观评价与驾驶员及观测者主观评价一致时,得到最终的驾驶员疲劳状态。疲劳状态数据标注为1,正常状态标注为0,完成数据标注。数据集共包含25名受测者数据,每位受测者数据涵盖其生理信息、操作行为信息和面部信息,数据以5 min为单位分割成多段,每段数据包含7 500个时间戳,且每个时间戳具有相同标注,构建的数据集结构见表1。

3 多类型特征疲劳识别模型构建

在上述研究的基础上,进行融合多类型特征的疲劳识别模型的设计。由于生理数据的采集一般需要传感器与驾驶员直接接触,难以适应车辆日常驾驶习惯,因此,这里进行多类型特征融合时不选用生理数据,而是提取驾驶员操作行为特征,并选用

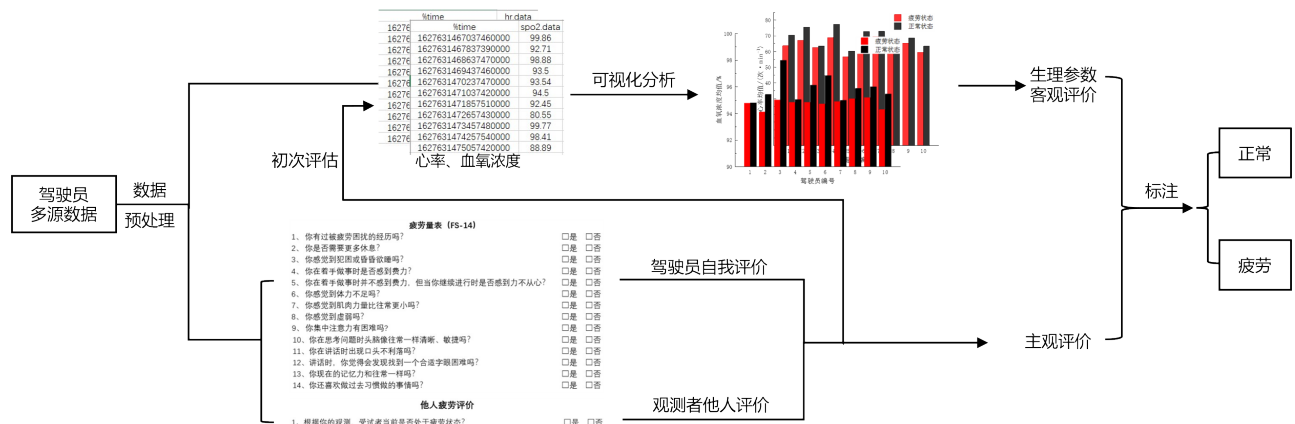


图7 疲劳特征数据标注策略

表 1 构建的多源数据集结构

时间戳/个	心率 (次/min)	血氧浓度/%	方向盘握力/N	眼睑闭合百分比	嘴部纵横比	偏航角/ (°)	俯仰角/ (°)	滚动角/ (°)	驾驶员状态标注结果
1	72	99.67	44.20	0.45	0.82	6.59	15.21	-3.52	1
2	73	99.72	44.17	0.45	0.83	8.81	15.52	-3.90	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...
7 500	68	99.51	50.12	0.35	0.55	-10.48	5.33	-3.49	1
...	...	...	...	...	...	...	...	...	...

Concat融合的方式与面部特征相融合。具体是将提取到的各特征展开为向量，沿着特征向量的行方向进行级联，实现特征融合，并将融合后的时序向量输入Bi-LSTM网络进行训练检测来识别驾驶员状

态。其整体模型的网络架构中包括“面部特征提取”、“操作行为特征提取”及“多类型特征融合”子网络，如图8所示。

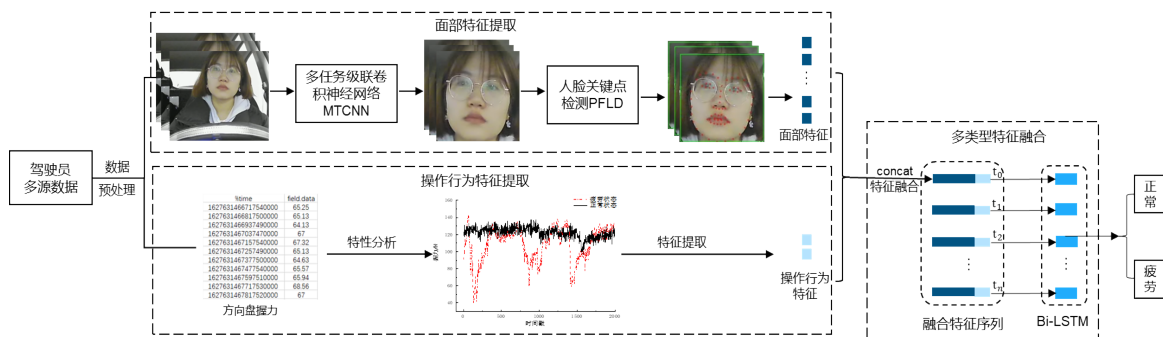


图 8 多类型特征疲劳识别整体网络结构

3.1 面部特征提取

面部特征的提取采用成熟的人脸区域识别与关键点定位的方法，获取眼、嘴等部位关键点坐标值，从而通过坐标计算获得相关特征参数^[22]。其中，采用MTCNN模型^[22]确定人脸区域，采用PFLD模型^[26]将识别出的人脸区域进行关键点识别。实施过程中，预先训练好以上模型，进而通过模型获取人脸关键点坐标，提取驾驶员眼睑闭合百分比、嘴部纵横比及头部姿态角等面部特征参数。

3.2 操作行为特征提取

将采集到的驾驶员方向盘握力数据经过预处理后，分析数据的特性，具体参见第2.2节中图2所示的“驾驶员方向盘握力与时间的关系”。提取固定时间窗长度的方向盘握力的绝对均值和标准差，构成操作行为特征，每个特征皆为一维向量。

3.3 基于Bi-LSTM的多类型特征融合网络

LSTM适用于时间序列数据，其结构主要包含

细胞单元、输入门、遗忘门和输出门。输入门决定对输入的接收程度，遗忘门决定遗忘的历史信息，输出门决定当前细胞状态的选择性输出。由于LSTM模型信息通过隐藏状态从前向后传递，国外学者提出了Bi-LSTM模型，结构如图9所示，当前时刻的输出是由前向在该时刻的输出和后向在该时刻的输出拼接组成^[27]。考虑到多类型特征融合序列的前后时序相关性，当前输出不仅与之前序列有关，也与后续序列有关，所以选用Bi-LSTM模型进行训练检测。

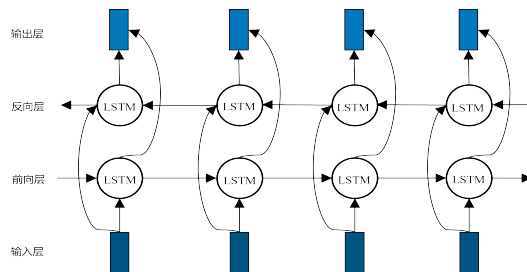


图 9 Bi-LSTM网络结构

输入图像,通过预先训练好的多任务人脸区域-人脸关键点识别模型(MTCNN-PFLD)获得人脸关键点坐标和头部姿态角,提取驾驶员眼部、嘴部和头部特征,进而可与同步采集的驾驶员操作行为数据进行融合。每一个时间戳对应一个时间窗内握力均值、握力标准差、眼睑闭合百分比、嘴部纵横比和头部偏航角、俯仰角和滚动角。欲进行多种特征组合训练,采用Concat的特征融合方法,在同一时间戳下,驾驶员的每一个特征都为1个一维向量(包含 $\alpha_{\text{press_mean}}$, $\alpha_{\text{press_std}}$, $\dots$, α_{roll})。将特征向量进行拼接,以操作行为特征与面部特征融合的方案为例,获得的驾驶员疲劳多类型特征向量为 α_F 。

$$\alpha_F = [\alpha_{\text{press_mean}}, \alpha_{\text{press_std}}, \dots, \alpha_{\text{roll}}] \quad (1)$$

各时间戳下的特征向量共同组成疲劳特征融合序列,基于滑动时间窗的方法,进行模型训练。随机划分数据集的60%为训练集,20%为验证集,20%为测试集。考虑到驾驶员疲劳特征是具有前后时序性的,选择Bi-LSTM进行训练。网络包含输入层、隐藏层和输出层,其中隐藏层有两层,每一层的隐藏神经元数都为64个。使用交叉熵损失,优化器选用随机梯度下降(Stochastic Gradient Descent, SGD),设置batch大小为64,学习率为 10^{-4} ,权重衰减为 10^{-6} ,动量为0.9,由于面部特征的疲劳识别一般具有较高准确性,完成一次哈欠一般为5 s,所以时间窗选择为5 s。为避免过拟合,使用dropout且取值为0.5。其滑动窗口示意图,如图10所示。

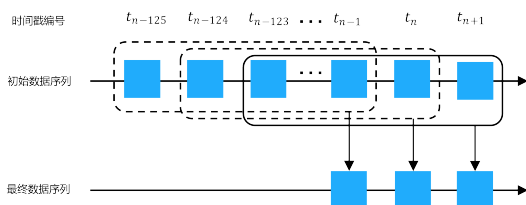


图10 滑动窗口示意图

4 比较研究

为综合评价所提出的基于Bi-LSTM的多类型特征融合驾驶员疲劳识别方法的性能,验证该识别方法在准确性、鲁棒性和场景适应性方面的优越性,

设计了多组对比试验,并加以实施。

4.1 试验环境及试验数据集

试验平台采用AMD Ryzen 5 5600H with Radeon Graphics,主频3.30 GHz,16 GB内存。操作系统为Ubuntu 20.04,使用Tensorflow深度学习框架(2.5.0版)和GPU加速。

试验数据集是构建的驾驶员疲劳多源数据集,主要包含了驾驶员生理参数、操作行为参数和面部参数。

4.2 识别结果及对比

4.2.1 单一类型特征与多类型特征识别

首先,为验证单一类型特征与多类型特征的疲劳识别准确性,将操作行为特征、眼部特征、嘴部特征、头部姿态特征、面部类型特征分别输入网络中进行训练检测,并将本文所提出的、基于驾驶员操作行为特征和面部特征融合的多类型特征输入网络进行训练,分别得到的识别准确率见表2。

表2 单一类型特征与多类型特征的疲劳识别准确率

序号	特征类型	特征	准确率/%
1	生理特征	hr_mean+spo2_mean	91.81
2	操作行为特征	press_mean+press_std	89.46
3	眼部特征	perclos	90.29
4	嘴部特征	mar	93.12
5	头部姿态特征	pitch+yaw+roll	94.51
6	面部特征	perclos+mar+pitch+yaw+roll	97.39
7	多类型特征	press_mean+press_std+perclos+mar+pitch+yaw+roll	98.45

由表2可知,基于驾驶员操作行为特征的疲劳识别准确率为89.46%,基于包含了驾驶员眼部、嘴部、头部姿态的面部类型特征的识别方法准确率为97.39%,而驾驶员操作行为特征与眼部、嘴部、头部姿态特征融合的多类型特征识别准确率为98.32%。试验结果显示,包含press_mean、press_

std、perclos、mar、pitch、yaw、roll 共 7 项特征在内的多类型特征融合的识别方法准确率最高。相较于面部多元特征融合的识别方法,提出了更为充分的多类型特征融合的识别方法,提高了驾驶员疲劳识别的准确率。此外,根据检测结果发现,训练的多类型特征融合疲劳识别模型具有较好的泛化性。

为检验前文提及的数据标注策略中生理数据识别的准确率,也将固定时间窗内的心率均值与血氧浓度均值两项特征融合,输入到网络中进行训练,得到的识别准确率为 91.81%,准确性较高,验证了生理数据作为数据标注依据的可靠性和准确性。

4.2.2 不同场景识别

为检验该多类型特征融合的识别方法在日间正常光线、夜间弱光两种场景下的识别准确率和鲁棒性,针对不同场景的数据分别展开试验,识别准确率见表 3。

表 3 不同场景对比试验结果

特征类型	场景	
	夜间	白天
面部特征	95.27%	98.32%
多类型特征	97.03%	99.05%

其中,面部特征包含眼部、嘴部及头部特征,多类型特征包含操作行为特征和面部特征。以上两种场景下,基于面部特征的疲劳识别准确率分别为 95.27%、98.32%,基于多类型特征的疲劳识别准确率分别为 97.03%、99.05%。可见,该多类型特征融合的疲劳识别方法的准确性与鲁棒性较面部特征识别更高。

综上所述,基于驾驶员操作行为特征及面部特征的融合,得到的疲劳识别模型的识别准确率较其他单一类型特征的识别准确率更高。划分场景的试验中,夜间弱光场景识别准确率为 97.03%,日间正常光线场景的识别准确率为 99.05%,准确性和鲁棒性较面部特征识别方法更高。因此,所提基于 Bi-LSTM 的多类型特征融合的疲劳识别方法的识别效果较好,识别准确性与鲁棒性较单一类型特征识别方法有明显提升,并可在一定程度上弥补面部单一

类型特征在阴影遮挡及光照变化场景下的疲劳识别准确性、鲁棒性的不足。对比分析,基于面部特征的驾驶员疲劳识别方法受光线条件或面部遮挡影响,准确率会明显降低,黑暗情况下甚至直接失效,在实际工程应用中,该方法会在弱光线或黑暗情况下出现驾驶疲劳的遗漏捕捉与识别的情况,对驾驶员的驾驶安全保障仍存在不足。而本文融合了多种类型特征,利用不同类型特征的互补性来克服上述问题,使该模型在实际应用中能适用于各种光线场景,有效解决了疲劳识别准确率明显降低或直接失效而无法起到安全保障的问题,对提高汽车驾驶安全性有一定的工程意义。

5 结论

1) 构建了驾驶员疲劳多源数据集,并提出了一种融合生理特征与驾驶员及观测者主观评价的疲劳特征数据标注策略。搭建模拟驾驶环境,以光线情况划分日间正常光线、夜间弱光两类场景,基于多传感器和 ROS 话题订阅技术,采集驾驶员疲劳多源数据。提出生理参数、受测者疲劳评价和观测者评价三者结合、相辅相成的数据标注方法,并验证了生理数据的疲劳识别准确率为 91.81%,作为数据标注策略有力的试验支撑。

2) 构建了基于 Bi-LSTM 的多类型特征融合的疲劳识别模型。通过时域特性分析提取驾驶员操作行为特征,通过 MTCNN-PFLD 模型提取驾驶员面部特征,将驾驶员操作行为特征及面部特征融合,形成多类型特征融合序列,输入 Bi-LSTM 网络进行训练,生成疲劳识别模型,使各类型参数得到充分利用。

3) 通过试验验证,包含驾驶员操作行为、面部图像在内的两类参数、共 7 项特征融合的识别准确率为 98.45%,较单一类型特征识别方法准确率更高。划分场景的对比试验中,正常光线与弱光两种场景下识别准确率分别为 99.05%、97.03%。多类型特征识别方法一定程度上克服了仅依赖单一类型特征而丢失重要疲劳特征的缺陷,强化了不同类型

特征信息间的互补, 对比弱光线场景下基于面部特征的疲劳识别方法, 本文所提出的识别方法准确性

较高, 鲁棒性较好, 对不同环境的适应性较优。

参考文献 (References)

- [1] NOUGHBI M G, SADEGHI A, MOGHADDAM AM, et al. Fatigue Risk Management: Assessing and Ranking the Factors Affecting the Degree of Fatigue and Sleepiness of Heavy-Vehicle Drivers Using TOPSIS and Statistical Analyses [J]. *Iranian Journal of Science and Technology, Transactions of Civil Engineering*, 2020, 44: 1345–1357.
- [2] MOUJAHID A, DORNAIKA F, ARGANDA-CARRERAS I, et al. Efficient and Compact Face Descriptor for Driver Drowsiness Detection [J]. *Expert Systems with Applications*, 2021, 168: 114334.
- [3] 于海涛. 戴墨镜驾驶员疲劳检测方法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2017.
YU Haitao. Research of Fatigue Detection Method for Drivers with Sunglasses [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2017. (in Chinese)
- [4] KAJIWARA S. Driver-Condition Detection Using a Thermal Imaging Camera and Neural Networks [J]. *International Journal of Automotive Technology*, 2021, 22: 1505–1515.
- [5] AKROUT B, MAHDI W. A Novel Approach for Driver Fatigue Detection Based on Visual Characteristics Analysis [J]. *Journal of Ambient Intelligence and Humanized Computing*, 2021(6): 1–26.
- [6] CYGANIEK B, GRUSZCZYŃSKI S. Hybrid Computer Vision System for Drivers' Eye Recognition and Fatigue Monitoring [J]. *Neurocomputing*, 2014, 126: 78–94.
- [7] ZHOU Feng, ALSAID A, BLOMMER M, et al. Driver Fatigue Transition Prediction in Highly Automated Driving Using Physiological Features [J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 147(C): 113204–113204.
- [8] KOBAYASHI F, WATANABE T, WATANABE M, et al. Blood Pressure and Heart Rate Variability in Taxi Drivers on Long Duty Schedules [J]. *Journal of Occupational Health*, 2002, 44(4): 214–220.
- [9] 刘喜正, 王天赐, 张培玲, 等. 基于ARM的防疲劳驾驶和二次交通事故处理的汽车系统设计[J]. *电子制作*, 2019(19): 80–81.
LIU Xizheng, WANG Tianci, ZHANG Peiling, et al. Automotive System Design for Anti-Fatigue Driving and Handling of Secondary Traffic Accident Based on ARM [J]. *Practical Electronics*, 2019(19): 80–81. (in Chinese)
- [10] VICENTE J, LAGUNA P, BARTRA A, et al. Drowsiness Detection Using Heart Rate Variability [J]. *Medical & Biological Engineering & Computing*, 2016, 54(6): 927–937.
- [11] LI Rui, CHEN Yingjie, ZHANG Linghao. A Method for Fatigue Detection Based on Driver's Steering Wheel Grip [J]. *International Journal of Industrial Ergonomics*, 2021, 82: 103083.
- [12] LI Fan, WANG Xiaowei, LU Baoliang. Detection of Driving Fatigue Based on Grip Force on Steering Wheel with Wavelet Transformation and Support Vector Machine [C]//*International Conference on Neural Information Processing*. Daegu: Springer Berlin Heidelberg, 2013: 141–148
- [13] 公安部交通管理局. 2020年全国注册登记机动车3328万辆 新能源汽车达492万辆[EB/OL]. (2021-01-07) [2021-12-30] <https://www.mps.gov.cn/n2254314/n6409334/c7647242/content.html>.
Traffic Management Bureau, Ministry of Public Security. 33.28 Million Motor Vehicles and 4.92 Million NEVs were Registered Nationwide in 2020 [EB/OL]. (2021-01-07) [2021-12-30] <https://www.mps.gov.cn/n2254314/n6409334/c7647242/content.html>. (in Chinese)
- [14] WANG Hongtao, DRAGOMIR A, ABBASI N I, et al. A Novel Real-Time Driving Fatigue Detection System Based on Wireless Dry EEG [J]. *Cognitive Neuro-dynamics*, 2018, 12(4): 365–376.
- [15] 王天芳, 薛晓琳. 疲劳自评量表[J]. *中华中医药杂志*, 2009, 24(3): 348–349.
WANG Tianfang, XUE Xiaolin. Fatigue Self-Assessment Scale (FSAS) [J]. *China Journal of Traditional Chinese Medicine and Pharmacy*, 2009, 24(3): 348–349. (in Chinese)
- [16] 韩伟, 张尊景, 田敬才, 等. 基于多尺度熵和支持向量机的人体脑疲劳状态检测研究[J]. *中国医疗设备*, 2020, 35(3): 42–46.
HAN Wei, ZHANG Zunjing, TIAN Jingcai, et al. Mental Fatigue Detection Based on Multiscale Entropy and Support Vector Machine [J]. *China Medical Equipment*, 2020, 35(3): 42–46. (in Chinese)
- [17] HU Jianfeng, MIN Jianliang. Automated Detection of Driver Fatigue Based on EEG Signals Using Gradient Boosting Decision Tree Model [J]. *Cognitive Neuro-dynamics*, 2018, 12(4): 431–440.
- [18] HENNI K, MEZGHANI N, GOUIN-VALLERAND C, et

- al.Feature Selection for Driving Fatigue Characterization and Detection Using Visual- and Signal-Based Sensors [J].Applied Informatics,2018,5(1):1-15.
- [19] SAMIMA S, SARMA M, SAMANTA D. Correlation of P300 ERPs with Visual Stimuli and Its Application to Vigilance Detection [C]//Proceedings of the 2017 39th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC), July 11-15, 2017, Jeju, Korea (South). Piscataway NJ: IEEE, c2017:2590-2593.
- [20] 曹勇,焦学军,姜劲,等.基于功能性近红外光谱成像的警觉度检测[J].光学学报,2018,38(3):369-375.
CAO Yong, JIAO Xuejun, JIANG Jing, et al. Vigilance Detection Based on Functional Near-Infrared Spectroscopy [J]. Acta Optica Sinica, 2018, 38 (3) : 369-375. (in Chinese)
- [21] 王海玮,温惠英,刘敏.夜间环境驾驶员精神负荷的生理特性评估与实验[J].吉林大学学报(工学版),2017,47(2):420-428.
WANG Haiwei, WEN Huiying, LIU Ming. Experimental Evaluation of Nighttime Driver's Physiological Characteristics in Driving Simulator[J].Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2017, 47 (2) : 420-428.(in Chinese)
- [22] WIERWILLE W, WREGGIT S S, KIRN C L, et al. Research on Vehicle-Based Driver Status/Performance Monitoring; Development, Validation, and Refinement of Algorithms for Detection of Driver Drowsiness, Final Report [R]. United States: Joint Program Office for Intelligent Transportation Systems, 1994.
- [23] SAURAV S, MATHUR S, SANG I, et al. Yawn Detection for Driver's Drowsiness Prediction Using Bi-Directional LSTM with CNN Features [C]//Proceedings of Intelligent Human Computer Interaction: 11th International Conference, IHCI 2019, Dec. 12-14, 2019, Allahabad, India. Springer, 2019: 189-200.
- [24] DREISSIG M, BACCOUR M H, SCHAECK T, et al. Driver Drowsiness Classification Based on Eye Blink and Head Movement Features Using the k-NN Algorithm [J]. 2020 IEEE Symposium Series on Computational Intelligence, 2020, 1(4): 889-896.
- [25] ZHANG Kaipeng, ZHANG Zhangpeng, LI Zhifeng, et al. Joint Face Detection and Alignment Using Multitask Cascaded Convolutional Networks [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10): 1499-1503.
- [26] GUO Xiaojie, LI Siyuan, YU Jinke, et al. PFLD: A Practical Facial Landmark Detector [J]. CoRR, 2019: 1-11.
- [27] SCHUSTER M, PAILWAL K K. Bidirectional Recurrent Neural Networks [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1997, 45(11): 2673-2681.

作者简介



杨婧宜 (1997-), 女, 四川成都人, 硕士研究生, 主要研究方向为汽车安全性与汽车智能座舱。

Tel: 17380617128

E-mail: 17380617128@163.com

通信作者



丁渭平 (1968-), 男, 陕西咸阳人, 教授, 博士生导师, 主要研究方向为汽车 NVH、新能源汽车设计理论与技术, 以及汽车智能化理论与技术。

Tel: 13981819261

E-mail: dwp@swjtu.edu.cn