

基于 RetinaFace 和 ERT 的眼部疲劳检测方法

雷富强 张博雅 张一帆 刘识灏

(中船(浙江)海洋科技有限公司 浙江 舟山 316000)

摘要 针对疲劳驾驶检测问题,提出一种基于人脸图像特征的眼部疲劳检测方法。利用 RetinaFace 网络检测面部区域的位置;通过级联回归树(ERT, Ensemble of Regression Trees)算法获取人脸 68 个关键特征点,同时完成对眼部区域的划分;计算人眼纵横比,判断出睁眼和闭眼行为;根据 PERCLOS 度量准则实现疲劳状态的检测与判定。在 YawDD 数据集上的实验结果表明,该方法识别的平均准确率、精确率和召回率分别为 90.24%、92.41% 和 91.90%,能有效识别眼部疲劳状态。

关键词 眼部疲劳检测 RetinaFace 网络 级联回归树 人眼纵横比

中图分类号 TP391.41

文献标志码 A

DOI:10.3969/j.issn.1000-386x.2024.10.034

EYE FATIGUE DETECTION BASED ON RETINAFACE AND ERT

Lei Fuqiang Zhang Boya Zhang Yifan Liu Shihao

(CSSC (Zhejiang) Ocean Technology Co., Ltd., Zhoushan 316000, Zhejiang, China)

Abstract Aimed at the problem of fatigue driving detection, a method of eye fatigue detection based on facial image features is proposed. We used the RetinaFace network to detect the facial area. The Ensemble of Regression Trees (ERT) algorithm was used to obtain 68 key feature points, and the eye regions were divided. We calculated the eye aspect ratio to detect the blink behavior. According to the PERCLOS criterion, the detection and determination of the fatigue state was realized. The experimental results on the YawDD dataset show that the average accuracy, precision, and recall rate of this method are 90.24%, 92.41% and 91.90%, which can effectively identify eye fatigue.

Keywords Eye fatigue detection RetinaFace network Ensemble of regression trees Eye aspect ratio

0 引言

随着我国国民经济水平的不断提高,汽车的数量也在逐渐增长。根据公安部交通管理局的统计数据,2020年全国汽车保有量达到2.81亿辆^[1],占机动车总量的75.54%,但随之而来的是交通事故的不断发生。据统计,20%以上的交通事故是由疲劳驾驶引起的^[2],疲劳驾驶成为交通安全的主要隐患。相比于酒后驾驶、超速驾驶等,疲劳驾驶的预防难度更大。因此,如何对疲劳驾驶进行有效检测与预防,逐渐引起研究者的关注。

1 疲劳驾驶检测方法

目前针对疲劳检测,国内外相关研究人员主要提出三种不同的解决方案:基于车辆运动信息、基于驾驶员生理信息和基于驾驶员面部信息的疲劳检测方法。

对于车辆运动信息,驾驶员在疲劳时的一系列行为会导致车辆运动状态发生变化,通过对方向盘的操作、车身的左右摇摆幅度、车道的偏离程度等特征进行检测分析,实时判断驾驶员的疲劳状态。柴萌^[3]提取了长途客车方向盘转向参数、车身侧向速度等特征,采用GM-HMM模型(Gaussian Mixture-Hidden Markov

Model)建立长途客车的疲劳驾驶判别模型。陈志勇等^[4]用统计方法分析驾驶员不同状态下对车辆速度、加速度、方向盘转角等的影响程度,利用 BP (Back Propagation)神经网络建立疲劳检测模型。贾丽娟^[5]采集方向盘转角、车速等数据,分别从驾驶行为变量的时域特征和操作行为参数的频域特征两个方面分析疲劳驾驶特征。Chai 等^[6]通过方向盘状态来检测驾驶员的疲劳程度,利用驾驶模拟器收集 1 个与方向盘相关的参数,并使用方差分析筛选出 4 个与驾驶员状态相关的参数,建立数学模型完成疲劳检测。基于车辆运动信息的疲劳检测方法只需获取车辆数据,不会对驾驶员产生干扰,但是这种方法会受到实际路况、驾驶习惯等的干扰。

对于驾驶员生理信息,主要是通过穿戴相关仪器设备,直接获取脑电波信号、心电波信号、肌电波信号等生理信号,然后分析驾驶员的疲劳状态。徐礼胜等^[7]通过截取短时心电信号序列获得时域和频域特征,结合随机森林算法进行疲劳特征分类。Gromer 等^[8]利用低成本的心电图传感器提取心率变异性数据,用以分析疲劳驾驶。Luo 等^[9]提取驾驶员前额脑电波信号,利用自适应缩放因子和熵特征提取算法对驾驶特征进行分类处理,并验证该方法对检测疲劳驾驶的有效性。Artanto 等^[10]把肌电信号采集设备附着在眼睑周围皮肤上,在不伤害眼睛的前提下检测眼睑闭合时间,从而判断是否处于疲劳状态。基于驾驶员生理信息的检测方法能直观反映驾驶员的操作状态,但相关接触式采集设备会对驾驶员带来额外干扰。

对于驾驶员面部信息,潘志庚等^[11]根据人脸“三庭五眼”的分布特征,分割出人眼区域,利用模糊综合评价算法对眼睛长宽比、瞳孔黑色素所占比例等影响因素进行分析,判断眼部的疲劳状态。邬敏杰等^[12]采用 AdaBoost 算法定位面部区域,再通过模板匹配描绘出人眼特征,根据眼睛闭合程度进而判断疲劳状态。沈英超^[13]利用 MTCNN (Multi-task Cascaded Convolutional Networks)深度学习网络获得驾驶员面部区域,然后提出一种多任务约束学习网络定位眼部区域,最后通过卷积神经网络 LeNet-5 的变体识别眼部状态。Knapik 等^[14]提出了一种基于热成像技术的疲劳识别方法,利用哈欠热模型分析检测出的面部特征信息,从而识别疲劳度,该方法昼夜均可使用,并且不会因为热成像干扰到驾驶员的正常操作。Anitha 等^[15]提取嘴部区域轮廓,根据嘴部投影直方图分析哈欠特征信息,进而检测疲劳状态。基于驾驶员面部信息的检测方法往往使用图像处理技术,不仅成本低,而且准确率也较高,逐渐成为疲劳驾驶检测方法的研究热点。本文利用

近年来新提出的人脸检测算法,结合面部特征点模型准确定位出人眼区域,通过眼部特征点位置关系识别闭眼动作,最后根据疲劳度量准则来确定眼部疲劳状态。

2 本文疲劳检测方法

本文提出的疲劳驾驶检测方法分为 4 个步骤:首先利用 RetinaFace 算法检测出人脸面部区域,然后通过 ERT 算法在识别出的面部区域中定位眼睛的特征点,根据特征点的位置关系利用人眼纵横比方法来识别出闭眼动作,最后基于 PERCLOS 准则来完成人眼的疲劳状态检测。疲劳检测流程如图 1 所示。



图 1 疲劳检测流程

2.1 RetinaFace 人脸检测

人脸检测是眼部疲劳检测过程中最基础、最重要的环节,面部区域定位的准确率影响后续检测的精度。Retinaface 是由 Deng 等^[16]在 2019 年提出的一种鲁棒的单阶段人脸检测算法,该算法采用轻量级骨干网络,通过结合学习额外标注信息和自监督学习的优势,能在不同尺度下实现人脸像素级定位,在 WIDER FACE^[17]测试集和验证集的检测中均取得最优效果。鉴于 RetinaFace 算法在人脸检测方面具有一定优势,因此本文采用 RetinaFace 算法检测人脸的存在并定位面部区域,该算法的网络结构如图 2 所示,人脸检测的流程分为以下 4 个阶段:

(1) MobileNet 主干网络。RetinaFace 在检测的第一阶段通过主干网络提取有效特征,在实际检测中算法提供了两种主干网络 Mobilenetv1-0.25 和 Resnet50 网络。为了保证检测的实时性,本文选取 Mobilenetv1-0.25 作为主干特征网络, Mobilenetv1-0.25 是由 Mobilenetv1-1 将通道数压缩为原来的 1/4 而得来。Mobilenetv1-0.25 利用深度可分离卷积来构建轻量级深度神经网络,与标准卷积相比,可以大大减少模型参数,从而降低卷积计算量。从图 2 可知,在主干网络阶段进行了多次深度分离卷积,而深度分离卷积又由逐通道卷积和逐点卷积两部分运算组成。其中,逐通道卷积没有有效利用不同通道在相同空间位置上的特征信息,因此需要逐点卷积将这些独立的特征信息进行组合,同时调整特征信息的通道数,确保能提取到足够多的有效特征信息。

(2) 特征金字塔网络 (FPN, Feature Pyramid Network)。FPN 网络会利用 1×1 卷积分别对 MobileNetV1-0.25 网络最后三个有效特征层 (即 C3、C4、C5 层) 进行通道数调整,然后通过上采样和特征融合来进行特征

的加强提取。其中 C5 层经通道调整后输出为 P5 特征层, P5 特征层经上采样后与调整通道数后的 C4 层进行特征融合, 再经 3×3 卷积后形成 P4 特征层, P4 特征层经上采样后与调整通道数后的 C3 层进行特征融合, 再经 3×3 卷积后输出 P3 特征层。高层特征往往具有低分辨率、强语义信息, 而低层特征具有高分辨率、弱语义信息, FPN 通过上采样和特征融合把高层较强的语义信息传递到低层, 补充低层较弱的语义信息, 这样就能获得高分辨率、强语义的特征, 有利于小目标的检测。

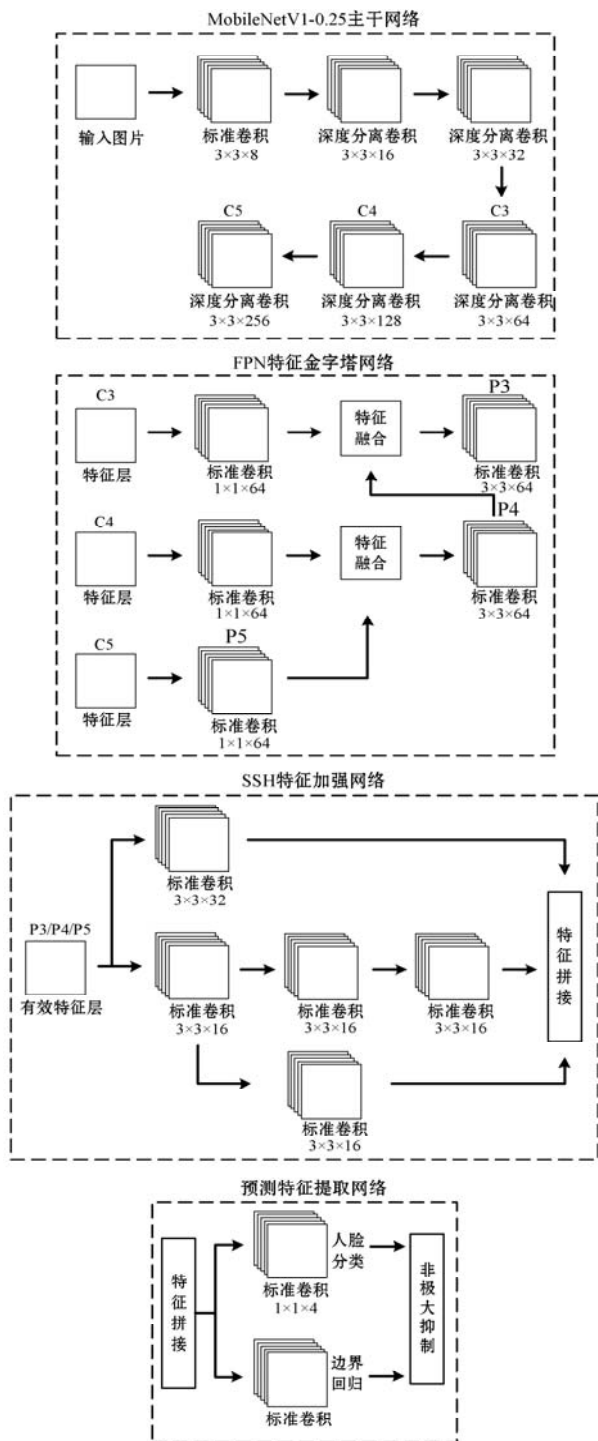


图 2 RetinaFace 网络结构

(3) 特征加强网络 (Single Stage Headless, SSH)。RetinaFace 算法利用 SSH 网络增大感受野从而分别对 P3、P4 和 P5 层继续进一步加强特征的提取。SSH 网络使用了三个并行的卷积结构, 第一个是 3×3 卷积, 第二个是两次 3×3 卷积, 第三个是三次 3×3 卷积, 然后将经过三个并行卷积得到的特征作拼接, 从而引入更多的上下文特征信息。

(4) 预测特征提取网络。该阶段利用人脸分类器和边界框回归预测器, 对经过 SSH 网络增强后的特征获得预测结果。人脸分类器判断先验框内是否包含人脸, 边界框回归预测器对先验框的宽高和位置进行调整来获得预测框, 在完成调整后通过非极大抑制去除重合度较高的预测框, 从而筛选出特定区域内属于人脸类别得分最大的预测框, 完成人脸的检测, 输出人脸框的位置坐标, 检测效果如图 3 所示。



图 3 RetinaFace 定位人脸区域

2.2 ERT 眼部特征点定位

利用 RetinaFace 检测出人脸区域后, 检测出眼睛关键点位置, 定位出眼睛的轮廓形状, 这需要根据面部整体区域检测出人脸关键点, 从而提取眼部形状。考虑到本文对研究眼部疲劳检测问题有着较高的实时性要求, 因此选取基于级联回归树 (Ensemble of Regression Trees, ERT) 的人脸关键点定位算法^[18], 该算法是少数能够在 CPU 环境上实现实时人脸关键点检测的算法之一, 并且具有较低的误差。ERT 算法通过串联的方式来连接回归树, 每棵树之间的关系是串行的, 即后一棵树是在前一棵树的基础上建立起来的, 每棵树叶子节点中存储该树具有的残差值, 前一棵树的输出值作为后一棵树的输入值, 通过构建每棵树和节点分裂不断叠加残差值, 使得每幅输入图片的当前形状 (所有人脸关键点坐标组合成的向量) 经过初始形状加上残差这样级联过程, 越来越接近真实形状, 直到建立足够多的树, 此时最后的当前形状即可表示真实形状, 从而完成人脸关键点的预测。通过级联实现人脸关键点定位的方法如式 (1) 所示。

$$S^{t+1} = S^t + r_t(I, S^t) \quad (1)$$

式中: 假设 $x_i \in \mathbf{R}^2$ 为输入人脸图像 I 的第 i 个关键点 x, y 坐标, $\mathbf{S} = (x_1^T, x_2^T, \dots, x_p^T)^T$ 表示 I 中所有 p 个人脸

关键点组成的向量,通常将 S 称为形状, $S^{(t)}$ 表示第 t 级回归树对 S 的当前估计, r_t 表示级联过程中每个回归树, $r_t(I, S^{(t)})$ 表示输入图像与当前预测形状计算出的残差向量,用来更新当前形状。随着级联的持续迭代,将经过各级回归树后的结果作为对人脸关键点的预测,当前形状所表示脸部关键点的位置更加接近真实值。

基于 ERT 的人脸关键点检测算法实现了对人脸面部的眉毛、眼睛、鼻子、嘴唇、脸颊等特征点的位置标定,图 4 表示该算法对人脸 68 个关键特征点的标注模型,图 5 表示利用 ERT 算法检测面部特征点。

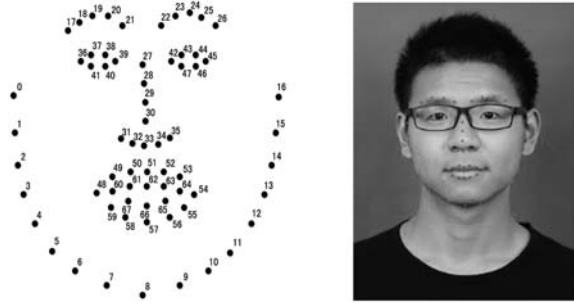


图 4 人脸特征点模型

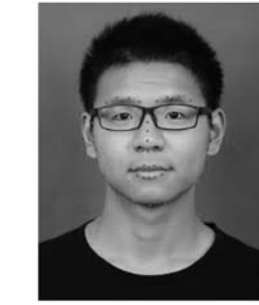


图 5 ERT 检测人脸特征点

2.3 眨眼检测

利用 ERT 算法检测出面部关键点后,可以准确定位出眼部的 6 个关键点,如图 6 所示。由图 4 可知左眼特征索引号是 36 至 41,右眼索引号是 42 至 47,通过计算眼部轮廓关键点之间的欧氏距离可以量化出眼睛的闭合程度。因此本文利用人眼纵横比 (EAR, Eye Aspect Ratio) 来确定眼睛状态是睁眼还是闭眼,EAR 的计算如式(2)所示。

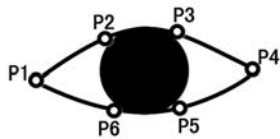


图 6 眼部特征点

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

式中:分子表示眼睛垂直特征点间的欧氏距离,分母表示眼睛水平特征点之间的欧氏距离。EAR 方法通过计算眼部轮廓的长宽比来判断眼睛是否闭上,通常在睁眼状态下,EAR 值维持在某个恒定值附近,当 EAR 接近 0 时,意味着检测到闭眼状态。

2.4 疲劳识别

对于眼部疲劳状态的判断,本文采用 PERCLOS (Percentage of Eyelid Closure Over the Pupil Over Time) 准则来度量,PERCLOS 是指特定时间周期内眼睛闭合时间占总时间的比例,被认为是现阶段检测眼部疲劳

状态最可靠,最有效的方法。根据眼睛闭合程度的不同,该准则包含 3 个判定标准:EM、 P_{70} 和 P_{80} ,其中 P_{80} 最适合识别眼部疲劳,表示眼睑遮住瞳孔面积超过 80% 的时间比例,并且利用 EAR 已经实现了对闭眼状态的检测。PERCLOS 具体计算如式(3)所示。

$$PERCLOS = \frac{N_{close}}{N} \quad (3)$$

式中: N_{close} 表示眼睛闭合的时间, N 表示从眼睛睁开 80% 到完全闭合再到睁开 80% 所用的时间。在实验中,摄像头以恒定帧率采集图像,单位时间内采集到的图像数量是固定的,所以在计算单位时间内的 PERCLOS 值可以转换为单位时间内所采集图像中闭眼状态的帧数占单位时间内采集图像总帧数的比值 (ECR, Eye Close Ratio),此时 ECR 的计算如式(4)所示。

$$ECR = \frac{F_{close}}{F_{sum}} \quad (4)$$

式中: F_{close} 表示单位时间内闭眼帧数总和, F_{sum} 表示单位时间采集图像帧数总和。

根据不同人眼的闭合程度,计算左右眼 EAR 的平均值作为最终的人眼纵横比值,通过与预先设定的 EAR 阈值的比较,当 EAR 连续 3 帧均小于阈值时,可认为是一次闭眼,再结合 PERCLOS 准则实现眼部疲劳检测,在本文实验中,取 EAR 阈值为 0.3。根据文献 [19] 中的研究可知,当驾驶员的 PERCLOS 小于 0.1 时,判定为非疲劳;当 PERCLOS 在 [0.1, 0.3] 时,判定为轻度疲劳;当 PERCLOS 在 [0.3, 0.5] 时,判定为中度疲劳;当 PERCLOS 大于等于 0.5 时,判定为严重疲劳。本文根据对数据集的检测与分析,取 PERCLOS 阈值为 0.4,即当检测出的 PERCLOS 大于等于 0.4 时,判定为疲劳状态,否则为非疲劳状态。

3 实验与分析

本文使用公开的用于测试疲劳驾驶的 YawDD^[20] (A Yawning Detection Dataset) 数据集进行实验, YawDD 数据集包括亚洲和欧美不同性别司机在不同光照条件下的模拟驾驶视频,包含戴眼镜男性、不戴眼镜男性、戴眼镜女性、不戴眼镜女性四类视频,每类视频均是分辨率为 640×480 , 24 位真彩色的无音驾驶视频,并且每类视频均有疲劳和非疲劳两种状态。由于 YawDD 数据集视频的时间长短不一,本文选取时长均为 30 秒的测试样本,对每个视频每 10 秒统计 PERCLOS 值,并取平均值,检测是否为疲劳状态。

3.1 疲劳状态检测

为了验证本文方法检测眨眼的准确性,在 4 类不同性别、不同配饰的驾驶视频集上分别统计闭眼准确率和 PERCLOS 均值,结果如表 1 所示。可以看出,在四类不同配饰、不同性别视频中,检测出的疲劳状态 PERCLOS 值总体高于非疲劳状态,均超过 0.4,而非疲劳状态则相反,并且没有产生误判。另外由于眼镜对眼部区域产生不同程度的遮挡,增加定位眼部特征点的难度,影响眼部状态的检测,不戴眼镜的闭眼检测准确率高于戴眼镜的准确率。疲劳检测评估结果如表 2 所示。

表 1 疲劳状态检测结果

类别	状态	实际闭眼帧数	检测闭眼帧数	准确率 /%	PERCLOS 均值
不戴眼镜男性	疲劳	355	328	92.39	0.62
	非疲劳	152	139	91.45	0.25
戴眼镜男性	疲劳	367	325	88.56	0.59
	非疲劳	164	148	90.24	0.27
不戴眼镜女性	疲劳	348	320	91.95	0.60
	非疲劳	169	154	91.12	0.28
戴眼镜女性	疲劳	325	294	90.46	0.53
	非疲劳	145	130	89.66	0.24

表 2 疲劳检测评估结果

类别	实际疲劳个数	检测疲劳个数	错检个数	准确率 /%	精确率 /%	召回率 /%
不戴眼镜男性	33	32	5	93.33	93.75	90.91
戴眼镜男性	27	28	5	87.50	89.29	92.59
不戴眼镜女性	38	37	5	90.38	94.59	92.11
戴眼镜女性	25	25	4	89.74	92.00	92.00

3.2 检测效果展示

为了直观展示本文方法在 YawDD 数据集上的疲劳检测效果,分别选取不戴眼镜男性、戴眼镜男性、不戴眼镜女性、戴眼镜女性四类视频的部分检测示例,如图 7 至图 10 所示。在每帧画面中,RetinaFace 算法检测出驾驶员的脸部位置,通过检测得到 4 个边界框坐标,根据坐标形成面部矩形框来定位。ERT 算法根据识别到的面部区域,检测出双眼的特征点,各通过 6 个圆点表示。在计算人眼纵横比检测闭眼帧数后,依据 PERCLOS 准则完成疲劳判断。每帧画面的左上角分别显示当前帧的 EAR 值、当前闭眼帧数 F_CLOSE、当前总帧数 F_SUM 和当前 PERCLOS 值,实时检测驾驶员的疲劳状态。



图 7 不戴眼镜男性疲劳检测示例



图 8 戴眼镜男性疲劳检测示例



图 9 不戴眼镜女性疲劳检测示例



图 10 戴眼镜女性疲劳检测示例

4 结 语

本文方法利用 RetinaFace 网络检测视频中的人脸,然后根据定位到的面部区域信息,通过级联回归树 ERT 算法检测出人脸的关键特征点,并识别出眼部的特征信息。根据眼部特征点的几何位置关系,计算人眼纵横比 EAR,实现对眨眼行为的判别。最后基于 PERCLOS 准则,实现对眼部疲劳状态的检测。在 YawDD 数据集上的实验结果表明,本文方法具有较好的准确率、精确率和召回率,在疲劳驾驶检测方面性能良好。

参 考 文 献

- [1] 陈秀娟. 全国汽车保有量达 2.81 亿辆[J]. 汽车观察, 2021, 1(190):7.
- [2] Maclean A W. Chapter 40: Sleep and driving[J]. Handbook of Behavioral Neuroscience, 2019, 30:611-622.
- [3] 柴萌. 长途客车驾驶员疲劳状态辨识与预警[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [4] 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(S1): 67-69, 93.

- [5] 贾丽娟. 基于实车方向盘操作特征的疲劳驾驶检测方法研究[D]. 北京: 清华大学, 2017.
- [6] Chai M, Li S W, Sun W C, et al. Drowsiness monitoring based on steering wheel status[J]. *Transportation Research Part D: Transport and Environment*, 2019, 66(1): 95-103.
- [7] 徐礼胜, 张闻勘, 庞宇轩, 等. 基于短时心电信号的疲劳驾驶检测算法[J]. *东北大学学报(自然科学版)*, 2019, 40(7): 937-941.
- [8] Gromer M, Salb D, Walzer T, et al. ECG sensor for detection of driver's drowsiness[J]. *Procedia Computer Science*, 2019, 159: 1938-1946.
- [9] Luo H W, Qiu T R, Liu C, et al. Research on fatigue driving detection using forehead EEG based on adaptive multi-scale entropy[J]. *Biomedical Signal Processing and Control*, 2019, 51(5): 50-58.
- [10] 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]//2nd International conferences on Information Technology, Information Systems and Electrical Engineering, 2017: 235-238.
- [11] 潘志庚, 刘荣飞, 张明敏. 基于模糊综合评价的疲劳驾驶检测算法研究[J]. *软件学报*, 2019, 30(10): 2954-2963.
- [12] 邬敏杰, 穆平安, 张彩艳. 基于眼睛和嘴巴状态的驾驶员疲劳检测算法[J]. *计算机应用与软件*, 2013, 30(3): 25-27, 54.
- [13] 沈英超. 基于眼部特征的疲劳驾驶检测系统的研究与实现[D]. 桂林: 桂林电子科技大学, 2019.
- [14] Knapik M, Cyganek B. Driver's fatigue recognition based on yawn detection in thermal images[J]. *Neurocomputing*, 2019, 338(4): 274-292.
- [15] Anitha C, Venkatesha M K, Adiga B S. A two fold expert system for yawning detection[J]. *Procedia Computer Science*, 2016, 92: 63-71.
- [16] Deng J K, Guo J, Zhou Y X, et al. RetinaFace: Single-stage dense face localization in the wild[EB]. arXiv:1905.00641, 2019.
- [17] Yang S, Luo P, Loy C, et al. WIDER FACE: A face detection benchmark[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 5525-5533.
- [18] Kazemi V, Sullivan J. One millisecond face alignment with an ensemble of regression trees[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 1867-1874.
- [19] 汪磊, 孙瑞山. 基于面部特征识别的管制员疲劳监测方法研究[J]. *中国安全科学学报*, 2012, 22(7): 66-71.
- [20] Abtahi S, Omidyeganeh M, Shirmohammadi S, et al. YawDD: A yawning detection dataset[C]//5th ACM Multimedia Systems Conference, 2014: 24-28.

(上接第132页)

线定位阶段实现三种不同的定位算法, 并探究定位方向对定位结果的影响。实验测试表明, 双网络室内定位系统相较于单网络室内定位系统在定位精度上有所提高, 具有良好的应用前景。

参 考 文 献

- [1] Steiniger S, Neun M, Edwardes A. Foundations of location based services[M]//Lecture Notes on LBS. University of Zurich, 2006: 2.
- [2] Pu Y C, You P C. Indoor positioning system based on BLE location fingerprinting with classification approach[J]. *Applied Mathematical Modelling*, 2018, 62: 654-663.
- [3] Mautz R. Indoor positioning technologies[M]. Südwestdeutscher Verlag für Hochschulschriften, 2012.
- [4] He S, Chan S H G. Wi-Fi fingerprint-based indoor positioning: Recent advances and comparisons[J]. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 2015, 18(1): 466-490.
- [5] Willaredt J. WiFi and Cell-ID based positioning-protocols, standards and solutions[EB/OL]. [2021-04-15]. http://www.snet.tu-berlin.de/fileadmin/fg220/courses/WS1011/snet-project/wifi-cellid-positioning_willaredt.pdf, 2011.
- [6] Liu F, Liu J, Yin Y, et al. Survey on WiFi-based indoor positioning techniques[J]. *IET Communications*, 2020, 14(9): 1372-1383.
- [7] Wang P, Luo Y. Research on WiFi indoor location algorithm based on RSSI ranging[C]//2017 4th International Conference on Information Science and Control Engineering (ICISCE), 2017: 1694-1698.
- [8] Ning G, Wen Z, Sun K. Research on indoor positioning algorithm based on trilateral positioning and Taylor series expansion[C]//DEStech Transactions on Computer Science and Engineering, 2016.
- [9] Ding G, Zhang J, Tan Z. Overview of received signal strength based fingerprinting localization in indoor wireless LAN environments[C]//2013 5th IEEE International Symposium on Microwave, Antenna, Propagation and EMC Technologies for Wireless Communications, 2013: 160-164.
- [10] Wang B, Gan X, Liu X, et al. A novel weighted KNN algorithm based on RSS similarity and position distance for Wi-Fi fingerprint positioning[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 30591-30602.
- [11] Al-Ammar M A, Alhadhrami S, Al-Salman A, et al. Comparative survey of indoor positioning technologies, techniques, and algorithms[C]//2014 International Conference on Cyberworlds, 2014: 245-252.
- [12] Xia S, Liu Y, Yuan G, et al. Indoor fingerprint positioning based on Wi-Fi: An overview[J]. *ISPRS International Journal of Geo-Information*, 2017, 6(5): 135.