

基于 MTCNN 网络的检测模型效果不够理想。

2.2 基于低光增强的疲劳驾驶检测模型

在本节中, 我们针对传统基于 MTCNN 算法在低光照下的不足, 在传统算法的基础上进行了创新, 提出了一种基于低光增强的疲劳驾驶检测模型。

如图 2 所示, 本模型主要分为 3 步。第 1 步首先采用低光增强算法对低光照下的照片进行处理, 获取到高质量图像; 第 2 步和第 3 步与传统基于 MTCNN 的检测算法相同, 先采用 MTCNN 网络进行关键点检测

来确定眼睛的区域, 之后采用 CNN 网络进行分类, 判断是否为疲劳驾驶。由图 2 可知, 本模型在使用低光增强算法的检测模型不会受到低光照下图像曝光度低的影响。

第 1 步利用低光增强算法对图片进行处理是本文工作的重点。使用低光增强, 我们不再将原始图像直接输入到 MTCNN 中进行检测。而是在进行检测之前, 创新提出了使用 LIME 算法^[19]对原始低曝光度图像进行增强处理。

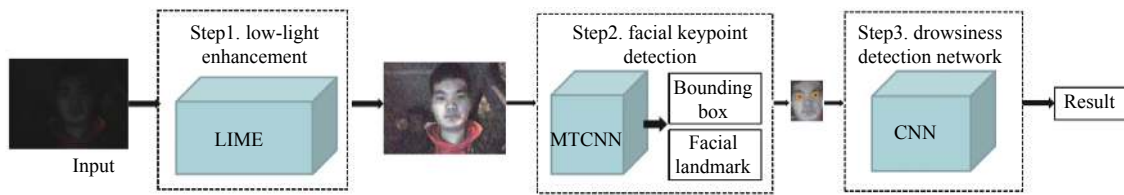


图 2 基于低光增强的检测模型

在实现低光增强的过程中, 输入的数据为低光下的低曝光图像, 输出为经过处理的高质量图像。本文使用 LIME 算法进行改进并适用于本模型中, 该算法是基于 Retinex 理论^[20], 将黑暗中的图像经过分解产生光照图像和反射图像, 再将光照图像进行增强然后与反射图像相结合即可完成低光增强。具体的算法核心思想可以利用如下 4 个公式进行说明: 在式 (1) 中, L 表示原始低曝光度图像, I 表示增强后的图像, T 表示物体的光照图像, 根据 Retinex 理论可知, T 是图像的固有性质, 是恒定不变的, 符号“ \cdot ”表示数组元素依次相乘。式 (2) 中, \hat{T} 表示图像的初始亮度估计。式 (3) 中, W 代表权重矩阵, $G_{\sigma}(x, y)$ 由采用标准差的高斯核产生。式 (4) 为最终的优化公式, α 表示平衡系数, 通过优化公式得到 T 的估计值后即可通过式 (1) 得到增强后的图像。

$$L = I \circ T \tag{1}$$

$$\hat{T}(x) \leftarrow \max_{c \in \{R, G, B\}} L^c(x) \tag{2}$$

$$W_h(x) \leftarrow \sum_{y \in \Omega(x)} \frac{G_{\sigma}(x, y)}{|\sum_{y \in \Omega(x)} G_{\sigma}(x, y) \nabla_h \hat{T}(y)| + \varepsilon} \tag{3}$$

$$\min_T \|\hat{T} - T\|_F^2 + \alpha \sum_x \frac{W_h(x)(\nabla_h T(x))^2}{|\nabla_h \hat{T}(x)| + \varepsilon} + \frac{W_v(x)(\nabla_v T(x))^2}{|\nabla_v \hat{T}(x)| + \varepsilon} \tag{4}$$

根据上面的分析, 我们总结了增强处理算法的具

体实现流程, 其伪代码如算法 1 所示。

算法 1. LIME 算法具体实现流程

1. 根据式 (2) 计算图像的初始亮度估计值 \hat{T} ;
2. 根据式 (3) 计算图像的权重矩阵 W ;
3. 根据优化式 (4) 计算表达式值最小时的 T 即光照图像;
4. 对光照图像 T 进行 Gamma 变换;
5. 根据式 (1) 求得最终所需的增强图像 I 。

在将夜间图片进行低光增强之后, 可以获取到高质量的图片。之后采用传统的 MTCNN 算法进行特征提取, 和采用 CNN 算法进行疲劳驾驶识别。此过程和传统的疲劳驾驶检测模型类似, 本工作只是进行相应的参数调优, 因此在文中不再累述。

根据上述中低光增强的检测模型, 我们可以在夜间光照强度较弱的情况下, 更好的识别司机是否出现疲劳驾驶。

3 实验分析

3.1 数据集

本文采用的数据集是笔者自己建立的数据集。考虑到目前公开的夜间疲劳驾驶检测数据集都是利用红外摄像头采集, 而红外摄像头成像质量差, 颜色纹理对比度都不够清晰, 所以笔者自己使用 640×480 的 RGB 摄像头建立了一个数据集, 整个数据集采集了 18 个人

的夜间视频数据, 均在实际场景中 (即车里) 拍摄, 每个人都会拍摄疲劳与不疲劳两种状态的视频, 总共有 36 段视频, 其中 18 段疲劳, 18 段不疲劳, 用于疲劳驾驶的检测.

为了制作眼睛分类网络的数据集, 笔者从 36 段视频中分别获取了 60 帧视频帧, 剔除成像质量过差或噪点过多的图像, 最终从所有视频中获取了 1664 帧图像, 对于每张 640×480 的图像, 都会对其进行 LIME 增强处理或不做处理, 然后对于两种情境下的图像经过 MTCNN 进行处理, 得到两种情况下 (增强与不增强) 的眼睛图像, 然后将所有眼睛图像 resize 到 48×48 大小, 用于制作眼睛分类网络的数据集, 眼睛数据集图片如图 3 所示, 其中上面 3 行是不加入增强方法的眼睛数据集图像 (包含睁眼闭眼), 后面 3 行是加入 LIME 增强之后的眼睛数据集图像. 其中 70% 用于训练, 20% 用于验证, 10% 用于测试, 从而训练睁闭眼分类网络, 提高睁眼闭眼检测的准确率, 最终提高本文算法的鲁棒性.

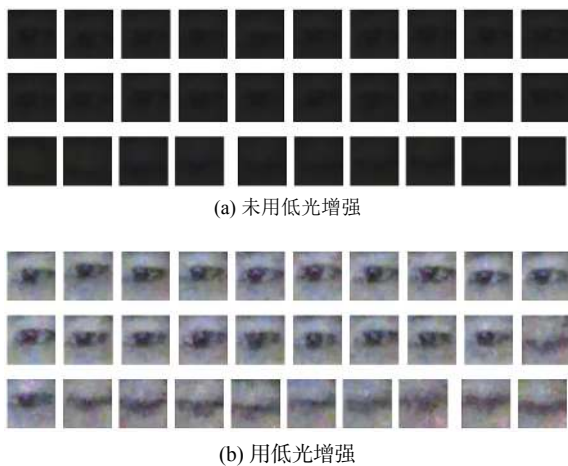


图 3 睁闭眼分类网络数据集图像

3.2 实验过程

本文检测算法的流程图如图 4 所示, 实验所用的机器配置情况如表 1, 经过不断的调优, 本文中相关模型的主要参数有: LIME 算法的权衡系数 α 设置为 0.15, 将光照图像的伽马变换设置为 0.7, 睁闭眼分类网络的 batch_size 均设置为 32, 学习率设置为 0.001.

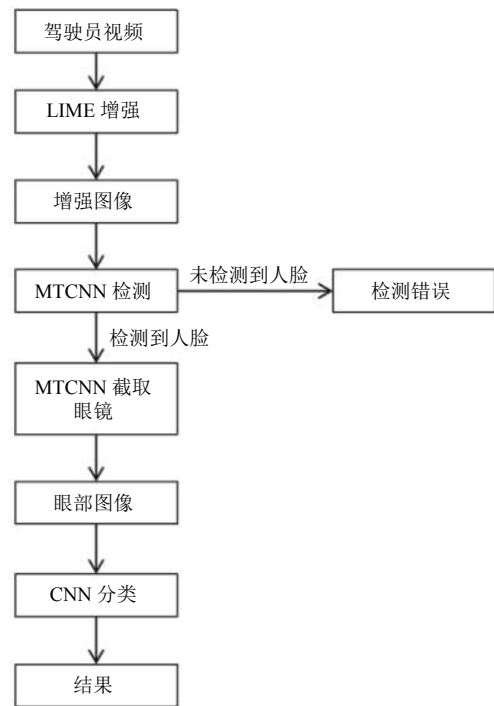


图 4 本文实验流程图

表 1 实验机器配置情况

类型	型号	参数
系统	Ubuntu	16.04.2 LTS
CPU	Intel(R) Core(TM) i9-9900	8核
显卡	Nvidia GeForce GTX 1080	8 GB
内存条	DDR4	32 GB

3.3 实验结果对比分析

图 5 是 LIME 算法的实验结果, 该算法的输入是一张 640×480 的三通道的低光照图像, 输出是一张 640×480 的三通道的增强后的图像, 处理之后的结果如图 8 所示, 其中左边为原始图, 右边为增强图, 图像尺寸大小保持 640×480 不变. 由实验结果可以看出, 图像的曝光度大幅增高, 有利于之后进行检测.

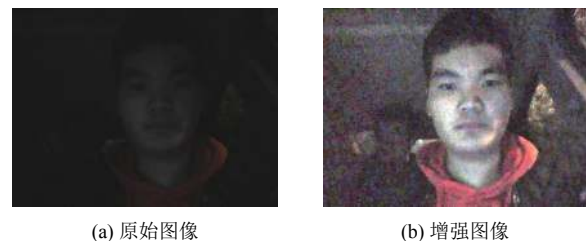


图 5 LIME 处理结果

图 6 是 1664 张图像做的亮度统计结果. 对于每张图像, 先对其进行灰度化, 然后计算图像上所有像素点

的平均灰度值即可得到图像的平均亮度,最后统计每个亮度上(0~255)图像的数量.实验结果如图6所示,虚线绘制的折线图为未加入增强的统计结果,实线绘制的折线图是加入LIME增强的统计结果.由图像可以看出,加入增强之后的亮度值曲线右移,表明图像的曝光度增加,有利于后续阶段的检测和分类.

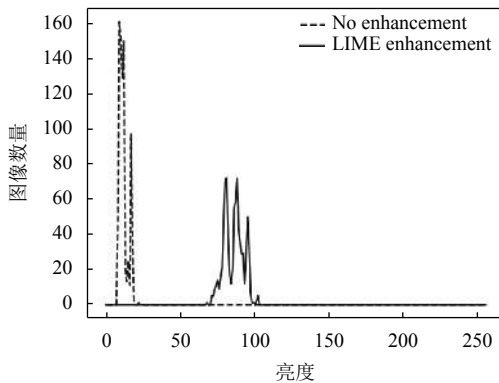


图6 亮度统计结果

图7是MTCNN的检测结果.第1行左边是原始夜间图像,右边是对其进行特征点检测的结果,如图可以看到脸部被框出,眼睛鼻子嘴巴等区域被标记;第2行左边是原始图经过LIME算法增强后的结果,右边是对其进行特征点标记后的结果.

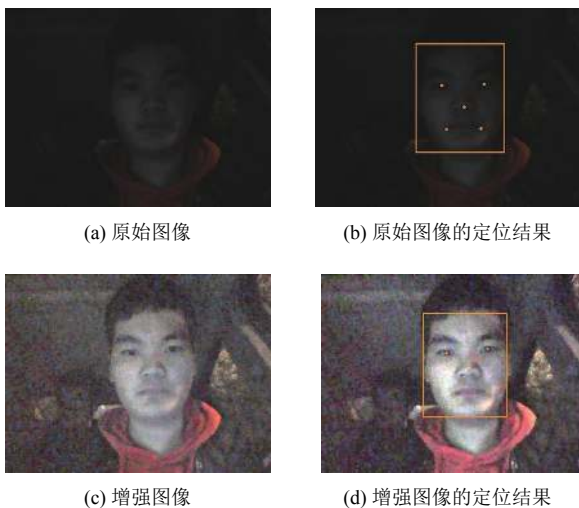


图7 MTCNN处理结果

表2是MTCNN定位眼睛区域的准确率,对于定位结果,若识别不到人脸框,则识别不正确,反之,则认为识别正确.实验结果可以看出,直接输入低光情况下的图像进行检测,检测效果会相对较差,这是因为在低曝光度的条件下,脸部特征不大明显,所以很难定位到

脸部.在MTCNN检测之前,加入低光增强的方法,使得图像的曝光度增加,检测效果会显著提高.

表2 MTCNN检测准确率(单位:%)

样本	未加入增强	加入增强
左眼	96.49	100
右眼	96.51	100

表3是眼睛状态识别的实验结果.采用基于MTCNN网络的检测方法,直接使用原始图像进行输入,没有考虑到图像的质量问题,导致MTCNN定位眼睛区域的准确率变低,进而导致整个模型的准确率变低,因而效果不如基于低光增强的检测方法好.

表3 眼睛状态识别方法对比

眼睛状态	基于MTCNN的检测方法		基于低光增强的检测方法	
	正确数	识别率(%)	正确数	识别率(%)
睁眼	1095	90.64	1181	97.76
闭眼	412	90.35	446	97.81

以下是疲劳驾驶检测的实验结果,疲劳驾驶的检测针对的对象是一段视频,判断疲劳驾驶使用的方法是在1分钟内获取60帧视频帧,睁眼状态的数量比低于80%则可认为是疲劳,反之则为正常状态.表4为基于MTCNN的检测方法的实验结果,表5是基于低光增强的检测方法的实验结果,表6是两种方法的实验结果对比.本文针对数据集中的36段视频(18段睁眼、18段闭眼)进行了测试,根据结果可以看出加入低光增强之后检测器的性能有很大提升,原因主要是因为未加入增强的检测器检测的图像曝光度过低,导致眼睛状态识别准确率受到影响,进而直接影响到疲劳驾驶的检测.

表4 基于MTCNN的检测方法实验结果

样本	正确数	准确率(%)
18段正常视频	14	77.78
18段瞌睡视频	12	66.67

表5 基于低光增强的检测方法检测结果

样本	正确数	准确率(%)
18段正常视频	16	88.89
18段瞌睡视频	14	77.78

表6 两种方法试验对比(单位:%)

方法	基于MTCNN的检测方法	基于低光增强的检测方法
准确率	72.22	83.33

4 结束语

本文提出了一种基于低光增强的夜间疲劳驾驶检测方法,在检测之前先对图像进行低光增强,然后利用人脸关键点检测方法定位眼睛区域,最后使用眼睛睁闭眼分类网络对眼睛区域进行分类.本文使用了LIME算法来对图像进行低光增强,实验表明,加入低光增强方法的检测器比不加入的准确率高.对比其他的疲劳检测方法,该方法不仅不需要与驾驶员直接接触,而且针对晚上图像曝光度低的情况均有更好的效果.

参考文献

- 1 Wang F, Wang SN, Wang XH, *et al.* Driving fatigue detection based on EEG recognition and vehicle handling characteristics. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2014, 35(2): 398–404.
- 2 雷凌俊,冯佳琳,赵洋,等.基于脑电信号疲劳驾驶的检警头环设计. *电脑知识与技术*, 2019, 15(29): 204–207.
- 3 徐礼胜,张闻勤,庞宇轩,等.基于短时心电信号的疲劳驾驶检测算法. *自然科学版*, 2019, 40(7): 937–941.
- 4 Chuang CH, Huang CS, Ko LW, *et al.* An EEG-based perceptual function integration network for application to drowsy driving. *Knowledge-Based Systems*, 2015, 80: 143–152. [doi: 10.1016/j.knosys.2015.01.007]
- 5 Zheng WL, Gao KP, Li G, *et al.* Vigilance estimation using a wearable EOG device in real driving environment. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 2020, 21(1): 170–184. [doi: 10.1109/TITS.2018.2889962]
- 6 Sayed R, Eskandarian A. Unobtrusive drowsiness detection by neural network learning of driver steering. *Proceedings of the Institution of Mechanical Engineers, Part D: Journal of Automobile Engineering*, 2001, 215(9): 969–975. [doi: 10.1243/0954407011528536]
- 7 柴萌.长途客车驾驶员疲劳状态辨识与预警[博士学位论文].长春:吉林大学,2019.
- 8 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. *计算机科学*, 2015, 42(S1): 67–69, 93.
- 9 Forsman PM, Vila BJ, Short RA, *et al.* Efficient driver drowsiness detection at moderate levels of drowsiness. *Accident Analysis & Prevention*, 2013, 50: 341–350.
- 10 Chen PJ. Research on driver fatigue detection strategy based on human eye state. *Proceedings of 2017 Chinese Automation Congress (CAC)*. Jinan, China. 2017.619–623.
- 11 Reddy B, Kim YH, Yun S, *et al.* Real-time driver drowsiness detection for embedded system using model compression of deep neural networks. *Proceedings of 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*. Honolulu, HI, USA. 2017.121–128.
- 12 郑伟成,李学伟,刘宏哲,等.基于深度学习的驾驶疲劳检测算法与应用. *计算机工程*, 2020, 46(7). [doi: 10.19678/j.issn.1000-3428.0055912]
- 13 李文学,谢凯.基于深度学习的疲劳驾驶检测方法研究. *电子世界*, 2019, (17): 51–52.
- 14 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. *软件学报*, 2019, 30(10): 2954–2963. [doi: 10.13328/j.cnki.jos.005779]
- 15 沈英超.基于眼部特征的疲劳驾驶检测系统的研究与实现[硕士学位论文].桂林:桂林电子科技大学,2019.
- 16 刘炜煌,钱锦浩,姚增伟,等.基于多面部特征融合的驾驶员疲劳检测算法. *计算机系统应用*, 2018, 27(10): 177–182. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.006555]
- 17 戴诗琪,曾智勇.基于深度学习的疲劳驾驶检测算法. *计算机系统应用*, 2018, 27(7): 113–120. [doi: 10.15888/j.cnki.csa.006415]
- 18 Zhang KP, Zhang ZP, Li ZF, *et al.* Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks. *IEEE Signal Processing Letters*, 2016, 23(10): 1499–1503. [doi: 10.1109/LSP.2016.2603342]
- 19 Guo XJ. LIME: A method for low-light Image Enhancement. *Proceedings of the 24th ACM international conference on Multimedia*. Amsterdam, the Netherlands. 2016. 87–91.
- 20 Xu L, Yan Q, Xia Y, *et al.* Structure extraction from texture via relative total variation. *ACM Transactions on Graphics*, 2012, 31(6): 139.