

**基于轻量化卷积神经网络的疲劳驾驶检测**

程 泽,林富生,靳 朝,周鼎贺

引用本文:

程 泽,林富生,靳 朝,周鼎贺. [基于轻量化卷积神经网络的疲劳驾驶检测](http://clgzk.qks.cqut.edu.cn/CN/Y2022/V36/I2/142)[J]. 重庆理工大学学报 （自然科学）, 2022, 36(2): 142-150.

**相似文章推荐（请使用火狐或IE浏览器查看文章）**

Similar articles recommended (Please use Firefox or IE to view the article)

[基于智能手表的疲劳驾驶监测方法研究](http://clgzk.qks.cqut.edu.cn/CN/Y2020/V34/I12/170)

Research on Driver Fatigue Monitoring Method Based on Smart Watch

重庆理工大学学报（自然科学） . 2020, 34(12): 170-176 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1674>- 8425(z).2020.12.022

[基于眼部特征的疲劳驾驶辨识方法研究](http://clgzk.qks.cqut.edu.cn/CN/Y2016/V30/I10/11)

An Identification Method of Fatigue Driving Based on Eye Features

重庆理工大学学报（自然科学） . 2016, 30(10): 11-15,33 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1674>- 8425(z).2016.10.002

[基于YOLOV3的改进模型在行人检测中的应用](http://clgzk.qks.cqut.edu.cn/CN/Y2020/V34/I8/155)

Application of Improved Model Based on YOLOV3 in Pedestrian Detection

重庆理工大学学报（自然科学） . 2020, 34(8): 155-164 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1674>- 8425(z).2020.08.023

[基于YOLO-GT网络的零售商品目标检测方法](http://clgzk.qks.cqut.edu.cn/CN/Y2021/V35/I6/174)

Method of Retail Commodity Target Detection Based on YOLO-GT Network

重庆理工大学学报（自然科学） . 2021, 35(6): 174-184 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1674>- 8425(z).2021.06.022

[融合跨阶段局部网络和空间金字塔池化的Yolov3目标检测算法](http://clgzk.qks.cqut.edu.cn/CN/Y2021/V35/I10/136)

Yolov3 Target Detection Algorithm Based on Cross Stage Local Network and Spatial Pyramid Pooling 重庆理工大学学报（自然科学） . 2021, 35(10): 136-143 <https://doi.org/10.3969/j.issn.1674>-

8425(z).2021.10.018

2022 年 第 36 卷 第 2 期 Vol. 36 No. 2 2022

Journal of Chongqing University of Technology (Natural Science )

doi: 10 . 3969/j . issn. 1674-8425( z ) . 2022. 02. 019

基于轻量化卷积神经网络的疲劳驾驶检测

程 泽1 ,2 , 3 , 林富生1 ,2 , 3 , 靳 朝1 ,2 , 3 , 周鼎贺1 ,2 , 3

(1 . 武汉纺织大学 机械工程与自动化学院，武汉 430200;

2 . 湖北省数字化纺织装备重点实验室，武汉 430200;

3 . 三维纺织湖北省工程研究中心，武汉 430200)

摘 要：针对现有疲劳驾驶检测模型在判定准确性与实时性上的不平衡问题，设计了一种 基于轻量化卷积神经网络 EMLite-Yolo-V4 的检测模型。通过使用 MobileNet-V2 作为目标检测 网络 Yolo-V4 的主干特征提取网络，并且降低卷积通道系数 alpha , 使得网络参数量大幅度下降； 改进柔性非极大值抑制使得目标框无需再同时考虑得分与重合度，进一步优化检测速率；加入 轻量级特征金字塔 FPN-tiny 并且融合 mosaic 数据增强方法，以保证模型的检测精度。最后，利 用 EMLite-Yolo-V4 提取面部疲劳特征，PERCLOS 与单位时间打哈欠次数对疲劳特征进行状态 判定并输出结果。实验表明：该检测模型的准确率达到 97 . 39% , mAP 指标为 80 . 02% , 单帧检 测速度为 20 . 83 ms , 模型大小仅为 9 MB , 有效平衡了疲劳驾驶检测的准确性与实时性。

关 键 词：疲劳驾驶检测；轻量化卷积神经网络；轻量级特征金字塔；柔性非极大值抑制；数

据增强

中图分类号：TP391 . 41 文献标识码：A 文章编号：1674 - 8425(2022)02 - 0142 - 09

近年来，由于疲劳驾驶造成的交通事故屡见 不鲜。频发的交通事故给国家和个人的生命财产 安全带来了严重的损失。及时检测出驾驶员的疲 劳驾驶状态并做出预警已成为降低此类安全事故 的有效方法之一。

疲劳驾驶状态检测技术大致可分为基于传统 特征 检 测 模 式 和 基 于 深 度 学 习 检 测 模 式 2 种 [1 - 5] 。朱名流等[6] 通过传统 HOG 特征进行人

脸识别并使用人脸特征点模型进行人眼和嘴部的 定位，根据人眼与嘴部的张开与闭合，最后根据 PERCLOS 值判断疲劳驾驶状态。该方法不依赖 深层网络，可大幅度提升检测速度，但在检测精度 上与深度学习网络还是有一定差距。徐莲等[7] 通 过多任务级联卷积神经网络对眼部状态进行识 别，最后根据 PERCLOS 判定疲劳驾驶状态。该方 法虽然使用了深度学习网络去对特征进行分类处

收稿日期：2021 - 06 - 03

作者简介：程泽，男，硕士研究生，主要从事图像处理与检测研究，E-mail:531550085@ qq. com; 通讯作者 林富生，男，博 士，教授，主要从事信号分析与故障诊断研究，E-mail:64428786@ qq. com。

本文引用格式：程泽，林富生，靳朝，等．基于轻量化卷积神经网络的疲劳驾驶检测[ J] . 重庆理工大学学报（ 自然科学），2022 , 36(2) : 142 - 150 .

Citation format:CHENG Ze , LIN Fusheng , JIN Zhao , et al. Fatigue driving detection method based on lightweight convolutional neural network [J] . Journal of Chongqing University of Technology(Natural Science ) , 2022 , 36(2):142 - 150 .

理，但是由于多任务级联导致网络参数过多，虽提 高了检测精度但检测实时性略显不稳定。王旭彬 等 [8] 使用目标检测框架 Yolo-V3 对驾驶员面部定 位并对其人脸特征点提取与分析，评价驾驶员状 态。该方法虽然利用了深度学习网络，但该网络 只作用于人脸位置检测，并没有作用于人脸特征 提取，导致最终的检测结果仍旧与传统特征检测 方法相当，在检测精度与实时性的平衡性上仍需 加强。基于传统特征的检测模式多以特征提取与 浅层网络训练模型的方式进行，该模式虽然检测 速度较快，但是检测精度不稳定。基于深度学习 的检测模式多以深层网络作为特征的训练网络， 由于网络层数多、参数多，导致检测速度下降。 由 于疲劳驾驶检测对实时性要求极高，使用传统的 深度学习网络进行疲劳驾驶检测缺乏实用性。

针对以上问题，本文对深层网络进行轻量化

改进，使得改进后的网络能够在尽可能少牺牲检 测精度的前提下大幅度提升检测速率与实时性， 同时有 效 提 升 驾 驶 员 疲 劳 检 测 的 实 用 性 与 可 靠性。

1 目标检测网络 Yolo-V4 轻量化改进

1 . 1 Yolo-V4 网络结构

目标检测网络 Yolo-V4 结构[9] 如图 1 所示。 其整个网络结构可以分为 3 个部分：首先是主干 特征提取网络( backbone ) 模块，对应图上的 CSP- Darknet53 , 用来获得 3 个初步的有效特征层；其次 是加强特征提取网络模块，对应图上的 SPP 和 PA- Net , 用来对 3 个初步的有效特征层进行特征融合， 提取出更好的特征；最后是预测网络模块，对应图 上的 3 个尺度输出，用来获得预测结果。 图中左 下部分为各个组件的结构。

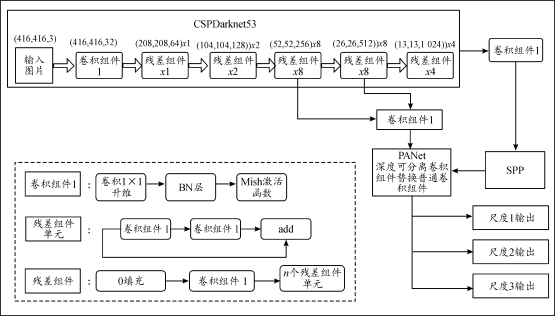


图 1 Yolo-V4 结构框图

1 . 2 EMLite-Yolo-V4 网络结构设计

由于 Yolo-V4 的网络参数量较大，导致在模型 训练时耗时较长，所得模型占用内存空间较大，在 处理一些简单的目标检测任务时检测速度会受到

一定影响。所以针对轻量化与检测精度 2 个因素 设计了一种 EMLite-Yolo-V4 超轻量级目标检测网 络结构，如图 2 所示。该网络结构对 Yolo-V4 网络 中 3 个部分进行了改进。

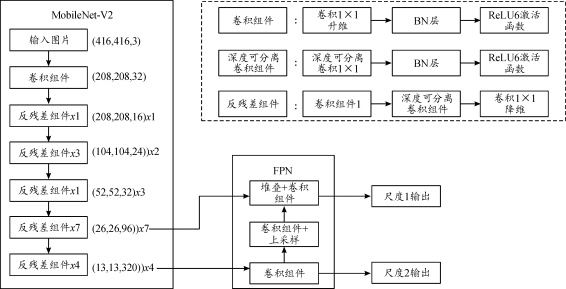


图 2 EMLite-Yolo-V4 结构图

1 . 2 . 1 主干特征提取网络改进

首先，由 于 Yolo-V4 的 主 干 特 征 提 取 网 络 CSPDarknek53 的参数量较大，导致在模型训练时 耗时较长，所得模型占用内存空间较大，在处理一 些简单的目标检测任务时检测速度会受到一定影 响。 所 以 使 用 MobileNet-V2 替 换 CSPDark- nek53 [10] 。其中 MobileNet-V2 是一种轻量级主干 特征提 取 网 络，其 网 络 结 构 如 表 1 所 示。其 中 Input为输入维度，Operator 为操作组件，t 为瓶颈层 内部升维的倍数，c 为特征的维度，n 为该瓶颈层 重复的 次 数，s 为 瓶 颈 层 第 一 个 卷 积 的 步 幅。 Operator中的 bottleneck 表示线性瓶颈层，C onv2d 表示二维卷积操作，Avgpool 表示平均池化操作。

表 1 MobileNet-V2 网络结构

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| Input | Operator | t | c | n | s |
| 2 242 ×3 | C onv2d | - | 32 | 1 | 2 |
| 1 122 ×32 | bottleneck | 1 | 16 | 1 | 1 |
| 1 122 ×16 | bottleneck | 6 | 24 | 2 | 2 |
| 562 ×24 | bottleneck | 6 | 32 | 3 | 2 |
| 282 ×32 | bottleneck | 6 | 64 | 4 | 2 |
| 282 ×64 | bottleneck | 6 | 96 | 3 | 1 |
| 142 ×96 | bottleneck | 6 | 160 | 3 | 2 |
| 72 ×160 72 ×320 72 ×1280  1 ×1 ×k | bottleneck  C onv2d 1 ×1 Avgpool 7 ×7 C onv2d 1 ×1 | 6  -  -  - | 320  1 280  -  k | 1  1  1  - | 1  1  -  - |

MobileNet-V2 的核心是利用深度可分离卷积

块（图 3) 代替普通卷积块[11 - 12] 大幅度减少参数 量，其中深度可分离卷积过程如图 4 所示。

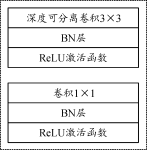


图 3 深度可分离卷积结构图

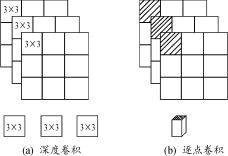


图 4 深度可分离卷积过程图

其中，普通卷积计算过程如图 5 所示。假设 输入图片维度为( din , din , C) , 其中 C 为图片的通 道数，(din , din )为图片的大小，假设卷积核大小为

(dk , dk , C) , 共有 N 个，执行普通卷积计算后输出 大小为(dout , dout , N) 。普通卷积总计算量 S1 为：

S1 = N ×dut ×d ×C (1)

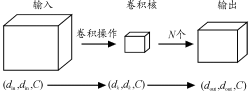


图 5 普通卷积计算过程

深度可分离卷积计算过程分为 2 步，如图 6 所示。第 1 步为深度卷积，输入图片仍为(din , din , C) , 在深度卷积操作中卷积一次应用于单个通道， 因此卷积核大小为( dk , dk , 1) , 共有 C 个，则输出 图片大小为( dout , dout , C) ; 第 2 步为逐点卷积，输 入图片为深度卷积的输出( dout , dout , C) , 在深度卷 积操作中卷积一次应用于单个通道，因此卷积核 大小为(1 , 1 , C) , 共有 N 个，则输出图片大小为 ( dout , dout , C) 。 深 度 可 分 离 卷 积 的 总 计 算 量 S2 为：

S2 = C ×dut ×(d + N) (2)

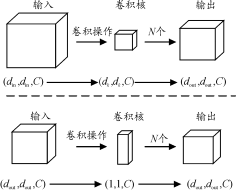


图 6 深度可分离卷积计算过程

由上述分析计算可知，深度可分离卷积的计

算量是普通卷积计算量的 + 倍，所以在网络

中融入深度可分离卷积可大大降低计算量，加快 检测速度。

1 . 2 . 2 加强特征提取网络改进

Yolo-V4 的加强特征提取网络 PANet、SPP 中 的卷积结构比较复杂，也导致了整个网络参数量 的增 加。 因 此，EMLite-Yolo-V4 中 将 PANet、SPP

替换为一种轻量级的特征金字塔 FPN-tiny , 如图 7 所示。FPN-tiny 利用多尺度手段有效提升了小目 标的检测效果，同时由于 FPN-tiny 获得了更加鲁 棒的高层语义特征，使得模型学习过程更为高效， 进而提升模型准确率，以弥补整体网络参数减少 而带来的精度损失。

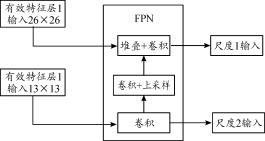


图 7 FPN-tiny 结构

1 . 2 . 3 柔性非极大值抑制( Soft-NMS) 与卷积通 道参数 alpha 改进

针对本文数量较少且目标大小中等的检测目 标时，由于先验框数量固定为 3 个尺度共类聚 9 个中心点，导致需要比较的预测框数量较多，此时 若进行柔性非极大值抑制，每个预测框需要计算 得分与重合度 2 个指标。 由于待检测目标大小适 中，检测背景较为简单，且在检测过程中被检测目 标为无相对位移的目标，不会出现被检测目标重 合问题，这样导致计算预测框重合度就为冗余操 作，检测精度并没有提升，反而使得检测速度变 慢。所以 EMLite-Yolo-V4 网络结构中将柔性非极 大值抑制剔除计算预测框重合度的因素，在不丢 失检测精度的同时提高检测速度。如表 2 所示， 对同一帧图像进行眼嘴特征检测，分别使用改进 前后的柔性非极大值抑制进行实验，结果表明，改 进后的非极大值抑制在单帧检测时间上可减少将 近一半，使得 EMLite-Yolo-V4 网络的检测速率进 一步加快。

表 2 柔性非极大值抑制改进对比结果

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 名称 | 待检测  目标／个 | 单帧检测所用 时间/ms |
| 柔性非极大值抑制 | 4 | 0 . 633 |
| 改进后的非极大值抑制 | 4 | 0 . 332 |

为了继续缩减网络参数量，通过修改卷积通

道 alpha 系数，将默认值 1 改为 0 . 5 , 使得主干提取 网络与加强特征提取网络中卷积通道数减少，使 得 EMLite-Yolo-V4 网络的参数量只有 9 MB 。

2 模型训练与分析

2. 1 数据集

YawDD( a yawning detetion dataset ) 为公开的 疲劳驾驶打哈欠数据集[13] 。ZJU(Zhejiang Univer- sity dataset)为浙江大学公开的人脸眨眼视频数据 集 [14] 。融合 2 个数据集构成一个包含具有睁眼、 闭眼、张嘴、闭嘴 4 种特征的完整数据集。该数据 集包含 2 组具有不同面部特征驾驶员的视频数 据，且视频均是在真实和变化的驾驶状态光线条 件下拍摄的。该数据集包括来自不同肤色的、戴 或不戴眼镜的男女驾驶员的面部信息，根据本实 验要求标注了睁眼、闭眼、张嘴、闭嘴 4 种特征。 为了满足实验需求，在保证训练与验证结果一致 性的前提下，对数据集进行了部分裁剪，裁剪后的 新数据集包含 4 个眼嘴特征，共有 5 544 张驾驶员 面部图像。表 3 给出了数据集按 8 ∶1 ∶1 的比例划 分后的训练、验证和测试集。

表 3 YawDD-ZJU 数据集划分情况 张

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 数据集  划分 | 睁眼  样本 | 闭眼  样本 | 张嘴  样本 | 闭嘴  样本 |
| 训练集 | 1 144 | 1 162 | 1 025 | 1 105 |
| 验证集 | 143 | 145 | 128 | 138 |
| 测试集 | 143 | 145 | 128 | 138 |

2. 2 融合离线数据增强与 Mosaic 数据增强

为了提高模型的泛化能力与鲁棒性，本文使 用了 2 种数据增强方式，分别为离线数据增强和 Mosaic 数据增强。

离线数据增强包括数据翻转、数据旋转、数据 缩放、数据剪裁、数据移位、增加高斯噪声和颜色 增强 7 个方法。 由于本文训练数据为人脸眼嘴特 征，其中数据缩放、数据剪裁和数据移位会破坏特 征的完整性。故只使用数据翻转、数据旋转、增加

高斯噪声和颜色增强 4 种方法来增强数据集。如 图 8 所示为 4 种数据增强方法的效果。



图 8 离线数据增强方法

Mosaic 数据增强直接对 4 张图片进行随机拼 接，将拼接后的新图片传入训练网络中进行特征 提取。使用 Mosaic 数据增强可以大大丰富检测目 标的背景，进而提升检测精度。Mosaic 数据增强 方法如图 9 所示。



图 9 Mosaic 数据增强方法

2. 3 模型训练结果对比

实验以主频 2 . 30 GHz、内存 16 G 的 Intel( r ) C ore (TM)i5 -8300H 处理器和 Nvidia GeForce GTX 1060 GPU(6G 显存）为实验平台，采用 Tensorflow/ Keras 平台建立神经网络模型，并选择 Tensorflow 框架作为 Keras 平台的后端。训练时，采用冻结训 练法和早停法( early stopping) 加快训练速度。初 始学 习 率 设 置 为 0 . 000 1 , 学 习 率 衰 减 设 置 为 0. 000 01 。输入数据维度为 416 \*416 , 训练总世 代数(Epoch) 设置为 100 , 冻结世代数设置为 50 , 一次训练所选取的样本数( Batch size ) 设置为 8 。 训练过程中的损失曲线与精度曲线如图 10 、11 所示。

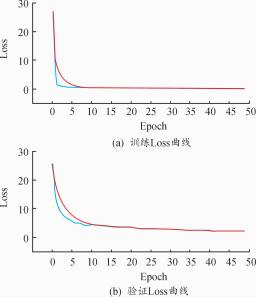


图 10 损失曲线

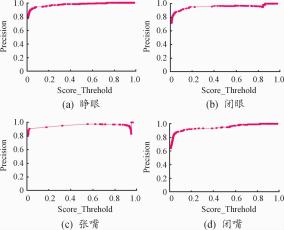


图 11 精度曲线

表 4 为 4 种眼嘴特征在 EMLite-Yolo-V4 模型 下的性能数据，由表中数据可以得出模型对于 4 种眼嘴特征具有较高精度与检出率，平均分类精 度达到 97 . 39% , 平均 mAP 为 80 . 02% 。

表 4 4 种眼嘴特征的模型性能数据

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
|  | 睁眼 | 闭眼 | 张嘴 | 闭嘴 |
| 分类精度/% | 96 . 12 | 97 . 67 | 98 . 21 | 97 . 54 |
| mAP/% | 78 . 59 | 80 . 18 | 79 . 96 | 81 . 36 |

由表 5 数据可得，模型针对本文改进方法均 较前阶段 mAP 值有一定提升，由于检测目标为驾 驶员面部眼嘴特征，通过 MobileNet-V2 作为主干

特征提取网络，融合 FPN-tiny 轻量级特征金字塔， 在尽量不牺牲精度的情况下大幅度提升检测速 度，使得 EMLite-Yolo-V4 模型检测效果显著提升， 从而验证了本文改进方案的有效性。

表 5 EMLite-Yolo-V4 分模块对比结果

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| 添加、改进的模块 | 本文 EMLite-Yolo-V4 检测模型 | | | |
| MobileNet-V2 | “ | “ | “ | “ |
| FPN-tiny |  | “ | “ | “ |
| 改进 Soft-NMS |  |  | “ | “ |
| 卷积通道参数 alpha |  |  |  | “ |
| 总类别 mAP/% | 73 . 45 | 76 . 27 | 79 . 64 | 80 . 02 |

对比其他 Yolo-V4 的改进方案，将本文 EM- Lite-Yolo-V4 与 Yolo-V4 和基于文献[15 - 17 ] 网

络训练好的模型做评价测试，该测试包含检测模 型的预测时间、模型大小和模型平均分类精度。

如表 6 所示，EMLite-Yolo-V4 网络在预测时间、模

型大小、mAP 值 上 均 优 于 文 献 [ 15 - 17 ] 网 络。

EMLite-Yolo-V4 网络的精度略小于 Yolo-V4 网络， 但在预测时间与模型大小上均优于 Yolo-V4 。

表 6 5 种网络结构训练结果对比

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| 模型名称 | 预测时间/ （帧·s - 1 ) | 模型大  小/MB | 平均分类 精度/% |
| Yolo-V4 | 25 | 246 | 98 . 36 |
| 文献[15] | 39 | 96 | 93 . 65 |
| 文献[16] | 21 | 201 | 95 . 18 |
| 文献[17] | 35 | 157 | 94 . 12 |
| 本文模型 | 48 | 9 | 97 . 39 |

为进一步验证在模型参数量降低后对检测精 度的影响，针对卷积通道系数 alpha 值为 1 、0. 75 、 0 . 5 时 3 种情况，并进行对比实验。实验数据如表 7 所示。 由表 7 可知，alpha 值在 1 、0 . 75 、0 . 5 时， 模型大小显著变化，由 alpha 为 1 时的 149 MB 减 少到 alpha 为 0 . 5 时的 9 MB 。对比 alpha 为 1 与 alpha 为 0 . 5 时的模型平均分类精度可知，随着模 型参数量大幅度减少，模型检测精度会受到一定 影响，但该影响并不大，由表 7 中数据可知，alpha 值从 1 减少为 0 . 5 , 其平均分类精度分别减少了

0. 45% 、0 . 05% , 即模型在尽可能少牺牲检测精度 的前提下大幅度提升检测速度。

表 7 卷积通道系数 alpha 对比实验数据

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| alpha 值 | 模型大小/MB | 模型平均分类精度/% |
| 1 | 149 | 97 . 89 |
| 0 . 75 | 76 | 97 . 44 |
| 0 . 5 | 9 | 97 . 39 |

为 验 证 FPN-tiny 对 模 型 精 度 的 提 升，针 对 alpha为 0 . 5 时添加与未添加 FPN-tiny 模块进行对 比实验。实验数据如表 8 所示。 由表 8 中数据可 知，在添加 FPN-tiny 模块后模型检测精度提升较 多，且一定程度上可加快检测速度。验证了 FPN- tiny 具有提升模型识别精度的作用。

表 8 FPN-tiny 模块对比实验

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| FPN-tiny | 模型平均分类  精度/% | 单帧检测  速度/ms |
| 添加 | 97 . 39 | 20 . 83 |
| 未添加 | 89 . 45 | 18 . 29 |

3 模型部署

本文疲劳检测流程如图 12 所示，首先将实时 采集到的驾驶员人脸图像输入至基于 Haar 特征 的人脸检测分类器模块中[18] 定位检测目标，然后 将定位后的检测数据送至 EMLite-Yolo-V4 眼嘴特 征检测模型进行疲劳特征提取与检测，最后将提 取到的特征送入疲劳特征参数计算模块进行计算 并输出最终的判定结果。

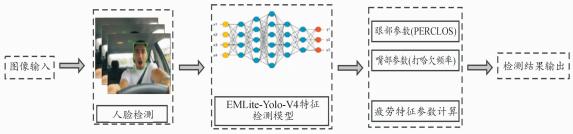


图 12 疲劳驾驶检测流程图

其中疲劳特征参数计算模块功能是将驾驶员 睁眼、闭眼、张嘴、闭嘴 4 种特征的检测结果记录 并根据 PERCLOS 和单位分钟打哈欠阈值数计算 出疲劳程度，依据疲劳程度分数得出最终的疲劳 驾驶检测结果。其中疲劳程度分为 3 个等级，分 别为正常驾驶状态(NDS) 、轻微疲劳驾驶( LFDS) 、严重疲劳驾驶(EFDS) 。分类依据如表 9 所示。

表 9 疲劳程度分类依据

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| 疲劳程度 | PERCLOS | 单位分钟打哈欠数／次 |
| 正常驾驶 | < 0 . 25 | 0 |
| 轻微疲劳驾驶 | > 0 . 25 | 5 |
| 严重疲劳驾驶 | > 0 . 25 | 10 |

为验证本文模型对 3 种疲劳驾驶状态的检测 效果，随机抽取了 3 名实验人员进行检测实验。 实验模拟真实驾驶环境，由实验人员正前方摄像 头实时采集面部信息，并且实验人员按照要求分 别模拟出 3 种疲劳驾驶状态。每位实验人员分别 进行 100 次模拟实验，共进行 300 次模拟实验。 实验数据如表 10 所示。 由表 10 可知，3 种疲劳驾 驶状态 的 误 检 率 较 低，且 平 均 分 类 准 确 率 达 到 98. 28% , 证明 3 种疲劳驾驶状态分类精度较高；其 漏检率较低，证明本模型实际检测更具稳定性与鲁 棒性；模型检测速度较快，实时 FPS 可达到 46 帧/s , 检测实时性较高。实验过程中实时监测情况如图 13 所示。

表 10 疲劳程度实验数据

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| 实验人员 | 疲劳程度 | 误检率/% | 漏检率/% | 分类准确率/% | 实时平均 FPS/（帧·s - 1 ) |
| 实验人员 A | 正常驾驶 | 0 . 74 | 0 . 56 | 99 . 26 |  |
| 轻微疲劳驾驶 | 2 . 41 | 1 . 98 | 97 . 59 | 46 . 88 |
| 严重疲劳驾驶 | 1 . 64 | 1 . 32 | 98 . 36 |  |
| 实验人员 B | 正常驾驶 | 0 . 53 | 0 . 33 | 99 . 47 |  |
| 轻微疲劳驾驶 | 2 . 74 | 1 . 06 | 97 . 26 | 46 . 43 |
| 严重疲劳驾驶 | 2 . 17 | 1 . 65 | 97 . 83 |  |
| 实验人员 C | 正常驾驶 | 0 . 32 | 0 . 74 | 99 . 68 |  |
| 轻微疲劳驾驶 | 2 . 31 | 1 . 37 | 97 . 69 | 47 . 48 |
| 严重疲劳驾驶 | 2 . 65 | 1 . 98 | 97 . 35 |  |



图 13 疲劳程度实验实时监测图

4 结论

针对疲劳驾驶检测的准确性与实时性不平衡 的问题，提出一种基于轻量化卷积神经网络 EM- Lite-Yolo-V4 的疲劳驾驶检测方法。通过使用轻 量化卷积神经网络 MobileNet-V2 替换了 Yolo-V4 原有的主干提取网络，联合卷积通道参数 alpha 的 缩小，使得整个 EMLite-Yolo-V4 网络的层数更少， 检测速度更快。加入 FPN-tiny 轻量级特征金字塔 模块过滤图像中的冗余信息，减少了 EMLite-Yolo- V4 在检测速度提升时带来的精度损失。 同时，针 对本文检测目标体积改进了 Yolo-V4 原有的 Soft- NMS , 在检测过程中无需再同时考虑目标框的得 分与重合度，使得本文方法检测速度进一步提升。 最后通过对比实验证实了本文网络模型的有效

性，整 体 检 测 精 度 达 到 97 . 39% , mAP 值 达 到 80. 02% , 较当前主流目标检测网络模型具有更高 的精度。本方法在光线条件较好时具有较为稳定 的检测效果，在后续工作中会加入红外图像，检测 光线条件较差时的疲劳状态。

参考文献：

[1] 梁元辉，吴清乐，曹立佳．基于多特征融合的眼睛状态 检测算法研究[J] . 计算机技术与发展，2021 , 31(2) : 97 - 100.

[2] 王艳玲．基于神经网络的疲劳驾驶识别系统[J] . 汽车 实用技术，2021 ,46(1):89 - 91 .

[3] 王欣，吴键，孙涵，等．基于 DSP 的疲劳驾驶视觉检测 与预警系统设计[ J] . 测试技术学报，2020 , 34 (6) : 506 - 513 .

[4] CHEN Long , ZHI Xiaojie , WANG Hai , et al. Driver fa- tigue detection via differential evolution extreme learning machine technique [J] . Electronics ,2020 ,9(11):1850 .

[5] WANG Zhong , SHI Peibei , WU Chao. A fatigue driving detection method based on deep learning and image pro- cessing[J] . Journal of Physics :Conference Series , 2020 , 1575(1):012035 .

[6] 朱名流，李顶根．基于人脸特征点的疲劳检测方法研

究[J] . 计算机应用研究，2020 ,37(S2):305 - 307 .

[7] 徐莲，任小洪，陈闰雪．基于眼睛状态识别的疲劳驾驶 检测[J] . 科学技术与工程，2020 ,20(20):8292 - 8299 .

[8] 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.

[9] DENG Huafu , CHENG Jianghua , LIU Tong , et al. Re-

search on iron surface crack detection algorithm based on improved YOLOv4 network[J] . Journal of physics . Con- ference series ,2020 , 1631(1):012081 .

[10] LIU Bingyan , PAN Daru , SONG Hui . Joint optic disc and cup segmentation based on densely connected depthwise separable convolution deep network [ J ] . BMC Medical Imaging ,2021 ,21(1):14 .

[11] 孟录，徐磊，郭嘉阳．一种基于改进的 MobileNetV2 网

络语义分割算法[ J] . 电子学报，2020 , 48 (9):1769 - 1776 .

[12] HUANG Juan , LIN Zihui . Multi-feature fatigue driving de- tection based on computer vision [J] . Journal of Physics : Conference Series ,2020 , 1651(1):012188 .

[13] ABTAHI S , OMIDYEGANEH M , SHIRMOHAMMADI S , et al. YawDD:A yawning detection dataset [C] //Proceedings

of the 5th ACM Multimedia Systems Conference. New York:ACM ,2014:24 - 28.

[14] GAO Zhongke , LI Yanli ,YANG Yuxuan , et al. A recurrence network-based convolutional neural network for fatigue driving detection from EEG[J] . Chaos (Woodbury , N. Y. ) , 2019 ,29(11):113126.

[15] 解尧婷，张丕状．基于改进的 YOLOv4 输电线路小目标

检测[J] . 国外电子测量技术，2021 ,40(2):47 - 51 .

[16] 万卓，叶明，刘凯．基于改进 YOLOv4 的电机端盖缺陷检 测[J] . 计算机系统应用，2021 ,30(3):79 - 87.

[17] 谈小峰，王直杰．基于 YOLOv4 改进算法的乒乓球识别 [J] . 科技创新与应用，2020(27):74 - 76.

[18] 程耀瑜，丰婧，李树军，等．一种基于 Haar 和肤色分割算 法的人脸检测[J] . 兵器装备工程学报，2021 , 42(1): 254 - 258.

Fatigue driving detection method based on lightweight convolutional neural network

CHENG Ze1 , 2 , 3 , LIN Fusheng1 , 2 , 3 , JIN Zhao1 , 2 , 3 , ZHOU Dinghe1 , 2 , 3

(1 . School of Mechanical Engineering and Automation ,

Wuhan Textile University , Wuhan 430200 , China;

2 . Hubei Key Laboratory of Digital Textile Equipment , Wuhan 430200 , China;

3 . Three Dimensional Textile E ngineering Research C enter of Hubei , Wuhan 430200 , China )

Abstract: Aiming at the imbalance between the accuracy and real-time performance of existing fatigue driving detection models , a detection model based on lightweight convolutional neural network EMLite-Yolo-V4 is designed . By using MobileNet-V2 as the main feature extraction network of Yolo- V4 , and reducing the convolution channel coefficient alpha , the network parameters are greatly reduced; The flexible non maximum suppression is improved so that the target frame don ’t need to consider the score and coincidence degree at the same time , and the detection rate is further optimized; In order to ensure the detection accuracy of the model , the lightweight feature pyramid FPN tiny is added and the mosaic data enhancement method is fused . Finally , EMLite-Yolo-V4 is used to extract facial fatigue features . PERCLOS and yawning times per unit time are used to j udge the fatigue features and output the results . The experimental results show that the accuracy of the detection model reaches 97 . 39% , the map index is 80 . 02% , the single frame detection speed is 20. 83 ms , and the model size is only 9 MB , which effectively balances the accuracy and real-time of fatigue driving detection .

Key words : fatigue driving detection; lightweight convolutional neural network; lightweight feature pyramid; soft non maximum suppression; data enhancement

（责任编辑 王 欢）