

基于改进 YOLOv8n 的轻量化分心驾驶检测算法

朱玉华 龚晓腾 吴宁

(沈阳工业大学, 辽阳 111000)

【摘要】针对驾驶员分心驾驶检测领域中深度学习模型参数量大,在嵌入式设备上难以部署的问题,提出一种基于 YOLOv8n 的轻量化分心驾驶检测算法 YOLOv8n-SGC。首先,构建 ShuffleNetV2 轻量化骨干网络,引入幻影卷积 (GhostConv),减少模型参数量和计算量,实现模型轻量化;其次,在骨干网络后加入卷积和注意力融合模块(CAFM),融合全局和局部特征,提升算法检测精度。验证结果表明,相较于基准模型,改进模型的参数量和计算量都有所降低,且体积减小了 28.67%,推理时间缩短了 41.79%,mAP 提高了 1.1 个百分点。

关键词: YOLOv8n ShuffleNetV2 注意力机制 轻量化 分心驾驶检测

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A **DOI:** 10.20104/j.cnki.1674-6546.20230194

Lightweight Distracted Driving Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8n

Zhu Yuhua, Gong Xiaoteng, Wu Ning

(Shenyang University of Technology, Liaoyang 111000)

【Abstract】The large number of parameters in deep learning models for driver distraction detection makes it difficult to deploy them on embedded devices. To address this issue, this paper proposes a lightweight distracted driving detection algorithm, YOLOv8n-SGC, based on YOLOv8n. First, a lightweight backbone network, ShuffleNetV2, is constructed, and Ghost convolution is introduced to reduce the number of model parameters and computational cost, achieving model lightweighting. Second, a Convolution and Attention Fusion Module (CAFM) is added after the backbone network to fuse global and local features and improve the algorithm's detection accuracy. The results show that the improved algorithm model has a reduction in parameters and computational cost compared to the benchmark model, a 28.67% reduction in volume, a 41.79% reduction in inference time, and an mAP increase of 1.1 percentage points.

Key words: YOLOv8n, ShuffleNetV2, Attention mechanism, Lightweight, Distracted driving detection

【引用格式】朱玉华,龚晓腾,吴宁.基于改进 YOLOv8n 的轻量化分心驾驶检测算法[J].汽车工程师,2024(10):37-43.

ZHU Y H, GONG X T, WU N. Lightweight Distracted Driving Detection Algorithm Based on Improved YOLOv8n[J]. Automotive Engineer, 2024(10): 37-43.

1 前言

世界卫生组织报告显示,由驾驶员因素引起的交通事故数量占总交通事故数量的比例约为 90%^[1],而分心驾驶是其中的关键因素之一。分心驾驶检测技术可以及时提醒驾驶员将注意力集中于驾驶,进而提高道路交通安全性。

近年来,随着人工智能和深度学习技术的快速

发展,相关技术越来越多地用于预测和识别驾驶员的分心驾驶行为。欧阳壮^[2]等采用卷积神经网络 YOLOv5 检测驾驶员是否存在玩手机、吸烟、喝水等分心动作并能发出警告。高尚兵^[3]等提出一种双分支并行双向交互神经网络(Bidirectional interaction neural Network based on Vision Transformer, BiViTNet)对驾驶员行为进行识别,在一定程度上提高了检测精度。莫紫雯^[4]等使用 Dlib 算法的默认人

脸检测器来检测输入帧中的人脸,同时获取人脸的68个关键点坐标,根据人脸关键点计算头部姿态,实现分心驾驶检测功能。王浩^[5]针对驾驶员使用手机行为,提出基于YOLOv4的卷积神经网络改进方案,通过增加网络的深度和宽度,以及加入特征截取模块截取不同尺度的特征,并与特征金字塔融合,有效提升了平均精度均值。上述方法虽然适用于驾驶员分心驾驶检测领域,但对于大部分嵌入式设备,仍存在模型计算量大、参数多、实时性差的问题^[6]。

因此,本文基于YOLOv8n,通过构建轻量级网络ShuffleNetV2、引入幻影卷积(GhostConv)模块,并加入卷积和注意力融合模块(Convolution and Attention Fusion Module, CAFM),提出一种轻量化分心驾驶检测算法YOLOv8n-SGC,通过ShuffleNetV2和GhostConv降低模型参数数量和计算量,实现模型轻量化,使其能够部署到嵌入式设备中,利用CAFM融合全局和局部特征,提升算法检测精度。最后,开展试验对YOLOv8n-SGC算法进行综合评估。

2 改进YOLOv8n目标检测模型

2.1 YOLOv8n模型

YOLO(You Only Look Once)是基于图像全局信息进行预测的一种端到端的目标检测系统,具有速度快、准确率高、可解释性强和适用性广等优点。YOLOv8n结合先前版本的经验,融入新的特性和改进,进一步提升了模型性能,网络结构^[7]如图1所示。

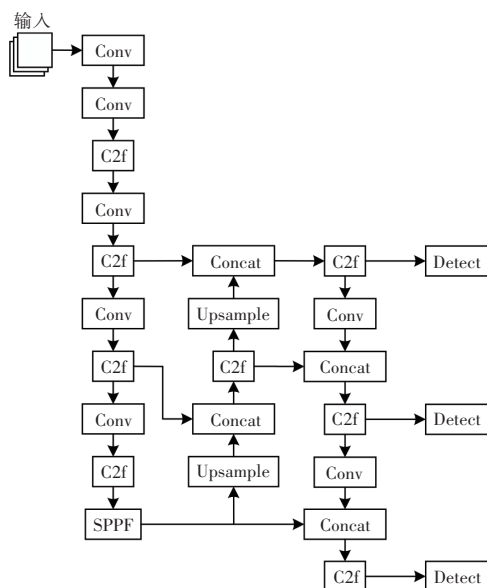


图1 YOLOv8n网络结构

在骨干网络部分,YOLOv8n借鉴了跨阶段部分连接的深度神经网络(Cross Stage Partial Dark Net, CSPDarkNet)结构,并将YOLOv5骨干(Backbone)部分的C3模块替换为特征提取(C2f)模块。C2f模块中的第一个卷积(Conv)模块用于接收输入特征图并生成中间特征图。中间特征图经分割(Split)操作拆分为两部分,一部分直接传递到拼接(Concat)模块,另一部分传递到多个瓶颈(Bottleneck)中进行进一步卷积、归一化和激活操作处理,之后进行拼接操作。最后,将拼接后的特征图通过卷积进行压缩,得到输出特征图。C2f模块结构如图2所示^[8]。

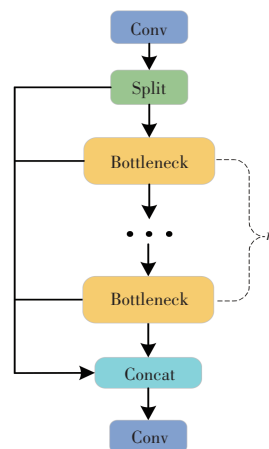


图2 C2f模块结构

在特征融合部分,YOLOv8n继续采用路径聚合网络(Path Aggregation Network, PANet)结构,骨干部分经过快速空间金字塔池化(Spatial Pyramid Pooling-Fast, SPPF)模块后,特征图的高度 H 和宽度 W 经过32倍下采样,对应的Layer4中C2f层的特征图经过8倍下采样,Layer6中C2f层的特征图经过16倍下采样。输入图片分辨率为 640×640 ,得到Layer4、Layer6、Layer9的分辨率分别为 80×80 、 40×40 和 20×20 ,之后经过上采样(Upsample)、通道融合,将PANet的3个输出分支送入检测头(Detect Head)中进行损失(Loss)计算。相较于单向、自上而下的特征金字塔网络(Feature Pyramid Networks, FPN),PANet为双向通路网络,引入了自下向上的路径,使底层信息更容易传递到顶层。

在检测头部分,YOLOv8n使用解耦头,将回归分支和预测分支分离,提升了算法性能和收敛速度。

YOLOv8n的骨干网络与轻量化网络相比,整体模型较大,需要较多的计算资源和较大的存储空间,这使其在嵌入式设备或移动设备上难以应用。

2.2 YOLOv8n-SGC模型

本文提出的YOLOv8n-SGC驾驶员分心检测算法主要包括以下改进:为减小模型规模、降低计算复杂度,引入轻量级ShuffleNetV2网络和GhostConv,实现模型轻量化;为提升算法检测精度,在骨干网络后加入CAFM,使模型可以融合全局和局部特征。YOLOv8n-SGC网络结构如图3所示,其中,Maxpool为最大池化层,ShuffleNetV2-1为基本模块,ShuffleNetV2-2为下采样模块,CAFMAAttention为卷积和注意力融合模块。

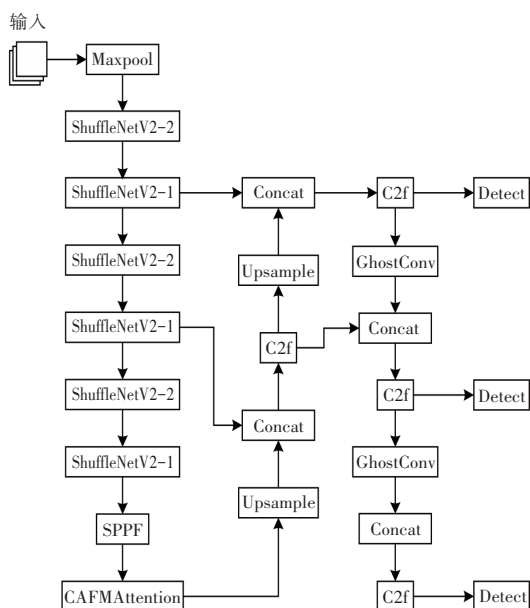


图3 YOLOv8n-SGC网络结构

2.2.1 ShuffleNetV2网络

ShuffleNetV2是一种为移动设备设计的神经网络架构。相比ShuffleNetV1使用逐点分组卷积(Pointwise Group Convolution)和瓶颈结构而需频繁访问内存,导致系统能耗增加、效率下降,ShuffleNetV2采用通道分割策略、优化通道混洗机制,减轻了计算负担,提高了系统运行效率。通道分割策略将输入特征图的通道分割为两部分,一个分支保持不变,另一个分支通过多个卷积层,提取更复杂的特征。通道混洗机制将特征图的通道视为一个二维数组,并在其中进行通道的重新排列,使分割后通道能够再次交叉和组合,并使不同通道间的信息充分交换,提高模型表达能力。ShuffleNetV2模块结构^[9]如图4所示。

ShuffleNetV2基本模块首先对输入的特征图(Feature Map)进行通道拆分(Channel Split),其中,左分支不进行任何处理,右分支经过3个卷积

(1×1 Conv、 3×3 DWConv、 1×1 Conv)后,与左分支进行拼接和通道混洗(Channel Shuffle),实现不同通道间的信息交互。

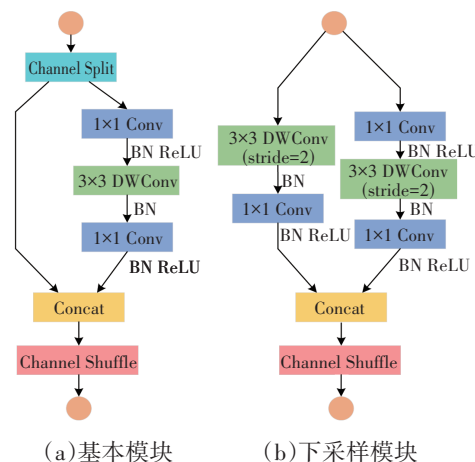


图4 ShuffleNetV2模块结构

ShuffleNetV2下采样模块包括2个分支,左分支经过一个 3×3 的深度卷积(Depth-Wise Convolution, DWConv)和一个 1×1 的卷积,右分支经过1个 3×3 的深度卷积和2个 1×1 的卷积。将所有特征图输入到下采样模块的两个分支后,在模块底部对两条支路的特征图进行拼接,最后进行通道混洗。

ShuffleNetV2替换YOLOv8n骨干网络,可在维持高精度的同时提升计算速度、减轻模型体量,使其更适合在边缘设备上实时高效的目标检测任务。

2.2.2 GhostConv

GhostConv是一种用于模型压缩的轻量化卷积模块,通过使用更少的参数和计算量来提取特征,降低了模型的复杂性和训练难度^[10-11],减少了所需计算资源且易于实现。

GhostConv卷积操作分为3个步骤:首先使用原卷积一半大小的卷积对输入图像进行特征提取,然后继续经过一个 5×5 的卷积核、步长为1的廉价计算(Cheap Operation),生成新的冗余特征图,最后将两种特征图直连拼接成完整的特征图得到输出特征。GhostConv结构^[12]如图5所示。

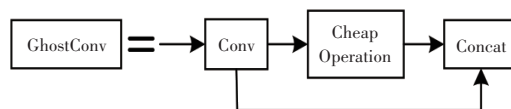


图5 GhostConv结构

2.2.3 CAFM注意力机制

卷积运算受限于其局部特性和有限的感知领

域,不足以建模全局特征,与其互补的注意力机制(Attention Mechanism)可通过对全局和局部特征进行建模,进而保留更多有用的图像信息。CAFM混合卷积注意力网络(Hybrid Convolution and Attention Network, HCANet)中的卷积和注意力融合模块,由全局分支(Global Branch)和局部分支(Local Branch)组成,全局分支采用自注意力机制以捕获更广泛的数据信息,局部分支专注于提取局部特征信息。CAFM结构^[13]如图6所示。

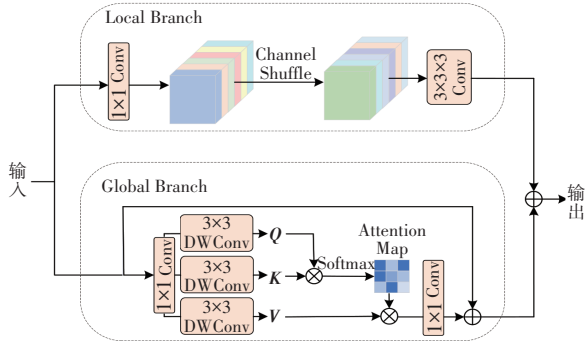


图6 CAFM结构

在局部分支中,为了加强跨渠道互动和促进信息整合,首先使用 1×1 卷积来调整通道维度,之后执行通道混洗操作进一步混合和融合通道信息。通道混洗将输入张量沿通道维度划分为若干组,在每个组内采用深度可分离卷积来引发通道混洗。随后每个组得到的输出张量沿着通道维度连接以生成新的输出张量,最后利用 $3 \times 3 \times 3$ 卷积来提取特征。局部分支可以表示为:

$$F_{\text{conv}} = W_{3 \times 3 \times 3}(\text{CS}(W_{1 \times 1}(Y))) \quad (1)$$

式中: F_{conv} 为局部分支的输出, $W_{1 \times 1}$ 为 1×1 卷积, $W_{3 \times 3 \times 3}$ 为 $3 \times 3 \times 3$ 卷积, CS 为通道混洗操作, Y 为输入特征。

在全局分支中,首先通过 1×1 卷积和 3×3 深度卷积生成查询(Q)、键(K)、值(V),产生3个形状为 $B \times H \times W \times C$ 的张量,其中 B 、 H 、 W 、 C 分别为样本数、特征图高度、特征图宽度和通道数。为了计算注意力图(Attention Map),需将 Q 、 K 、 V 的空间维度展平,利用Softmax函数将其重塑为 $B \times N \times C$ 的形状,其中 $N=H \times W$,重塑后的 Q 、 K 和 V 分别为 \hat{Q} 、 \hat{K} 、 \hat{V} ,通过 \hat{Q} 和 \hat{K} 计算注意力图,减少了计算负担。全局分支可以表示为:

$$F_{\text{att}} = W_{1 \times 1} \text{Attention}(\hat{Q}, \hat{K}, \hat{V}) + Y \quad (2)$$

$$\text{Attention}(\hat{Q}, \hat{K}, \hat{V}) = \hat{V} \text{Softmax}(\hat{Q}\hat{K}/\alpha) \quad (3)$$

式中: F_{att} 为全局分支的输出, $\text{Attention}(\hat{Q}, \hat{K}, \hat{V})$ 为加权后的输出特征图, \hat{V} 为加权值, α 为可学习的缩放参数。

CAFM的计算结果为:

$$F_{\text{out}} = F_{\text{att}} + F_{\text{conv}} \quad (4)$$

3 试验验证

3.1 试验环境及参数配置

首先在计算机平台上对本文所用模型进行训练,之后使用RKNN-Toolkit工具将开放神经网络交换(Open Neural Network Exchange, ONNX)模型转换为可在瑞芯微(Rockchip)嵌入式设备运行的瑞芯微神经网络(Rockchip Neural Network, RKNN)模型,量化类型选择asymmetric quantized-u8,并通过rknn.eval_perf接口对模型进行性能评估^[14]。试验软、硬件环境如表1所示,训练参数设置如表2所示。

表1 试验软、硬件环境

平台	类别	版本
计算机平台	操作系统	Windows10
	图形处理器	NVIDIA GeForce RTX 4060Ti
	处理器	Intel Core i5-12400
	深度学习框架	Pytorch 1.12
	统一计算设备架构(CUDA)版本	CUDA 11.3
嵌入式设备	片上系统(SoC)	瑞芯微RV1126
	内存/GB	2(DDR4)
	神经处理单元(NPU)算力/ 10^{12} 次· s^{-1}	2.0

表2 训练参数设置

参数名称	参数设置
优化器(optimizer)	随机梯度下降(SGD)
轮次(epochs)/轮	300
批量大小(batchsize)/张	32
线程(workers)/个	8
图像尺寸(imgs)/像素	640
初始学习率(lr0)	0.01
学习率衰减因子(Learn Rate Drop Factor)	0.01
权重衰减(weight_decay)	0.0005
动量(momentum)	0.937
预热轮次(warmup_epochs)/轮	3
预热动量(warmup_momentum)	0.8
关闭数据增强(close_mosaic)/轮	10

3.2 数据集

本文所用数据集部分从模拟驾驶现场采集,部分来自网络爬虫。为提高模型泛化能力,先对数据

集图片进行反转、加入各种噪声、调整对比度等操作,得到16 000张图片。使用LabelImg软件对每张图片进行数据标注,将待检测行为分为吸烟(smoke)、喝水(drink)、玩手机(playPhone)、打电话(phone)及触摸头部(touchHead)5类,训练集、验证集及测试集的比例为8:1:1。

3.3 评价指标

选用平均精确度均值(mean Average Precision, mAP)、模型参数量(Params)、模型体积和浮点运算量^[15]作为目标检测算法的性能评价指标。mAP为平均精确度(Average Precision, AP)的均值^[16-18],计算公式为:

$$m_{p-avg} = \frac{1}{m} \sum P_{avg}(i) \quad (5)$$

式中: m 为检测目标的类别数量, $P_{avg}(i)$ 为类别 i 的平均精度。

3.4 试验结果与分析

为验证YOLOv8n-SGC算法的有效性,本文使用同一数据集进行消融实验对比,结果如表3所示。

表3 消融实验对比结果

模型	mAP/%	参数量/ $\times 10^6$ 个	体积/MB	浮点运算量/ $\times 10^9$ 次 $\cdot s^{-1}$
YOLOv8n	96.73	3.01	5.97	8.10
YOLOv8n+ShuffleNetV2	95.43	1.83	3.93	5.10
YOLOv8n+ShuffleNetV2+GhostConv	95.03	1.74	3.56	5.00
YOLOv8n-SGC	97.85	2.09	4.23	5.30

由表3可知,在YOLOv8n的基础上引入ShuffleNetV2轻量化网络,mAP虽有所下降,但模型参数量降低了39.20%,模型体积降低了34.17%,模型计算量降低了37.04%。在此基础上进一步进行模型轻量化,替换颈部网络的传统卷积为GhostConv,模型参数量、计算量进一步降低,mAP也有所降低。为提高轻量化模型的检测精度,在骨干网络加入CAFm,mAP相比YOLOv8n基准模型提高了1.12个百分点,模型参数量降低了30.56%,模型容量降低了29.14%,计算量降低了34.56%。由此可见,相较于YOLOv8n,YOLOv8n-SGC既小幅度提高了检测精度,又降低了模型参数量、体积和计算量。数据集测试效果如图7所示。

在计算机平台和嵌入式设备上对YOLOv8n-SGC和YOLOv8n的识别效果进行对比,结果如表4所示。

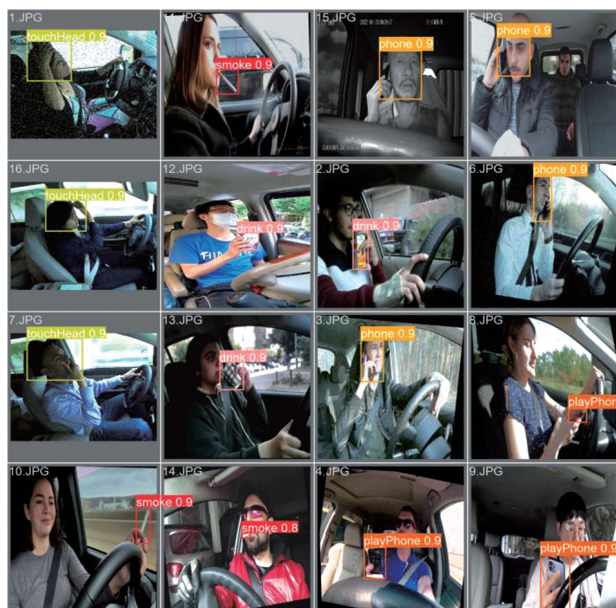


图7 数据集测试效果

表4 计算机平台与嵌入式平台对比结果

平台	评价指标	YOLOv8n	YOLOv8n-SGC	
计算机平台	mAP/%	96.73	97.85	
	AP/%	吸烟	96.71	96.78
		喝水	97.62	97.92
		玩手机	98.40	97.81
		打电话	95.53	97.67
		触摸头部	99.09	99.02
	模型参数量/ $\times 10^6$ 个	3.01	2.09	
	模型体积/MB	5.97	4.23	
	浮点计算量/ $\times 10^9$ 次 $\cdot s^{-1}$	8.10	5.30	
	嵌入式设备	单张图片推理时间/ms	67.00	39.00
检测速率/帧 $\cdot s^{-1}$		13.16	25.64	
模型体积/MB		1.43	1.02	

由表4可知:在计算机平台上,改进算法的mAP和各类别AP均有小幅提升,模型参数量、容量、浮点计算量有所降低;在嵌入式设备(瑞芯微RV1126)上,改进算法单张图片所需的推理时间缩短41.79%,检测速率提升94.83%,模型体积降低28.67%。

综上,改进后的YOLOv8n-SGC算法更适用于硬件资源受限的嵌入式设备。

4 结束语

本文以YOLOv8n算法为模型基础,为满足移动

端嵌入式设备的布置需求,进而实现分心驾驶检测功能,通过替换基础模型骨干网络、部分卷积及增加CAF模块对算法进行改进。验证结果表明,相较于YOLOv8n,本文提出的YOLOv8n-SGC算法在保证检测精度的前提下,有效降低了计算复杂度和模型体积,明显提升了检测速率。

参 考 文 献

- [1] LÜ A H. Driver Distracted Behavior Detection Using a Light Weight Model Based on the W-MSA[J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2023.
- [2] 欧阳壮,朱天军,文浩.基于深度学习的驾驶员分心驾驶行为预警算法[J].*机电工程技术*,2023(12):27-30.
OUYANG Z, ZHU T J, WEN H. Driver Distracted Driving Behavior Warning Algorithm Based on Deep Learning[J]. *Mechanical & Electrical Engineering Technology*, 2023(12): 27-30.
- [3] 高尚兵,张莹莹,王腾,等.基于BiViTNet的轻量级驾驶员分心行为检测方法[J].*重庆交通大学学报(自然科学版)*,2024(2):57-64.
GAO S B, ZHANG Y Y, WANG T, et al. A Lightweight Driver Distraction Behavior Detection Method Based on BiViTNet[J]. *Journal of Chongqing Jiaotong University (Natural Science)*, 2024(2): 57-64.
- [4] 莫紫雯,王江涛,张子翔.基于树莓派的驾驶员分心驾驶检测系统[J].*电子制作*,2023(21):61-64+74.
MO Z W, WANG J T, ZHANG Z X. Driver Distracted Driving Detection System Based on Raspberry Pi[J]. *Practical Electronics*, 2023(21): 61-64+74.
- [5] 王浩.改进Yolov4的驾驶员玩手机行为检测研究[D].郑州:中原工学院,2022.
WANG H. Research on Improving the Detection of Driver's Mobile Phone Behavior in Yolov4[D]. Zhengzhou: Zhongyuan University of Technology, 2022.
- [6] 高如新,杜亚博,常嘉浩.基于改进YOLOX-S的轻量化煤矸石检测方法研究[J].*河南理工大学学报(自然科学版)*,2024(4):133-140.
GAO R X, DU Y B, CHANG J H. Study on Lightweight Coal Gangue Detection Method Based on Improved YOLOX-S[J]. *Journal of Henan Polytechnic University (Natural Science)*, 2024(4): 133-140.
- [7] 安俊峰,刘吉强,卢萌萌,等.基于改进YOLOv8的地铁站内乘客异常行为感知[J].*北京交通大学学报*,2024(2):76-89.
AN J F, LIU J Q, LU M M, et al. Perception of Passenger Abnormal Behavior in Metro Stations Based on Improved YOLOv8[J]. *Journal of Beijing Jiaotong University*, 2024(2): 76-89.
- [8] 王译崧,华杭波,孔明,等.Rep-YOLOv8车辆行人检测分割算法[J].*现代电子技术*,2024(9):143-149.
WANG Y S, HUA H B, KONG M, et al. Rep-YOLOv8 Vehicle and Pedestrian Detection Segmentation Algorithm [J]. *Modern Electronics Technique*, 2024(9): 143-149.
- [9] MA N N, ZHANG X Y, ZHENG H T, et al. ShuffleNet V2: Practical Guidelines for Efficient CNN Architecture Design [C]// *Computer Vision - ECCV 2018: 15th European Conference. Munich, Germany: ECCV, 2018: 122-138.*
- [10] 彭会齐,陈敏之.基于YOLOv8的女西裤版型弊病检测与修正[J].*服装学报*,2024(1):27-35.
PENG H Q, CHEN M Z. Detection and Correction of Women's Pants Pattern Defects Based on YOLOv8[J]. *Journal of Clothing Research*, 2024(1): 27-35.
- [11] 吴合凤,王国伟,万造君,等.基于改进YOLOv8s的配电设备红外目标检测模型[J].*电气技术*,2024(3):18-23.
WU H F, WANG G W, WAN Z J, et al. Infrared Target Detection Model for Distribution Equipment Based on Improved YOLOv8s[J]. *Electrical Engineering*, 2024(3): 18-23.
- [12] 熊恩杰,张荣芬,刘宇红,等.面向交通标志的Ghost-YOLOv8检测算法[J].*计算机工程与应用*,2023(20):200-207.
XIONG E J, ZHANG R F, LIU Y H, et al. Ghost-YOLOv8 Detection Algorithm for Traffic Signs[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2023(20): 200-207.
- [13] HU S, GAO F, ZHOU X W, et al. Hybrid Convolutional and Attention Network for Hyperspectral Image Denoising[J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2024, 21: 1-5.
- [14] 刘永鑫,高成,吴政,等.一种改进的YOLOv3嵌入式实时车辆检测算法[J].*单片机与嵌入式系统应用*,2023(2):33-37.
LIU Y X, GAO C, WU Z, et al. Improved Algorithm for Embedded Real-Time Vehicle Detection Based on YOLOv3[J]. *Microcontrollers & Embedded Systems*, 2023(2): 33-37.
- [15] 陈仁祥,胡超超,胡小林,等.基于改进YOLOv5的驾驶员分心驾驶检测[J].*吉林大学学报(工学版)*,2024(4):959-968.
CHEN R X, HU C C, HU X L, et al. Driver Distracted Driving Detection Based on Improved YOLOv5[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2024(4): 959-968.
- [16] 杜虓龙,余华平.基于改进MobileNet-SSD网络的驾驶员分心行为检测[J].*公路交通科技*,2022(3):160-166.
DU X L, YU H P. Detecting Driver's Distracted Behavior

- Based on Improved Mobile Net-SSD Network[J]. Journal of Highway and Transportation Research and Development, 2022(3): 160-166.
- [17] 文家燕,周志文,辛华健,等. 基于改进YOLOv7-tiny的高空作业人员安防装备检测算法[J]. 现代电子技术, 2024(13): 164-171.
- WEN J Y, ZHOU Z W, XIN H J, et al. High-Altitude Operation Personnel Security Equipment Detection Algorithm Based on Improved YOLOv7-tiny[J]. Modern Electronics Technique, 2024(13): 164-171.
- [18] 胡瑛,刘狄昆,刘拯,等. 基于改进YOLOv5的复杂场景下交通标志识别方法[J]. 湖南工程学院学报(自然科学版), 2024, 34(2): 31-38.
- HU Y, LIU D K, LIU Z, et al. A Traffic Sign Recognition Method Based on Improved YOLOv5 in Complex Scenes[J]. Journal of Hunan Institute of Engineering (Natural Science Edition), 2024, 34(2): 31-38.

(责任编辑 白夜)

修改稿收到日期为2024年8月16日。

《汽车文摘》征文

《汽车文摘》(月刊)于1963年7月3日创刊,由国务院国有资产监督管理委员会主管、中国第一汽车集团有限公司主办,为中国汽车工程学会会刊。《汽车文摘》以“览全球汽车技术文献,指中国汽车技术之道”为使命,以打造“中国汽车前沿与创新技术传播与交流的重要平台”为愿景,致力于成为汽车领域最具影响力的综述类期刊。

2023年11月,《汽车文摘》复合影响因子达1.187,这反映《汽车文摘》自2019年启动转型升级以来,期刊学术影响力稳步提升。

《汽车文摘》深耕电动化、智能化、网联化、共享化和智能制造5大方向和10大领域,聚焦新能源、燃料电池与混合动力汽车、智能网联汽车、氢氨融合零碳和碳中和燃料、汽车安全、健康与舒适、碳达峰与碳中和、生命周期评价(LCA)与技术经济分析、智能制造、材料轻量化与一体化压铸、飞行汽车前沿与创新技术综述论文,揭示相关领域的新动态、新趋势、新技术和新进展,为广大科研和工程技术人员进一步发展这一领域提供新突破口、新出发点和新基准。

欢迎高等院校师生、研发工程技术人员、技术管理人员,充分发挥专业领域优势,深度挖掘国内外高影响力学术期刊与其它文献,形成某个技术领域前沿综述。

《汽车文摘》选题范围:

电动化:混合动力关键技术;动力电池关键技术;先进充电技术;电驱动系统及电力电子技术;智能底盘及子系统线控关键技术;燃料电池动力系统设计与优化。

智能化:新型电子电气架构;自动驾驶感知、决策与运动控制;智能新能源汽车测试评价方法与工具链;车辆智能安全技术。

网联化:智能网联云控技术;车用通信及网络技术;车路协同技术;汽车人因、人机交互与智慧座舱;信息安全与预期功能安全;车网融合(V2G)及应用。

低碳化:汽车节能与排放技术;清洁能源动力系统技术;碳达峰、碳中和;氢燃料制、储、运、加及安全管控技术;生命周期评价(LCA)、标准法规与技术经济分析;氢氨融合零碳和碳中和燃料。

轻量化:新能源汽车新材料技术;混合材料轻量化设计;一体化压铸。

共享化:区块链技术与移动出行;车辆大数据挖掘方法与应用案例。

燃料电池:电池堆、电池系统与基础设施。

智能制造:机器人与自动化控制、四大工艺、物流技术、设计-制造-服务。

颠覆式出行:飞行汽车;未来低空智能交通体系及其关键技术。

汽车安全:主被动安全与融合;智能安全;健康与舒适。

《汽车文摘》发表论文的独特优势:

《汽车文摘》是国家级刊物、中国汽车工程学会会刊、汽车领域唯一的综述期刊。《汽车文摘》不收版面费,4个月左右可发稿。

投稿要求:

- 综述篇幅在10 000~15 000字(6~10页),图文并茂,图、表和公式非原创要求标注引用文献;
- 请按科技论文要求撰写文章摘要,摘要中文字数在200±10字;
- 文章必须附有公开发表、体现本领域最新研究成果和高影响力出版物作为参考文献,一般要求参考文献在20篇以上,一半左右为外文参考文献,且在文中标注所引用文献;
- 来稿保密审查工作由作者单位负责,确保署名无争议,文责自负;
- 切勿一稿多投。

《汽车文摘》投稿网址: <http://www.qcwz.cbpt.cnki.net>

邮箱: autodigest@faw.com.cn

《汽车文摘》编辑部

2024年 第10期 | 43