

基于 YOLOv8n 的夜间车辆检测

冯迎宾, 刘艾妮

(沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 沈阳 110159)

摘要: 针对夜间环境光照度低、光照分布不均匀导致车辆检测细节模糊以及车辆漏检和错检等问题, 提出一种改进 YOLOv8n 的夜间目标检测算法。首先, 引入图像增强算法 Zero-DCE 提高图像质量, 减小光照度低、光照分布不均匀的影响, 同时使用 LSKNet 作为主干网络, 调整动态感受野, 改善模型特征提取能力, 提高检测精度; 其次, 采用空间和通道卷积 (SSConv) 模块融合 C2f 模块, 减少特征之间的空间和通道冗余; 最后, 提出通用感知大内核卷积网络 (SPPF_UniRepLKNet) 替换 SPPF 模块, 使用非膨胀卷积更好地提升感受野, 从而有效捕捉模型的特征, 提高模型的检测精度。实验结果表明, 改进 YOLOv8n 算法的检测精确率和平均精度均值分别提高了 4.7% 和 4.9%, 适用于夜间环境下车辆检测。

关键词: 目标检测; 图像增强; LSKNet; 空间和通道卷积模块; 通用感知大内核卷积网络
中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1003-1251.2025.02.001

Night-time Vehicle Detection Based on YOLOv8n

FENG Yingbin, LIU Aini

(Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

Abstract: A night target detection algorithm based on improved YOLOv8n is proposed to address the issues of low illumination and uneven light distribution at night, resulting in blurry vehicle detection details, as well as missed and false detections. Firstly, the image enhancement algorithm Zero-DCE is introduced to improve the image quality and reduce the impact of low illumination and uneven light distribution. At the same time, LSKNet is used as the backbone network to adjust the dynamic receptive field, improve the feature extraction ability of the model, and improve the detection accuracy. Then, the C2f module at the neck is replaced with a C2f_SSConv module to reduce the space between features and channel redundancy. Finally, SPPF_UniRepLKNet module is proposed to replace SPPF module, and non-expansive convolution is used to improve the receptive field, so as to capture the features of the model more effectively and improve the detection accuracy of the model. The experimental results show that the improved YOLOv8n algorithm has increased detection precision and mAP value by 4.7% and 4.9% respectively, making it suitable for night-time vehicle detection.

Key words: object detection; image enhancement; LSKNet; SSConv module; SPPF_UniRepLKNet

智能交通系统中车辆检测技术的重要性日益凸显, 其可用于道路上的车流及行驶状况监测, 及

时发现交通事故和违规驾驶,从而提升道路安全性和交通运行效率。

在夜晚光线不足的情况下,传统的车辆检测系统^[1]效果不佳,而 YOLO 算法采用单阶段处理的网络结构,可以提高检测速度和准确性^[2-3]。

针对车辆弱目标检测,文献[4]改进了 YOLOv4 网络结构,使用像素重组残差模块 PS-R 和注意力机制模块 FEAB,提升了遮挡目标检测的准确性和速度。针对红外车辆检测,文献[5]改进了 YOLOv5 网络结构,使用混合注意力机制和特征融合等模块提高了目标车辆检测能力。上述两种方法侧重于白天环境下的车辆检测,但不适用于夜间可见度低、光照分布不均匀、图形模糊等情况。文献[6]基于 YOLOv5s 提出了一种夜间车辆检测算法,首先利用 LIME 算法对原始图像进行增强,再将增强后的图像输入到改进后的 YOLOv5s 网络结构中,提高了夜间远处车辆和被遮挡车辆的检测效果。文献[7]基于 GAN 的数据增强器 AugGAN,生成更多视觉图像,提高了对车辆检测的精度。文献[8]提出一种特征转换增强模块 FTE 和目标检测模块 OD 结合的网络框架 FteGanOd,能够识别夜间车辆。文献[9]提出一种基于多传感器的夜间超车检测方法,使用图像增强算法减少外界环境干扰,再根据 D-S 理论获得目标车辆的整体置信度。上述文献[6-9]在夜间车辆检测方面依然存在一些问题,如夜间灯光的反射、车辆颜色在暗处难以区分、夜间背景噪音大等原因都会影响车辆检测的准确性。

针对上述问题,本文以 YOLOv8n 为基础网络,利用图像增强算法 Zero-DCE 解决夜间能见度低、对比度低以及光照分布不均匀等问题;利用 LSKNet 网络调整模型动态感受野,提高模型的检测精度;采用空间和通道卷积模块(SSConv)与颈部网络的 C2f 模块融合,再将 UniRepLKNet 模块与 YOLOv8n 主干网络中的 SPPF 模块进行融合以提升对目标检测的准确性、提升车辆的边缘对比度和细节检测能力。

1 算法原理

1.1 YOLOv8n 算法

YOLOv8 有五种网络模型^[10],YOLOv8n 是 YOLOv8 中最小的网络模型,在保证较高检测准确性的同时能够达到实时检测速度。

YOLOv8n 的骨干网络 Backbone 和颈部网络

Neck 部分采用 C2f 结构^[11],并针对不同的模型尺度进行通道数调整。检测头 Head 部分采用解耦头结构,可以将分类和检测分离。图 1 为 YOLOv8n 算法网络结构。

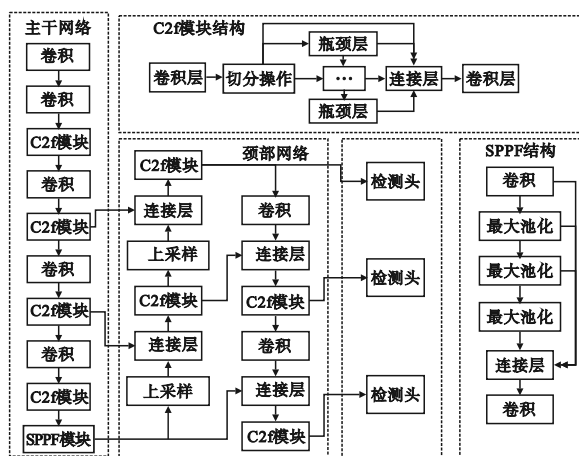


图 1 YOLOv8n 算法网络结构

Fig. 1 Network structure of YOLOv8n algorithm

1.2 Zero-DCE

为解决传统图像增强算法的局限性,本文采用 Zero-DCE^[12]低光图像增强算法,对输入图片进行预处理,用于解决夜间能见度低和图像模糊等问题。与现有的基于卷积神经网络以及对抗网络方法相比较,Zero-DCE 算法采用零参考和无监督学习,能够提高训练过程效率和泛化能力^[13]。图 2 为 Zero-DCE 网络结构,整个算法模型包含 7 个卷积层和激活函数;在特征提取过程中,图像的宽度和高度始终不变,仅在维度上改变。

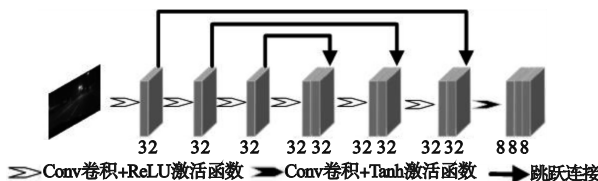


图 2 Zero-DCE 网络结构

Fig. 2 Zero-DCE network structure

1.3 LSKNet 模块

为提高夜间车辆检测细节边缘以及轮廓的准确性,本文使用 LSKNet 作为主干网络,在特征提取时调整动态感受野,有效处理光照分布不均匀环境下的车辆检测。

LSKNet 模块由空间选择以及前馈网络(FFN)组成^[14],其中空间选择用于调整动态感受野,FFN 用于通道混合和特征细化。LSKNet 模块嵌入在空间选择中,由卷积、空间选择机制组成。图 3 为 LSKNet 模块结构。

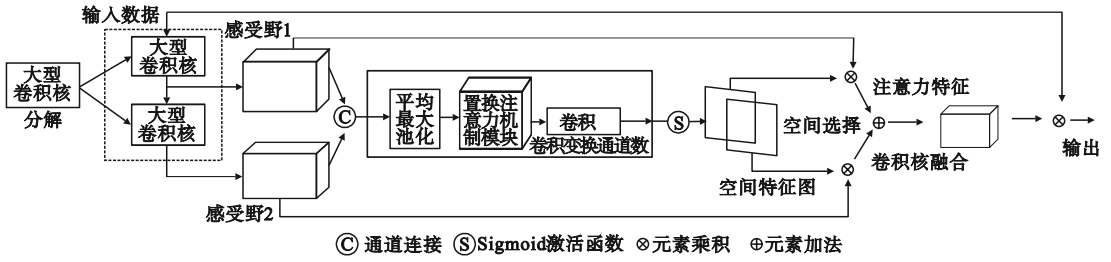


图 3 LSKNet 模块结构

Fig. 3 Structure diagram of the LSKNet module

1.4 C2f_SSConv 网络模块

由于模型特征具有重复和高度相关性,因此设计一个以颈部网络中 C2f 模块为基础、融合 SS-Conv 卷积的模块 C2f_SSConv。图 4 为 C2f_SSConv 模块结构图。C2f_SSConv 模块能够有效压缩特征冗余^[15]以减少计算负荷,从而提高模型性能。

C2f_SSConv 卷积中空间重建单元 SRU^[16]采用分离重构方法,能够根据权重分离特征冗余,并进行特征重构,从而抑制空间维度上的冗余,加强特征的表示能力;通道重构单元 CRU 采用分割转换和融合的方法,可减少通道维度的冗余、计算成本和储存空间。

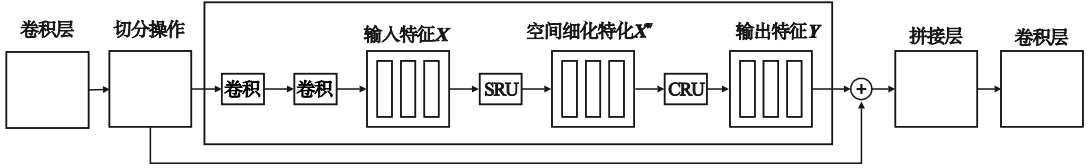


图 4 C2f_SSConv 网络模块结构

Fig. 4 Structure diagram of the C2f_SSConv network module

C2f_SSConv 模块中的 SRU 模块将信息丰富的特征图与空间内容信息少的特征图分离,再利用归一化层中的缩放因子评估不同特征图的信息内容,输出的特征图 X_{out} 表达式为

$$X_{out} = \gamma \frac{X - u}{\sqrt{\delta^2 + \epsilon}} + \beta \quad (1)$$

式中: δ 和 u 为 X 的均值与标准差; ϵ 是为了稳定除法添加的小正数; γ 和 β 为可训练的仿射变换参数。

重构操作采用交叉重构运算,将两个不同的矩阵信息进行叠加,加强两者之间的信息流。再将交叉重建后的特征 X^{w1} 和 X^{w2} 进行连接得到空间细化特征 X^w ,变量之间的关系为

$$\begin{cases} X_1^w = W_1 \otimes X \\ X_2^w = W_2 \otimes X \\ X_{11}^w \oplus X_{22}^w = X^{w1} \\ X_{21}^w \oplus X_{12}^w = X^{w2} \\ X^{w1} \cup X^{w2} = X^w \end{cases} \quad (2)$$

式中: X_1^w 为信息丰富的特征; X_2^w 为非信息丰富的特征; W_1 为信息丰富特征的权重; W_2 为非信息丰富特征的权重; \otimes 表示逐元素相乘; \oplus 表示逐元素相加; \cup 表示连接。

为减少通道冗余,采用 CRU 模块进行分割操作。首先通过简化的 SKNet 方法合并得到 Y_1 和 Y_2 ;然后利用全局平均池化将全局空间信息和通道统计信息进行结合,再利用最大池化得到特征向量;最后使用特征权重向量得到通道的输出特征 Y 。

$$Y = \beta_1 Y_1 + \beta_2 Y_2 \quad (3)$$

式中: β_1 和 β_2 为特征向量; Y_1 为丰富特征; Y_2 为具有补充详细信息的特征。

1.5 SPPF_UniRepLKNet 模块

为了提高对夜间车辆检测的准确性,本文提出一种以 YOLOv8n 主干网络中的 SPPF 模块为基础,融合 UniRepLKNet 模块^[17],构成 SPPF_UniRepLKNet 模块,通过高效的结构进行通道之间的联系以及空间聚合,用带有扩张的卷积核进行重新参数化,以增大模型动态感受野,提高抽象层次,并增加深度,在保证学习参数数量和检测速率的同时,提升模型对空间的表征能力。图 5 为 SPPF_UniRepLKNet 模块的结构图。

图 5 中 Lark 模块主要由 Dilated Reparam 模块、SE 模块、FFN 层和批量归一化(BN)层构成^[18]。SmaK 模块和 LarK 模块之间的唯一区别是前者使用 3×3 的深度卷积层代替后者中的扩

张模块。

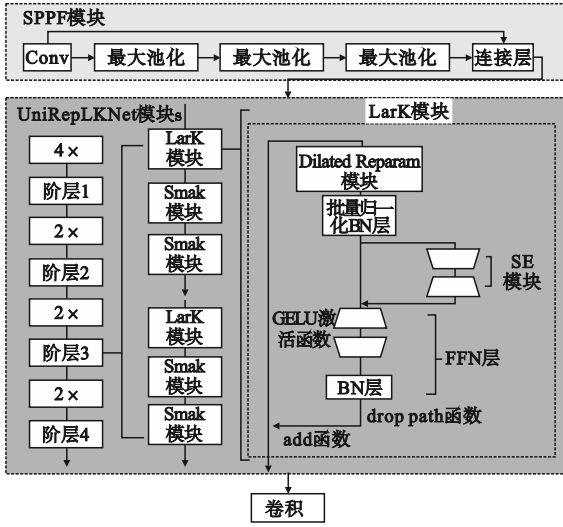


图5 SPPF_UniRepLkNet 模块结构

Fig.5 Structure diagram of the SPPF_UniRepLkNet module

2 实验结果与分析

2.1 实验环境配置

实验硬件:12th Gen Intel (R) Core (TM) i5 - 12500H 2.50 GHz CPU, NVIDIA GeForce RTX 3050 Laptop GPU。软件环境: CUDA11.8, torch版本 2.1.1, python 版本 3.9, 操作系统 windows11。实验中批次大小为4, 运行200个轮次, 初始学习率设为0.01, 输入图片尺寸为640×640像素。

2.2 数据集与评价指标

本文在 bdd100k 数据集^[19]中筛选验证集中的夜晚图片3929张构建本文数据集。图片数据集涵盖了不同车辆的状态, 包括2016张行驶状态图片和1913张停靠状态图片; 不同路况下图片包括936张住宅区图片、1275张城市街道图片和1718张公路图片。将数据集按照8:1:1比例分配为训练集、验证集、测试集。图6为车辆数据集样例图。



图6 车辆数据集样例

Fig.6 An example of a vehicle dataset

本文评估模型的指标有精确率 P 、召回率 R 以及平均精度均值 M 、图片检测时间 T ^[20], 计算表达式为

$$\begin{cases} P = \frac{TP}{TP + FP} \\ R = \frac{TP}{TP + FN} \\ AP = \int P(R) dR \\ M = \frac{1}{c} \sum_{k=1}^c AP_k \\ T = t_{pre} + t_{inf} + t_{pos} \end{cases} \quad (4)$$

式中: TP 表示正确检测的样本数; FP 表示错误检测的样本数; FN 表示遗留检测的样本数; AP 表示查准率; c 为样本类别数; t_{pre} 表示预处理时间; t_{inf} 表示推理时间; t_{pos} 表示对图像进行处理并返回预测结果的时间。

2.3 消融实验

为验证本文算法关键模块的有效性, 在 YOLOv8n 模型基础上设计了4组消融实验, 实验结果如表1所示。从表1中可以看出, 第2组实验相比于第1组实验的 P 和 M 值提高了2.4%和2.5%, 表明图像增强效果显著; 第3组实验相比于第2组实验 T 值下降了5.01 ms, P 和 M 值分别提高了1%和0.08%, 表明 LSKNet 有较好的检测性能; 第4组实验相比于第3组实验 M 值变化不大, T 值提升了3.42 ms, 表明 C2f_SSConv 模块在速度检测方面具有优势。第5组实验(本文算法)相比于第4组实验 M 值提升了1.2%, T 值提升了1.33 ms, 表明 SPPF_UniRepLkNet 网络能够捕捉模型特征, 提高了模型特征的代表能力。综上所述, 本文算法相对于 YOLOv8n 算法在 T 值

表1 消融实验结果

Table 1 Results of ablation experiments

	YOLOv8n	Zero-DCE	LSKNet	C2f_SSConv	SPPF_UniRepLkNet	P	M	T /ms
1	√	—	—	—	—	0.726	0.649	7.81
2	√	√	—	—	—	0.759	0.674	8.51
3	√	√	√	—	—	0.760	0.682	13.52
4	√	√	√	√	—	0.776	0.686	10.10
5	√	√	√	√	√	0.773	0.698	8.77

几乎不变的情况下, P 值提升了 4.7%, M 值提升了 4.9%。

图 7 为 YOLOv8n 与改进算法的平均精度均值以及精确率变化对比。从图 7 中可以看出本文

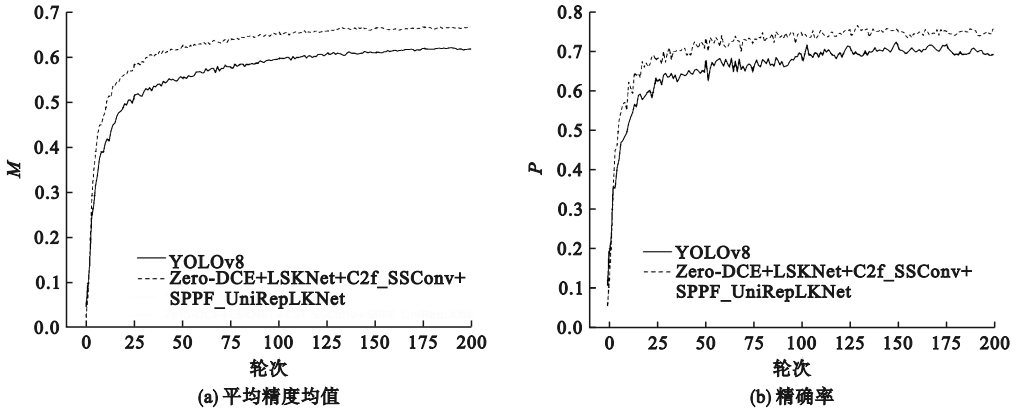


图 7 YOLOv8 与改进算法的平均精度均值以及精确率变化对比

Fig. 7 Comparison of average accuracy mean values and accuracy rate changes between YOLOv8 and the improved algorithm

2.4 对比实验 1

为验证 C2f-SSConv 模块的有效性,在 YOLOv8n 的 C2f 模块上分别融合 DySnakeConv 卷积^[20]、DCNv2 卷积^[21]以及本文算法中应用的 SSConv 卷积,进行 3 组对比实验,实验结果如表 2 所示。从表中可以看出 C2f_SSConv 模块中 P 为 0.773、 R 为 0.599、 M 为 0.686 且均为最高值,同时 T 最短,为 10.10 ms,表明 C2f_SSConv 模块性能最为突出。

表 2 不同检测算法对比

Table 2 Comparison results of different tests

C2f 融合不同卷积模块	P	R	M	T/ms
C2f_DySnakeConv	0.766	0.581	0.671	12.72
C2f_DCNv2	0.764	0.587	0.682	11.69
C2f_SSConv	0.773	0.599	0.686	10.10

2.5 对比实验 2

为了验证本文设计的 SPPF_UniRepLKnet 模块的有效性,进行 3 组对比实验:第 1 组为 UniRepLKnet 模块替换主干网络,第 2 组为 UniRepLKnet 模块融合 C2f 模块替换 SPPF 模块,第 3 组为 SPPF 模块融合 UniRepLKnet 模块。实验结果如表 3 所示。从表中可以看出:第 3 组实验所有评价指标均优于第 1 组实验;第 2 组实验虽然 P 略高于第 3 组实验,但是第 3 组实验的 R 和 M 明显高于第 2 组实验,分别达到了 0.628 和 0.698,且

提出的改进算法在夜间车辆检测中取得的效果。与改进前的算法相比,本文算法平均精度均值和精确率都有显著提升,且在迭代周期方面表现出线性收敛。

检测时间 T 仅用 8.77 ms。综上所述,SPPF_UniRepLKnet 模块具有一定优势。

表 3 不同模块替换实验对比

Table 3 Comparison of the results of different positions

实验组号	P	R	M	T/ms
1	0.770	0.599	0.687	8.80
2	0.775	0.624	0.692	8.93
3	0.773	0.628	0.698	8.77

2.6 对比实验 3

原 YOLOv8n 算法与本文算法的对比结果如表 4 所示。为保证实验的公平性和有效性,所有检测算法均在同一台设备、相同数据集下完成,从表 4 中可以看出,本文算法在夜间环境车辆检测中各项评价指标均优于原 YOLOv8n 算法。

表 4 本文算法与 YOLOv8n 算法对比

Table 4 Comparison results of different algorithms

算法	P	M	T/ms
YOLOv8n	0.726	0.649	7.81
本文算法	0.773	0.698	8.77

图 8 为 YOLOv8n 与本文算法检测结果示例。由图 8 可以看出,YOLOv8n 算法出现了漏检以及错检等问题,本文算法对车辆检测漏检以及错检的数量明显减少。



(a) YOLOv8n算法



(b) 本文算法

图8 YOLOv8n 算法与本文算法检测结果示例

Fig. 8 Detection results of different algorithms

3 结论

针对目前夜间光照不均匀、对比度不足、存在错检和漏检等问题,提出了一种基于 YOLOv8n 模型的改进算法。使用 Zero-DCE 图像增强,减少了外部环境的干扰,采用 LSKNet 作为主干网络,提高了模型的检测精度,同时提出 C2f_SSCov 和 SPPF_UniRepLKN 模块,进一步提高了模型的性能。实验结果表明,虽然检测速度存在一定下降,但是本文算法的精确率和平均精度均值分别提高了 4.7% 和 4.9%。未来将进一步优化模型结构,以提高检测速度。

参考文献 (References):

- [1] 胡满江,杨智元,李洋,等. 智能汽车人机协同决策关键技术综述[J]. 中国公路学报,2024,37(3):98-116.
HU M J, YANG Z Y, LI Y, et al. Review on the human-machine collaborative decision-making in intelligent vehicles [J]. China Journal of Highway and Transport, 2024, 37(3): 98-116. (in Chinese)
- [2] 张奕博,张雅丽. 基于改进 YOLOv5 网络模型的夜间车辆检测研究[J]. 现代计算机,2024,30(2):18-25.
ZHANG Y B, ZHANG Y L. Research on night target detection based on improved YOLOv5 model [J]. Modern Computer, 2024, 30(2): 18-25. (in Chinese)
- [3] 张蕊,高诗博,赵霞,等. 基于改进 YOLOv5s 的无人驾驶夜间车辆目标检测算法[J]. 电子测量技术,2023,46(17):87-93.

- ZHANG R, GAO S B, ZHAO X, et al. Algorithm on nighttime target detection for unmanned vehicles based on an improved YOLOv5s [J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(17): 87-93. (in Chinese)
- [4] 王坤,项琦鑫. 改进 Yolov4 的车辆弱目标检测算法[J]. 中国惯性技术学报,2023,31(8):797-805.
WANG K, XIANG Q X. Improved Yolov4 algorithm for vehicle weak object detection [J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2023, 31(8): 797-805. (in Chinese)
- [5] 张学志,赵红东,刘伟娜,等. 基于改进 YOLOv5 的红外车辆检测算法[J]. 红外与激光工程,2023,52(8):243-252.
ZHANG X Z, ZHAO H D, LIU W N, et al. An infrared vehicle detection method based on improved YOLOv5 [J]. Infrared and Laser Engineering, 2023, 52(8): 243-252. (in Chinese)
- [6] 邹莹,龙伟,李炎炎,等. 低照度环境的车辆检测算法研究[J]. 机械,2022,49(7):66-74.
ZOU Y, LONG W, LI Y Y, et al. Research on vehicle detection algorithm based on low illumination environment [J]. Machinery, 2022, 49(7): 66-74. (in Chinese)
- [7] LIN C T, HUANG S W, WU Y Y, et al. GAN-based day-to-night image style transfer for nighttime vehicle detection [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2021, 22(2): 951-963.
- [8] SHAO X T, WEI C K, SHEN Y, et al. Feature enhancement based on CycleGAN for nighttime vehicle detection [J]. IEEE Access, 2020, 9: 849-859.
- [9] CHEN M, JIN L S, JIANG Y Y, et al. Study on leading vehicle detection at night based on multisensor and image enhancement method [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2016, 2016: 5810910.
- [10] 张利丰,田莹. 改进 YOLOv8 的多尺度轻量型车辆目标检测算法[J]. 计算机工程与应用,2024,60(3):129-137.
ZHANG L F, TIAN Y. Improved YOLOv8 multi-scale and lightweight vehicle object detection algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(3): 129-137. (in Chinese)
- [11] 魏陈浩,杨睿,刘振丙,等. 具有双层路由注意力的 YOLOv8 道路场景目标检测方法[J]. 图学学报,2023,44(6):1104-1111.
WEI C H, YANG R, LIU Z B, et al. YOLOv8 with bi-level routing attention for road scene object detection [J]. Journal of Graphics, 2023, 44(6): 1104-1111. (in Chinese)
- [12] 黄振宇,陈宇韬,林定慈,等. 面向夜间疲劳驾驶检测的改进 Zero-DCE 低光增强算法[J]. 模式识别与人工智能,2022,35(10):893-903.
HUANG Z Y, CHEN Y T, LIN D C, et al. Improved zero-DCE low-light enhancement algorithm for night fatigue driving detection [J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2022, 35(10): 893-903. (in Chinese)
- [13] MU W W, LIU H X, CHEN W B, et al. A more effective zero-DCE variant: zero-DCE tiny [J]. Electronics, 2022, 11(17): 2750.
- [14] LAN Y S, CHEN M, LI C, et al. Research on small target detection method for industrial safety helmets based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Computing and Information Technology, 2024, 31(2): 123-136.
- [15] WANG Y H, XU S B, WANG P, et al. Lightweight vehicle detection based on improved YOLOv5s [J]. Sensors, 2024, 24(4): 1182.

(下转第12页)