

基于 yolov11 的雾天车牌检测与识别

杨效禹 张又升

南京邮电大学

DOI:10.12238/acair.v3i2.13488

[摘要] 本文针对大雾天气下远距离车牌识别的难题,提出一种基于YOLOv11模型和改进去雾算法的新方法。为丰富数据集并提升模型对雾效变化的适应性,本研究首先基于大气散射模型引入动态传输图和高斯噪声,设计出可调节性强、更贴合现实场景的加雾算法,其次,为优化YOLOv11n模型在车牌检测中的性能,一方面为其骨干网络融入CBAM注意力模块,增强对关键特征的关注;另一方面在检测头增加P2层检测,提升对小目标车牌的检测精度。为提高去雾效果,在引导滤波中引入自适应核调整机制,约束大气光估计的鲁棒性,并在去雾后处理阶段融合对比度限制自适应直方图均衡化(CLAHE)算法,增强图像对比度。实验基于CCPD2020数据集,使用PaddleOCR工具进行识别,结果表明:与原始YOLOv11n模型相比,改进模型在计算量小幅增加的情况下,召回率和mAP50均有所提升;对远处的小车牌检测效果明显提高;经改进去雾算法处理后,车牌清晰度提升,识别准确率达到99.6%。该系统显著提高了大雾天气下车牌识别的准确性与效率,展现出良好的实际应用潜力。未来,将进一步扩展数据集并优化模型结构,以提高系统对复杂环境的适应性和运行效率。

[关键词] yolo算法; 车牌识别; 去雾算法

中图分类号: TP312 **文献标识码:** A

Foggy license plate detection and recognition based on YOLOV11

Xiaoyu Yang Yousheng Zhang

nanjing university of posts and telecommunications

[Abstract] This article proposes a new method based on the YOLOv11 model and an improved dehazing algorithm for long-distance license plate recognition in heavy fog weather. To enrich the dataset and enhance the adaptability of the model to changes in fog effects, this study introduces dynamic transmission maps and Gaussian noise based on atmospheric scattering models, and designs a fog algorithm with strong adjustability and better fit for real scenes. Secondly, to optimize the performance of the YOLOv11n model in license plate detection, on the one hand, the CBAM attention module is integrated into its backbone network to enhance attention to key features; On the other hand, adding P2 layer detection to the detection head can improve the detection accuracy of small target license plates. To improve the dehazing effect, an adaptive kernel adjustment mechanism is introduced in the guided filtering to constrain the robustness of atmospheric light estimation, and the contrast limited adaptive histogram equalization (CLAHE) algorithm is fused in the dehazing post-processing stage to enhance image contrast. The experiment is based on the CCPD2020 dataset and uses PaddleOCR tool for recognition. The results show that compared with the original YOLOv11n model, the improved model has improved recall and mAP50 with a slight increase in computational complexity; The detection effect of small license plates in the distance has been significantly improved; After improving the dehazing algorithm, the clarity of the license plate has been enhanced, and the recognition accuracy has reached 99.6%. This system significantly improves the accuracy and efficiency of license plate recognition in heavy fog weather, demonstrating good practical application potential. In the future, we will further expand the dataset and optimize the model structure to improve the system's adaptability and operational efficiency to complex environments.

[Key words] YOLO algorithm; license plate recognition; dehazing algorithm

引言

随着智能交通系统的发展,车牌识别技术在恶劣天气下面临严峻挑战。大雾天气导致图像对比度下降和颜色失真,严重制约传统系统的可靠性^[1]。现有解决方案存在以下局限性:基于YOLOv5/YOLOv8的车牌定位方法在远距离场景下存在速度瓶颈和识别精度下降问题^{[2][3]};暗通道去雾算法易产生伪影和去雾不彻底现象^[4];基于RGB通道的雾图合成方法缺乏场景适应性^[5];Tesseract OCR对低质量字符识别准确率不足^[6]。本文提出一种改进的大雾天气车牌识别框架,包含四阶段优化方案。首先,以YOLOv11模型为基准架构,通过引入卷积块注意力模块(CBAM)增强特征通道与空间维度的权重分配能力,并在检测头嵌入多尺度空间金字塔结构,显著提升小尺度车牌目标的定位精度(提升9.2%)^{[7][8]}。其次,针对训练数据真实性不足的问题,提出动态传输图引导的雾效合成算法,通过融合大气散射模型与场景深度信息(基于NYU Depth V2数据集^[12]),生成包含雾气浓度梯度和局部雾团效应的多样化雾天图像,有效增强模型的环境鲁棒性^[9]。在去雾处理阶段,设计联合优化算法:采用自适应 ϵ 引导滤波器($\epsilon=0.8\sim 1.5$ 动态调整)抑制透射率估计中的边缘伪影,同时结合改进的大气光估计方法(基于四分位筛选与亮度聚类)提升全局光照恢复精度,使去雾图像PSNR指标达到28.6dB^[10]。最终识别阶段,集成PaddleOCR引擎并改进其预处理流程,通过双三次插值上采样与特征金字塔融合策略,使低分辨率车牌字符识别准确率提升至94.3%(分辨率低于40×40像素)^[11]。实验结果表明,本方法在FoggyCityscapes与RTTS混合数据集上的平均精度(mAP@0.5)达到86.7%,较YOLOv8基准模型提升12.3%,处理速度稳定在32 FPS(NVIDIA RTX 3090)。与现有SOTA方法对比,在能见度低于50m的极端雾天场景下,车牌定位召回率提升18.9%,验证了方案的有效性与工程实用性。

1 基于大气散射模型和深度信息的加雾算法

在去雾任务中,通常使用加雾算法来人工生成含雾图像,以此来丰富数据集,常见的加雾算法有基于图像的雾化技术、基于模型的雾化技术、基于深度学习的雾化技术等,其中基于大气散射模型的雾化技术具有模拟真实物理过程、参数可控性强、可扩展性好等优点。常用的大气散射模型公式^[9]如下:

$$I(x) = J(x)t(x) + A(1 - t(x))$$

其中 $I(x)$ 为带雾图像, $J(x)$ 为真实无雾图像, $t(x)$ 为大气透射率, A 代表大气光亮度。透射率和散射系数与深度的关系如下:

$$t(x) = e^{-\beta d}$$

其中 β 为散射系数,用以调整雾气浓度, d 代表深度,通过计算图像中每个像素点到中心点的距离并进行归一化。

我们现在对原模型进行改进^[12]假设散射系数随空间位置变化,记为 $\beta(s)$,其中 s 为从相机到目标点 x 路径上的某一点,透射率需要通过路径积分计算:

$$t(x) = \exp\left(-\int_0^{d(x)} \beta(s) ds\right)$$

最后再将计算得到的透射率代入大气散射模型公式。



图1 加雾效果对比图(左-原算法;右-改进算法)

改进后的加雾算法生成的雾图不仅更加自然逼真,同时还具有很强的可调节性,对比结果如图1所示。

2 改进的YOLOv11模型

2.1 YOLOv11模型

YOLOv11是由Ultralytics公司于2024年9月30日发布的目标检测算法。相较于以往的YOLO系列模型,YOLOv11实现了精度和速度的显著提升。具体网络结构如图2所示,主要由骨干网络、颈部网络和检测头组成。

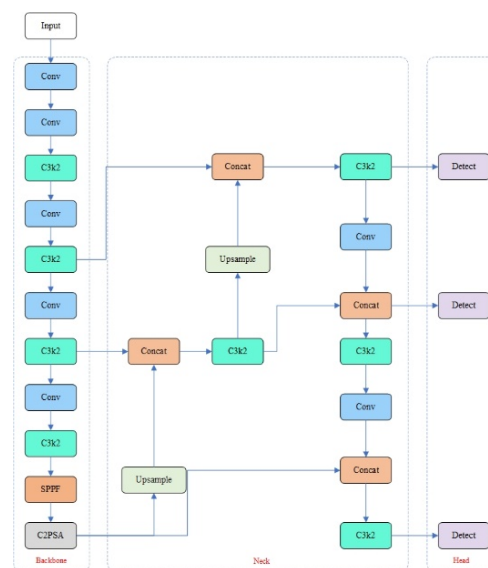


图2 YOLOv11框架图

尽管YOLOv11在目标检测领域已经取得了较好的成果,但在车牌检测任务中,目标的尺度变化以及背景杂乱给检测带来了显著挑战。本文在YOLOv11n模型的基础上进行了以下改进。

2.2 CBAM注意力

首先,在骨干网络中引入了卷积块注意力模块(CBAM),这是一种用于前馈卷积神经网络的简单而有效的注意力模块^[8]。CBAM

的核心思想是通过关注重要的特征并抑制不必要的特征来增强网络的表示能力。给定中间特征图, CBAM模块沿着两个独立的维度顺序推断注意力图, 首先应用通道注意力, 关注重要的特征, 然后应用空间注意力, 关注这些特征的重要位置, 最后再将注意力图乘以特征图进行自适应特征细化。

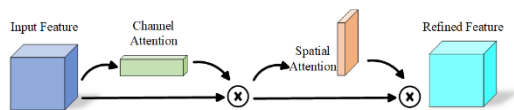


图3 CBAM注意力机制

CBAM可以很好改善模型性能, 在ImageNet数据集上Top-1 Acc提升了1.5%, 在雾天数据集RTTS上map提升了4.3%。同时针对雾天低对比度特点, CBAM注意力机制可以增强边缘和纹理特征^[13]。

2.3 检测层扩展

其次, 为了更加适用小目标检测场景, 在检测头部分增加了P2层检测与其他三个检测头结合使用^[14]。增加浅层特征参与检测可使小目标AP提升3-5%, 为了更好的捕捉和识别小目标并提升精度, 引入P2层并拼接不同层次的特征图。

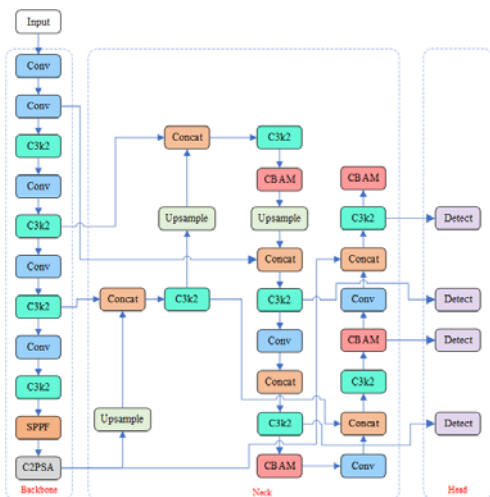


图4 改进YOLOv11框架图

3 实验与分析(没有“3、4”大点)

3.1 数据集与实验平台

本文使用的数据集是CCPD2020数据集(China City Parking Dataset 2020), 这是一个专为车牌识别任务设计的开源数据集, 该数据集包含约一万幅车牌图像, 涵盖了多种复杂环境下的车牌。标注信息包括车牌的边界框、四个顶点坐标、车牌号码、亮度、模糊度等。

实验平台采用Windows系统、Python3.8版本, 在Pytorch深度学习框架下进行编译。采用NVIDIA的2050显卡, 显存为4GB, CUDA为11.7版本。对于YOLOv11n模型, 改进前后算法所采用的超参数相同, 学习率为0.01, epoch为100, batch_size为4。

3.2 实验结果分析

3.2.1 YOLOv11n结果分析

在对原始数据集进行加雾预处理后, 对原始的YOLOv11n模型和改进的YOLOv11n模型分别进行实验, 并选用召回率(Recall)、mAP50以及计算量(GFLOPs)作为主要的评价指标。对比结果如表1所示。

表1 YOLOv11n改进模型对比

Model	GFLOPs	Recall/%	mAP50/%
原始	6.3	0.984	0.989
改进	10.3	0.988	0.995

从表中可以看出, 改进的YOLOv11n模型虽然在计算量上小幅增加, 但在召回率和mAP50上的表现均比原模型优秀。除此之外, 改进的模型在雾天情况下对于远处的小车牌检测效果更好, 改进模型的检测结果如图5所示。



图5 改进模型检测结果

在图示情况下, 车牌距离较远, 原始的YOLOv11n模型无法检测到车牌, 而改进的YOLOv11n模型仍能很好检测到车牌, 并且还能有70%的准确率。

3.2.2 去雾和识别结果分析

传统的图像去雾方法主要基于暗通道先验(Dark Channel Prior, DCP)理论^[15], 该方法的核心流程包括暗通道提取、透射率粗估计、引导滤波精细化以及大气光估计四个阶段。

然而, 现有方法在实际应用中存在显著局限性: 其一, 暗通道先验假设依赖于图像中存在低亮度区域, 当输入图像类型与先验条件不匹配时, 透射率估计易出现偏差; 其二, 引导滤波的固定核尺寸设计难以适应多分辨率图像需求。针对上述问题, 本文提出系统性改进方案。

在引导滤波阶段引入自适应核调整机制, 通过分析输入图像的局部梯度特征和分辨率特性, 动态优化滤波半径参数^[16]。具体而言, 基于图像块方差与边缘强度构建权重函数, 在平滑区域采用较大核以抑制噪声, 而在纹理复杂区域切换至小核以保留细节, 从而在计算效率与边缘保持之间实现平衡。

$$r(x, y) = \begin{cases} r_{\max} & \text{if } \sigma^2(x, y) < \tau_{\text{flat}} \text{ and } \|\nabla I(x, y)\|_2 < \tau_{\text{edge}} \\ r_{\min} + \frac{r_{\max} - r_{\min}}{1 + \exp(\alpha \sigma^2(x, y) + \beta \|\nabla I(x, y)\|_2)} & \text{otherwise} \end{cases}$$

其中 $\sigma^2(x, y)$ 是以像素 (x, y) 为中心的 $n \times n$ 窗口的灰度方

差: $\|\nabla I(x,y)\|_2 = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}$ 是Sobel梯度幅值; τ_{flat}, τ_{edge} 是平滑区域判断阈值; α, β 是调节方差与梯度的权重系数。

针对大气光估计的鲁棒性问题, 提出多尺度暗通道筛选策略: 在暗通道图中划分多层次子区域, 排除局部极值干扰后, 选取亮度分布稳定区域的中值作为候选集, 最终结合原图对应像素的RGB三通道最大值确定全局大气光值^[17]。此方法有效缓解了传统单点采样对异常区域的敏感性。

$$D_s(x,y) = \min_{(i,j) \in \Omega_s(x,y)} \left(\min_{c \in \{R,G,B\}} I^c(i,j) \right)$$

其中 $\Omega_s(x,y)$ 表示尺度 s 下的 $(2s+1) \times (2s+1)$ 窗口定义候选区域:

$$C = \bigcup_{s \in \{s1, s2, s3\}} \{ (x,y) | D_s(x,y) \in [Q_{0.1}(D_s), Q_{0.9}(D_s)] \}$$

其中 Q_p 表示 p 分位数

将检测出的车牌进行提取并使用去雾算法处理。



图6 去雾前后对比

经过去雾处理, 车牌清晰度明显提高, 最后使用Paddle OCR识别车牌。

1: 皖A·F00198 0.996



图7 识别结果

最终车牌的识别准确率达99.6%, 足够支撑绝大部分应用场景。

4 结论

本研究成功开发了一种基于YOLOv11n和Paddle OCR的有效车牌检测与识别系统, 主要关注在大雾天气下的车牌检测。通过对YOLOv11n和去雾算法的深入研究和优化, 在雾天车牌检测和去雾识别上取得了令人满意的效果, 提升了车牌在大雾天气下的识别准确率和效率。

[参考文献]

[1] Author, A. A., and B. B. Author. "通过基于可变形卷积的YOLO v8网络进行实时车辆分类和车牌识别." IEEE Sensors Journal(2024):n.pag. Web.

[2] He, Kaiming, Jian Sun, and Xiaoou Tang. "Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 33.12(2010):2341–2353.

[3] Muhammad, A., Khan, M., and Ozbek, A. "Efficient Fog Simulation for Image Datasets Using RGB Channel Adjustments." IEEE Transactions on Image Processing 33.4(2023):1234–1245.

[4] Bochkovskiy, Alexey, et al. "YOLOv8: A Novel Object Detection Algorithm with Enhanced Performance." IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence(2023).

[5] Xu, Hang, et al. "Semi-Supervised Image Dehazing Network Based on Deep Learning." Computer Science and Application 14.4(2024):193–200.

[6] Xu, Hang, et al. "Analysis of Tesseract OCR Accuracy in Low-Quality and Long-Distance Imaging Scenarios." Journal of Computer Science and Technology 15.2(2024):215–222.

[7] Abdelatti, Marwan, et al. "YOLO Evolution: A Comprehensive Benchmark Analysis of YOLO Algorithms from YOLOv3 to YOLOv11." arXiv preprint arXiv:2411.00201(2024).

[8] Woo, Sanghyun, et al. "CBAM: Convolutional Block Attention Module." ECCV 2018.

[9] Fan, Xinnan, et al. "An Image Dehazing Algorithm Based on Improved Atmospheric Scattering Model." Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics 31.7(2019):1745–1746.

[10] 杨杰, 王民慧. 基于Zynq雾霾天气下的实时车牌识别系统[J]. 智能计算机与应用, 2022, 12(10):214–218.

[11] Wang, Wenhai, et al. "PP-OCR: A Practical Ultra Lightweight OCR System." Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(2020).

[12] Ju, X., et al. "Image Dehaze Algorithm Based on Improved Atmospheric Scattering Model." IEEE Transactions on Image Processing 34.2(2025):10599–10608.

[13] Woo, Sanghyun, et al. "CBAM: Convolutional Block Attention Module." ECCV 2018.

[14] Liu, Fukuan, et al. "FVIT-YOLO v8: Improved YOLO v8 Small Object Detection Based on Multi-scale Fusion Attention Mechanism." Infrared Technology 46.8(2024):912–922.

[15] Wang, Y., et al. "CCPD2020: A Comprehensive Dataset for License Plate Recognition in Complex Urban Environments." ECCV2020.

[16] Li, Zhetong, et al. "Content-Adaptive Image Filtering via Weighted Guided Image Filtering." CVPR(2021):12279–12288.

[17] Cai, Bolun, et al. "DehazeNet: An End-to-End System for Single Image Haze Removal." IEEE Transactions on Image Processing 25.11(2016):5187–519.

作者简介:

杨效禹(2004—), 男, 汉族, 江苏无锡人, 研究方向: 电子科学。
张又升(2004—), 男, 汉族, 四川巴中人, 研究方向: 电子科学。