

基于改进 YOLOv8 和 LPRNet 的车牌识别算法

宋建辉, 夏彬, 赵亚威, 刘晓阳

(沈阳理工大学 自动化与电气工程学院, 沈阳 110159)

摘要: 车牌定位检测与识别是实现智能交通系统的关键技术之一。为解决传统方法定位不准确、识别率低的问题,提出一种基于改进 YOLOv8 和轻量级识别网络 LPRNet 的车牌识别算法。在 YOLOv8 网络架构中增加卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM),通过特征融合提升目标检测的准确率;在 LPRNet 中加入多头自注意力(multi head self attention, MHSA)机制,增强网络的特征提取能力;在识别网络模型的训练阶段引入对抗训练,增强模型的泛化能力和鲁棒性。在 CCPD 数据集上的实验结果表明,本文算法对车牌检测的平均精度均值(mAP@0.5)达到 98.7%,车牌识别准确率达到 97.21%,均优于其他同类主流算法。

关键词: 车牌识别;YOLOv8;LPRNet;对抗训练

中图分类号: TP391.4 **文献标志码:** A **DOI:** 10.3969/j.issn.1003-1251.2025.03.006

License Plate Recognition Algorithm Based on Improved YOLOv8 and LPRNet

SONG Jianhui, XIA Bin, ZHAO Yawei, LIU Xiaoyang

(Shenyang Ligong University, Shenyang 110159, China)

Abstract: Detection and recognition of license plate location is one of the key technologies for implementing intelligent transportation systems. To solve the problems of inaccurate positioning and low recognition rate in traditional methods, a license plate recognition algorithm based on improved YOLOv8 and lightweight recognition network LPRNet is proposed. A convolutional block attention module(CBAM) is added to the YOLOv8 network architecture to improve the accuracy of object detection through feature fusion. A multi head self attention(MHSA) mechanism is added to LPRNet to enhance the network's feature extraction capability. Adversarial training is introduced during the training phase of the recognition network model to enhance its generalization ability and robustness. Experimental results on the CCPD dataset show that the mean average precision(mAP@0.5) of our algorithm for license plate detection reaches 98.7%, and the accuracy of license plate recognition reaches 97.21%, both of which are superior to other mainstream algorithms of the same type.

Key words: license plate recognition;YOLOv8;LPRNet;adversarial training

随着智慧城市建设的不断推进,智能交通系统迅速发展,车牌识别系统是智能交通系统的必要组成部分,在改善交通方面发挥着重要作用。当前车牌识别过程包括两个阶段^[1]:第一阶段是

车牌检测,传统的检测方法主要基于先验信息(如车牌的边缘特征、颜色和纹理)定位车牌^[2];第二阶段是车牌字符识别,传统的字符识别方法分为字符分割^[3]和单个字符识别两个步骤,首先采用

支持向量机(SVM)^[4]或贝叶斯方法^[5]对图像进行分割,然后通过模板匹配进行字符识别^[6]。传统车牌识别方法在面对复杂环境时检测时间较长,且识别准确率较低。

为解决传统方法定位速度慢、识别不准确的问题,近年来国内外学者开展了基于深度学习的车牌定位识别方法研究。张立等^[7]提出了基于卷积神经网络 SLeNet5 的车牌识别方法,但识别系统并非端到端的系统,检测速度较慢。王燕等^[8]提出了基于 Faster R-CNN 的车牌定位模型,并将卷积神经网络 mLeNet5 成功用于字符识别,但该字符识别方法对车牌图片质量要求较高,对于光照不均匀情况下拍摄的图片分割结果错误率较高。吴仁彪等^[9]针对雾霾情况下的车牌识别问题,提出了一种基于改进 YOLOv3 的车牌识别算法,该算法提高了识别速度,但模型结构相对比较复杂。张振威等^[10]通过 YOLOv5 算法对车辆进行检测,采用残差网络 ResNet18 及双向长短期记忆(BLSTM)网络,并结合连接时序分类(CTC)损失算法识别车牌字符,但该方法用于复杂车牌图像时易造成误检。蔡先治等^[11]提出一种基于改进 YOLOv5 的端到端车牌识别算法,在 YOLOv5 的主干网络中加入金字塔分割注意力机制,并引入 α -CIoU 边框损失函数,将检测到的车牌输入卷积递归神经网络(CRNN)中,实现无分割的车牌识别,但由于数据样本较少,部分中文字符无法有效识别。

随着循环神经网络的提出和发展,无分割车牌识别算法成为当前的主流算法。Zherzdev 等^[12]提出了一种基于轻量化卷积神经网络的车牌识别方法(LPRNet),实现了无分割车牌识别,识别准确率达到 95%。屠骄阳^[13]提出了基于多任务卷积神经网络(MTCNN)与字符识别网络 LPRNet 的车牌号码识别方法,但该方法的字符识别准确率不高。程闯等^[14]采用改进的 YOLOv3 算法对车牌进行定位,基于 LPRNet 网络识别车牌字符,提高了检测速度,但与原 YOLOv3 算法相比,该方法的车牌字符识别准确率降低了 2.2%。牛志刚等^[15]通过 YOLOv5s 算法对车牌部分进行定位,将经空间变换网络(STN)矫正后的车牌输入 LPRNet 进行识别,对于车牌倾斜、光照不良、运动模糊和恶劣天气等场景下拍摄的车牌图片,该算法的鲁棒性不高,抗干扰能力有限。Xiao 等^[16]使用 YOLOv5 定位车牌,通过透视变换对车牌区域进行校正,并以其作为 LPRNet 的输入,使用多尺度 Retinex 与颜色恢复

算法增强图片,但该方法对于模糊图片的识别效果较差。Zhang 等^[17]使用 YOLOv7 用于车牌检测,采用 LPRNet 用于车牌识别,建立了一个用于复杂交通场景中实时车牌检测与识别(LPDR)的自动流水线系统,但该系统检测速度较慢。

YOLOv8 模型^[18]具有快速定位能力,但其对不同特征采取相同的加权方式,可能导致目标漏检和误检,检测精度较低,本文将卷积块注意力模块(convolutional block attention module, CBAM)^[19]添加到 YOLOv8 中,使模型更加关注输入图像的重要部分,提高车牌检测的准确率;传统 LPRNet 模型在面对复杂真实场景数据时表现不佳,本文将两个自注意力模块嵌入 LPRNet 模型中,增强其对车牌图像信息的提取能力,并创新地将对抗训练快速梯度法(fast gradient method, FGM)^[20]引入 LPRNet 模型的训练阶段,平稳训练过程,提高模型的鲁棒性和泛化能力。在 CCPD 数据集上进行消融实验及对比实验,以验证本文方法的性能。

1 算法改进

本文将具有快速定位能力的 YOLOv8 和具有轻量级网络结构的 LPRNet 进行融合,提出一种改进的车牌号码识别方法。首先,在 YOLOv8 的主干网络末端和颈部网络初端之间添加 CBAM 注意力机制,使其在特征融合时更关注重要的特征,提升目标检测的准确率;然后,使用改进后的车牌检测网络提取输入图片中的车牌区域,输出候选框作为添加了多头自注意力(multi head self attention, MHSA)机制^[21]的 LPRNet 输入;再后,引入 FGM 对 LPRNet 进行训练,使用训练后的 LPRNet 主干网络提取字符信息;最后,利用 CTC 和集束搜索算法^[22]输出最终车牌号。本文网络结构如图 1 所示。图中: CSP 表示残差模块;PAN + FPN

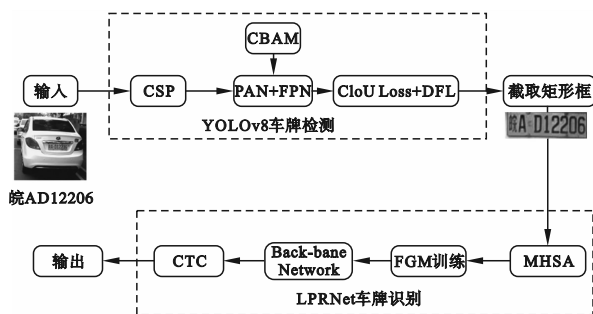


图 1 本文网络结构

Fig. 1 Network structure in this paper

表示双重特征金字塔结构;CloU Loss + DFL 表示边框回归损失函数;Back-bane Network 表示 LPR-Net 的主干网络。

1.1 改进 YOLOv8 的车牌定位算法

YOLOv8 网络结构分为三个部分:主干特征提取网络(Backbone)、加强特征提取网络(Neck)和分类回归网络(Detect)。首先对输入 YOLOv8 的车牌图像进行 Mosaic 数据增强,在不失真的前提下,对所有图片留白处添加马赛克,将图片大小调整为 640×640 像素;然后在 Backbone 中对车牌图片进行特征提取,将提取到的特征输入 Neck 中,进行不同尺度的特征融合;最后将特征融合结果传输至 Detect,通过 Detect 中的检测头(YOLO-Head)进行判断后作为检测结果输出。

在特征提取过程中,YOLOv8 模型对不同特征采取相同的加权方式,会导致目标漏检和误检,不利于对车牌小尺度目标信息的提取。为此,本文引入 CBAM 注意力机制。CBAM 注意力机制联合通道注意力模块和空间注意力模块,在不同层级上提高特征图的表达能力,通过平均池化和最大化池化操作聚合特征图的特征信息,更好地提

取目标物体的范围,有选择地关注与任务相关的特征,减少检测目标与环境之间的互相干扰,提高检测准确率。CBAM 结构如图 2 所示。

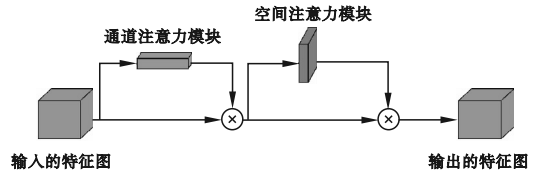


图 2 CBAM 结构

Fig. 2 Structure of CBAM

将注意力机制添加在颈部和头部网络时,会导致通道数过多、特征图太小,影响分类结果。因此,本文将 CBAM 注意力机制添加至主干网络末端和颈部网络初端之间,以提升模型的目标检测准确率。CBAM 通过通道注意力机制与空间注意力机制有效地增加整个特征图中遮挡部分或小目标的权重,使网络更容易学习到特征信息。改进后的 YOLOv8 结构如图 3 所示。图中:Conv 表示标准卷积模块;C2f 表示残差块;SPPF 表示快速空间金字塔池化模块;UP SAMPLE 表示上采样模块;Concat 表示特征维度拼接。

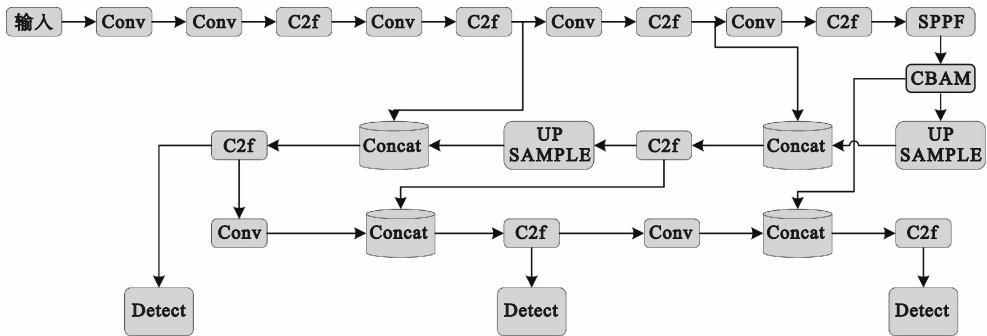


图 3 改进后的 YOLOv8 结构

Fig. 3 Improved YOLOv8 structure

1.2 改进 LPRNet 的车牌识别算法

目前车牌识别算法较多,其中 Resnet101 模型^[23]识别准确率较高,但模型推理过程的计算量较大,SqueezeNet 模型^[24]虽然计算量较小,但模型识别准确率不佳。基于 Pytorch 框架的 LPRNet 模型体积只有 1.7 MB,且识别准确率仅次于 Resnet101,计算量也适中。因此,本文选择具有轻量级神经网络结构的 LPRNet 作为车牌识别的基础算法,其不需要预先进行车牌字符分割,就能实现端到端的车牌字符识别。

针对 LPRNet 模型训练中特征信息融合不充分的问题,将自注意力模块引入 LPRNet 模型,增强其对车牌图像信息的提取和学习能力。

MHSA 通过多个并行的自注意力层来捕捉序列中的不同级别信息,再将这些信息融合,以提升模型的表达能力。当注意力头数较少时,MHSA 分配的子空间捕获的上下文依赖信息不够全面,其权重分配计算会产生数据噪声,模型性能下降;当注意力头数过多时,子空间对特征的表达能力虽然增强,但关注的信息冗余,在训练过程中出现误差累积,影响识别效果,模型性能亦下降。为解决上述问题,本文将两个自注意力(Self-Attention)模块嵌入 LPRNet 模型中,实现并行计算和多样性捕捉,可以更高效、更全面地理解输入数据的特征,增强模块间的联系与学习能力。引入 MHSA 的 LPRNet 结构如图 4 所示。图中:CBR

表示由一个卷积层、一个批量归一化层和一个激活函数 ReLU 组成的模块;MaxPool 表示三维最大池化操作;Small basic block 表示由四个卷积层

和三个激活函数 ReLU 组成的模块;AvgPool 表示二维平均池化操作;container 表示卷积核为 1×1 的卷积层。

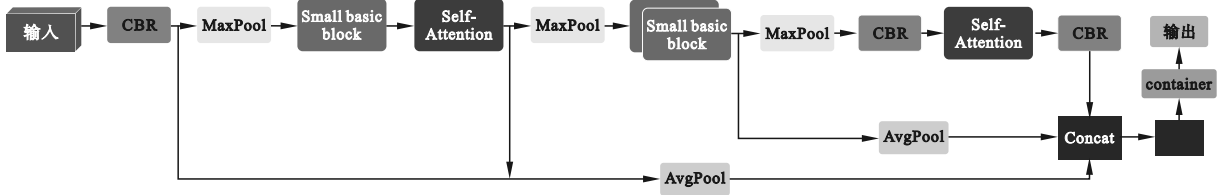


图4 引入 MSHA 的 LPRNet 结构

Fig. 4 LPRNet structure with MSHA

自注意力机制由 Google 研究团队提出,是注意力机制的变体,其减少了对外部信息的依赖,更多地关注数据内部的相关性。自注意力机制实现过程为:输入向量 X 经过线性变换得到三个参数,即查询向量 Q 、键向量 K 和值向量 V ;将 Q 和 K 相乘,计算两者的相关性,再经过归一化处理得到注意力权重矩阵;根据得到的权重对 V 加权求和。计算表达式为

$$\text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (1)$$

式中:Attention 表示自注意力机制的输出;softmax 为权重归一化函数; d_k 为 K 的维度, $1/\sqrt{d_k}$ 表示缩放因子。

1.3 添加对抗训练

对施加扰动后的对抗样本进行训练能够增强模型的泛化能力。本文将 FGM 对抗训练方法用于车牌识别网络 LPRNet,在训练过程中人为混入一些微小的扰动,通过 LPRNet 主干网络中的图像特征提取层对原始样本和对抗样本进行对抗训练,使对抗特征分布尽量接近原始特征分布,进而有效提高模型的鲁棒性和泛化能力。

FGM 算法的计算表达式为

$$\mathbf{g} = \nabla_x L(x, y, \theta) \quad (2)$$

$$r_{\text{adv}} = \varepsilon \cdot \frac{\mathbf{g}}{\|\mathbf{g}\|_2} \quad (3)$$

式中: x 代表输入; y 代表标签; θ 为当前模型的参数; $L(x, y, \theta)$ 表示模型的损失函数; $\nabla_x L(x, y, \theta)$ 表示对原始输入 (x, y) 求得的原始梯度,用 \mathbf{g} 表示; ε 为缩放因子; r_{adv} 为使用 FGM 算法生成的对抗扰动。

FGM 算法具体步骤如下。

输入 x

输出 对抗样本 x_{adv}

步骤 1 计算输入样本 x 的前向损失及在 x

处的反向传播梯度 \mathbf{g} 。

步骤 2 根据步骤 1 计算出的梯度 \mathbf{g} ,由式 (3) 计算扰动 r_{adv} ,并将扰动添加至 x 的图像特征向量,得到对抗样本 x_{adv} 。

步骤 3 根据对抗样本 x_{adv} 计算新的前向损失,进一步计算得到对抗样本 x_{adv} 处的梯度。

步骤 4 根据步骤 3 计算出的梯度对模型参数进行更新。

2 实验与结果分析

2.1 实验环境与数据集

以 PyTorch 框架构建车牌检测模型,实验环境及参数配置如表 1 所示。

表 1 实验环境及参数配置

Table 1 Experimental environment and parameters configuration

实验环境	参数配置
操作系统	Windows10
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3060
CPU	i7-12700H@2.30 GHz
CUDA	12.2
RAM	32.0 GB
编程语言	Python3.10.9

本文从中国城市车牌开源数据集 (CCPD) 中选取 19 743 张车牌图片,包括蓝牌普通车牌及绿牌新能源车牌两种,各省份车牌数据相对平衡,皖字开头车牌占比最高,按照 7:2:1 的比例随机划分为训练集、测试集和验证集。为提升算法的训练速度,将图片尺寸统一裁剪为 640×640 像素。为提高实验准确性,本文实验共训练 100 轮次。

2.2 实验结果分析

在车牌检测中选取平均精度均值 mAP@0.5

(交并比在 0% ~ 50% 时的平均精度均值)、mAP@0.5 ~ 0.95(交并比在 50% ~ 95% 时的平均精度均值)和每秒传输帧数(FPS)作为评价指标。在车牌识别中采用准确率和预测时间为评价指标。

2.2.1 车牌检测结果分析

将各版本YOLOv8模型在CCPD数据集上进行同一体系下的实验,对比结果如表2所示。

表2 YOLOv8系列算法实验结果

Table 2 Experimental results of YOLOv8 series algorithm

算法	mAP@0.5/%	mAP@0.5~0.95/%	FPS
YOLOv8n	98.1	84.6	135
YOLOv8s	97.5	82.7	123
YOLOv8m	96.8	81.6	96
YOLOv8l	95.6	81.2	89
YOLOv8x	96.2	82.3	68

由表2可知,与YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv8l、YOLOv8x等算法相比,YOLOv8n在各算法中检测精度最高、检测速度最快,故选取YOLOv8n作为本文车牌检测的基础算法。

将本文算法与目前主流车牌检测算法进行对比实验,选取SSD300、Faster R-CNN、YOLOv3、YOLOv5s、YOLOv7s与本文算法进行对比,结果

如表3所示。

表3 本文算法与其他主流车牌检测算法的对比
Table 3 Comparison of indicators between the algorithm proposed in this paper and mainstream license plate detection algorithms

算法	mAP@0.5/%	mAP@0.5~0.95/%	FPS
SSD300	87.0	49.5	62
Faster R-CNN	89.3	52.9	15
YOLOv3	77.9	51.2	272
YOLOv5s	95.6	82.4	112
YOLOv7s	92.7	62.3	78
YOLOv8n	98.1	84.6	135
YOLOv8n + CBAM	98.7	85.2	143

由表3可知:YOLOv3模型检测速度最快,但检测精度太低;双阶段算法Faster R-CNN检测速度太慢,不满足实时性要求;本文算法(YOLOv8n + CBAM)检测速度快,检测精度达到98.7%,优于其他主流车牌检测算法,与YOLOv8n模型对比,加入CBAM后,明显提高了检测速度和检测精度。

2.2.2 车牌识别结果分析

本文对原YOLOv8和LPRNet算法进行改进,改进后算法的消融实验结果如表4所示。

表4 改进算法的消融实验结果

Table 4 Ablation experimental results of the improved algorithm

实验组号	YOLOv8n	CBAM	LPRNet	Self-Attention	MSHA	FGM	准确率/%	预测时间/ms
1	√		√				94.33	110.8
2	√	√	√				95.62	108.6
3	√		√	√			94.66	112.5
4	√		√		√		95.61	119.7
5	√		√			√	94.78	117.5
6	√		√	√		√	96.27	125.9
7	√		√		√	√	97.04	136.5
8	√	√	√	√			95.32	123.6
9	√	√	√		√		96.26	124.2
10	√	√	√			√	96.34	127.1
11	√	√	√	√		√	96.75	131.4
12	√	√	√		√	√	97.21	135.7

由表4可见,第1组实验(基础车牌识别算法YOLOv8n + LPRNet)的识别准确率达到94.33%,预测时间为110.8 ms,表现出较好的基

础性能;对比第1组和第2组实验结果可以看出,添加CBAM注意力机制后,算法的识别准确率提高,说明注意力机制能提高模型对图像的特征表

达能力;对比第2组、第8组和第9组实验结果可以看出,添加 Self-Attention 模块后识别效果变差,相比添加 Self-Attention 模块,添加 MSHA 后算法的预测时间有所增加,但识别准确率也有所提高;对比第9组和第12组实验结果可以看出,添加对抗训练 FGM 后算法的预测时间有所增加,但识别准确率提高了 0.99%,说明对抗训练可提升模型的泛化能力。

为综合验证本文车牌识别算法的优越性,将本文算法与目前主流车牌识别算法进行对比实验,包括 YOLOv5 + LPRNet、YOLOv7 + LPRNet、MTCNN + LPRNet^[13]等,对比结果如表5所示。

由表5可以看出,本文算法的处理时间较 YOLOv5 + LPRNet 和 YOLOv7 + LPRNet 略慢,但识别准确率达到 97.21%,高于其他三种算法。

表6 复杂环境下基础算法与改进算法的识别结果对比

Table 6 Comparisons of basic network and improved network indicators in complex environments

数据类别	基础算法		改进算法	
	准确率/%	预测时间/ms	准确率/%	预测时间/ms
夜间组	90.74	106.3	93.31	137.6
远距离组	92.89	109.9	96.25	143.1
雪天组	93.46	104.1	95.66	131.8
模糊组	82.85	108.5	85.63	143.8

由表6可见,相比于基础算法,本文改进算法的预测时间有所增加,但在各种场景下的识别准确率均得到提升。

夜间组车牌图像均拍摄于夜晚灯光环境下,基础算法和改进算法的识别结果对比如图5所示。可见,基础车牌识别算法出现漏检现象,没有将车牌中的“V”识别出来,本文改进算法的识别结果正确。



(a) 基础算法

(b) 改进算法

图5 夜间组车牌图像的识别结果对比

Fig. 5 Comparison between the original network and improved recognition result of the night group

远距离组中车牌图像均为室外正面较远距离拍摄,基础算法和改进算法的识别结果对比如图6所示。可见,基础车牌识别算法出现误检,将“S”识别为“9”,本文改进算法的识别结果正确。

表5 本文算法与其他主流车牌识别算法的对比
Table 5 Comparisons of experimental performance indicators of mainstream license plate recognition models

算法	准确率/%	预测时间/%
YOLOv5 + LPRNet	94.62	103.2
YOLOv7 + LPRNet	93.81	116.4
MTCNN + LPRNet	94.65	213.0
本文算法	97.21	135.7

为验证不同场景下的识别结果,从 CCPD 数据集中选取夜间组、远距离组、雪天组和模糊组样本分别进行训练,基础算法(YOLOv8n + LPRNet)与本文改进算法的识别结果对比如表6所示。

“鄂 AM0H22”识别为“鄂 AM0H822”,本文改进算法的识别结果正确。



(a) 基础算法

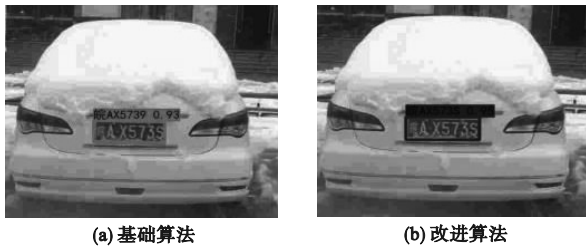
(b) 改进算法

图6 远距离组车牌图像的识别结果对比

Fig. 6 Comparison between the original network and the improved recognition result of the long-distance group

雪天组车牌图像均在雪天时拍摄,基础算法和改进算法的识别结果对比如图7所示。可见,基础车牌识别算法出现误检,将“S”识别为“9”,本文改进算法的识别结果正确。

模糊组车牌图像拍摄无倾斜畸变,但图片较为模糊,基础算法和改进算法的识别结果对比如图8所示。可见,基础车牌识别算法只正确识别出3个字符,本文改进算法正确识别出4个字符。



(a) 基础算法

(b) 改进算法

图7 雪天组车牌图像的识别结果对比

Fig. 7 Comparison between the original network and improved recognition result of the snowy group



(a) 基础算法

(b) 改进算法

图8 模糊组车牌图像的识别结果对比

Fig. 8 Comparison of the original network and improved recognition result of the fuzzy group

由上述复杂环境下的测试结果可以看出,本文改进算法在光线较暗、距离较远、雪天等环境下均取得了较好的识别效果,但拍摄图片比较模糊、肉眼也无法准确识别车牌信息时,系统只能识别到部分字符。

3 结论

针对现有车牌识别算法定位不准确、识别准确率低的问题,本文将具有快速定位能力的YOLOv8算法和具有轻量级网络结构的LPRNet进行融合。在YOLOv8n中引入CBAM,提高了算法检测的平均精度;在LPRNet中引入MSHA和FGM,提高了算法的泛化能力和鲁棒性。在CCPD数据集上的消融实验和对比实验结果表明,本文提出的算法在检测精度和识别准确率上均优于其他主流算法,具有较好的应用前景。

参考文献 (References):

[1] SILVA S M, JUNG C R. Real-time license plate detection and recognition using deep convolutional neural networks [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2020, 71: 102773.

[2] 刘晓瑶,邱建林,吴湘君.基于深度学习和颜色边缘特征的车牌定位算法[J].计算机工程与设计,2020,41(10):2942-2948.
LIU X Y, QIU J L, WU X J. License plate location algorithm based on deep learning and color edge features [J]. Computer Engineering and Design, 2020, 41 (10): 2942 - 2948. (in Chinese)

[3] 焦慧华.基于垂直投影分割法的车牌图像的字符分割研究[J].安徽电子信息职业技术学院学报,2021,20(6):17-20.
JIAO H H. Research on character segmentation of license plate image based on vertical projection segmentation [J]. Journal of Anhui Vocational College of Electronics & Information Technology, 2021, 20(6): 17 - 20. (in Chinese)

[4] 曾夏明.基于Hough变换与SVM的高速公路车牌识别系统[J].西部交通科技,2022(3):175-180.

[5] 黄燕,杨裴裴,董富江.基于贝叶斯算法优化的多阈值图像分割仿真[J/OL].计算机仿真,2024;1-6[2024-06-10].<https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3724.TP.20240327.1717.006.html>.
HUANG Y, YANG P P, DONG F J. Multi-threshold image segmentation simulation based on Bayesian algorithm optimization [J/OL]. Computer Simulation, 2024; 1 - 6 [2024 - 06 - 10]. <https://kns.cnki.net/kcms/detail/11.3724.TP.20240327.1717.006.html>. (in Chinese)

[6] 刘丽丽.模板匹配联合特征法在车牌字符识别中的应用[J].工程建设与设计,2022(2):62-66.
LIU L L. Application of template matching and feature method in license plate characters recognition [J]. Construction & Design for Engineering, 2022(2): 62 - 66. (in Chinese)

[7] 张立,朱玉全,陈耿.基于卷积神经网络SLeNet5的车牌识别方法[J].信息技术,2015(11):7-11.
ZHANG L, ZHU Y Q, CHEN G. License plate recognition method based on convolutional neural network SLeNet5 [J]. Information Technology, 2015(11): 7 - 11. (in Chinese)

[8] 王燕,张继凯,尹乾.基于Faster R-CNN的车牌识别算法[J].北京师范大学学报(自然科学版),2020,56(5):647-653.
WANG Y, ZHANG J K, YIN Q. License plate recognition algorithm based on Faster R-CNN [J]. Journal of Beijing Normal University (Natural Science), 2020, 56 (5): 647 - 653. (in Chinese)

[9] 吴仁彪,冯晓赛,屈景怡,等.雾霾环境下基于PLATE-YOLO的车牌检测方法[J].信号处理,2020,36(5):666-676.
WU R B, FENG X S, QU J Y, et al. License plate detection method based on PLATE-YOLO in smog environment [J]. Journal of Signal Processing, 2020, 36 (5): 666 - 676. (in Chinese)

[10] 张振威,王红成.基于深度学习的非约束场景多车牌识别方法研究[J].东莞理工学院学报,2024,31(1):20-27.
ZHANG Z W, WANG H C. Research on unconstrained scene multiple license plate recognition method based on deep learning [J]. Journal of Dongguan University of Technology, 2024, 31(1): 20 - 27. (in Chinese)

[11] 蔡先治,王栋,鲁旭葆,等.基于改进的YOLOv5的端到端车牌识别算法[J].计算机时代,2022(12):28-33.
CAI X Z, WANG D, LU X B, et al. An end-to-end license plate recognition algorithm based on the improved YOLOv5 [J]. Computer Era, 2022(12): 28 - 33. (in Chinese)

[12] ZHERZDEV S, GRUZDEV A. LPRNet: license plate recognition via deep neural networks [EB/OL]. arXiv: 1806. 10447

- (2018-06-27) [2024-06-10]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1806.10447>.
- [13] 屠骄阳. 复杂场景下基于深度学习的车牌识别算法研究[D]. 杭州:浙江工业大学,2020.
- [14] 程闯,梅磊,谭昕. 基于轻量卷积神经网络的车牌定位识别方法[J]. 武汉理工大学学报(交通科学与工程版),2023,47(3):414-420.
- CHENG C, MEI L, TAN X. License plate location recognition method based on lightweight convolutional neural network[J]. Journal of Wuhan University of Technology(Transportation Science & Engineering), 2023, 47(3):414-420. (in Chinese)
- [15] 牛志刚,张瑞全,高树静,等. 基于深度学习的端到端车牌检测与识别[J]. 电子设计工程,2023,31(10):147-151.
- NIU Z G, ZHANG R Q, GAO S J, et al. License plate detection and recognition based on deep learning[J]. Electronic Design Engineering, 2023, 31(10):147-151. (in Chinese)
- [16] XIAO X J, CHANG H Q, TANG K, et al. Research on license plate recognition algorithm based on YOLOv5 and LPRNet[C]//2023 IEEE 3rd International Conference on Software Engineering and Artificial Intelligence (SEAI). Xiamen, China; IEEE, 2023:159-162.
- [17] ZHANG R Z, CHEN B S, ZHANG Y J, et al. A deep learning-based pipeline system for license plate detection and recognition using YOLOv7 in complex traffic scenes[C]//2022 2nd Conference on High Performance Computing and Communication Engineering (HPCCE 2022). Harbin, China; SPIE, 2023:18-22.
- [18] WU T Y, DONG Y K. YOLO-SE: improved YOLOv8 for remote sensing object detection and recognition[J]. Applied Sciences, 2023, 13(24):12977.
- [19] WOO S, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: convolutional block attention module[C]// Proceedings of the 15th European Conference on Computer Vision (ECCV). Munich, Germany: Springer, 2018:3-19.
- [20] KÖGEL M, FINDEISEN R. A fast gradient method for embedded linear predictive control[J]. IFAC Proceedings Volumes, 2011, 44(1):1362-1367.
- [21] WANG Y, YANG G C, LI S B, et al. Arrhythmia classification algorithm based on multi-head self-attention mechanism[J]. Biomedical Signal Processing and Control, 2023, 79:104206.
- [22] 夏倪明,张洁. 基于自适应集束搜索算法的中文对抗样本生成[J/OL]. 计算机工程, 2024:1-11 [2024-06-10]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0069348>.
- XIA N M, ZHANG J. Chinese text adversarial examples generation based on adaptive beam search[J/OL]. Computer Engineering, 2024:1-11 [2024-06-10]. <https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0069348>. (in Chinese)
- [23] DASH S P, RAMADEVI J, AMAT R, et al. Wafer defect identification with optimal hyper-parameter tuning of support vector machine using the deep feature of ResNet101[J]//IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. 2023, 1291(1):012048.
- [24] ULLAH A, ELAHI H, SUN Z Y, et al. Comparative analysis of AlexNet, ResNet18 and SqueezeNet with diverse modification and arduous implementation[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2022, 47(2):2397-2417.

(责任编辑:宋颖韬)

(上接第38页)

- [7] 管岭,贾利民,谢征宇. 融合注意力机制的轨道入侵异物检测轻量级模型研究[J]. 铁道学报, 2023, 45(5):72-81.
- GUAN L, JIA L M, XIE Z Y. Research on lightweight model for railway intrusion detection integrating attention mechanism[J]. Journal of the China Railway Society, 2023, 45(5):72-81. (in Chinese)
- [8] 晏朋,李遇鑫,李治林,等. 基于改进 YOLOv7 的高铁异物入侵检测算法[J]. 无线电工程, 2024, 54(5):1099-1109.
- YAN P, LI Y X, LI Z L, et al. High-speed rail foreign object intrusion detection algorithm based on improved YOLOv7[J]. Radio Engineering, 2024, 54(5):1099-1109. (in Chinese)
- [9] DONG X H, LI S X, ZHANG J X. YOLOV5s object detection based on Sim SPPF hybrid pooling[J]. Optoelectronics Letters, 2024, 20(6):367-371.
- [10] LAU K W, PO L M, REHMAN Y A U. Large separable kernel attention: rethinking the large kernel attention design in CNN[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 236:121352.
- [11] 宁峰,赵良军,郑莉萍,等. 一种针对 SAR 图像的船舶目标检测算法[J]. 电光与控制, 2024, 31(5):60-65.
- NING F, ZHAO L J, ZHENG L P, et al. A ship target detection algorithm for SAR images[J]. Electronics Optics & Control, 2024, 31(05):60-65. (in Chinese)
- [12] 胡峻峰,李柏聪,朱昊,等. 改进 YOLOv8 的轻量化无人机目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(8):182-191.
- HU J F, LI B C, ZHU H, et al. Improved YOLOv8 lightweight UAV target detection algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(8):182-191. (in Chinese)
- [13] LIU Q, HUANG W, DUAN X Q, et al. DSW-YOLOv8n: a new underwater target detection algorithm based on improved YOLOv8n[J]. Electronics, 2023, 12(18):3892.
- [14] YANG Q, MENG H J, GAO Y C, et al. A real-time object detection method for underwater complex environments based on FasterNet-YOLOv7[J]. Journal of Real-Time Image Processing, 2023, 21(1):8.
- [15] GUO M H, LU C Z, LIU Z N, et al. Visual attention network[J]. Computational Visual Media, 2023, 9(4):733-752.
- [16] ZHENG Z H, WANG P, REN D W, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2022, 52(8):8574-8586.
- [17] MAZUROWSKI M A, DONG H Y, GU H X, et al. Segment anything model for medical image analysis: an experimental study[J]. Medical Image Analysis, 2023, 89:102918.
- [18] 董刚,谢维成,黄小龙,等. 深度学习小目标检测算法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(11):16-27.
- DONG G, XIE W C, HUANG X L, et al. Review of small object detection algorithms based on deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(11):16-27. (in Chinese)
- [19] TANG S Y, ZHANG S, FANG Y N. HIC-YOLOv5: improved YOLOv5 for small object detection[EB/OL]. arXiv:2309.16393(2023-12-09) [2024-07-10]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2309.16393>.
- [20] BENJUMEA A, TEETI I, CUZZOLIN F, et al. YOLO-Z: improving small object detection in YOLOv5 for autonomous vehicles[EB/OL]. arXiv:2112.11798(2023-01-03) [2024-07-10]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2112.11798>.

(责任编辑:宋颖韬)