

复杂场景下基于热图的车牌检测

郝超杰, 贾振堂

(上海电力大学 电子与信息工程学院 上海 200090)

摘要: 随着车牌识别的应用场景不断扩展,处理的图像复杂性也随之提高,车牌检测面临车牌定位困难、检测速度慢和精度低等挑战。为提高光照不均匀、透视变形、雨雾天气、低分辨率等复杂场景下车牌检测的准确率,提出一种基于车牌角点热图的检测网络LPHD-Net。不同于传统模板匹配和目标检测中矩形先验框的方式,该网络通过车牌角点热图和车牌边界向量场的方法对车牌进行检测。在中国城市停车数据集中进行训练和测试,使用目标检测任务中常用的平均精度和召回率对模型的整体性能进行评价。实验结果表明,LPHD-Net模型对多种复杂场景下的车牌检测精确率和速度分别达到99.2%和78 frame/s,较LMAFLPD模型提升1.15个百分点和14 frame/s。同时,其对场景中的多车牌检测也具有较好的检测效果。

关键词: 目标检测;热图;复杂场景;车牌检测定位;深度学习

开放科学(资源服务)标志码(OSID):



中文引用格式:郝超杰,贾振堂.复杂场景下基于热图的车牌检测[J].计算机工程,2022,48(7):315-320.

英文引用格式:HAO C J, JIA Z T. Heat map-based license plate detection in complex scenes[J]. Computer Engineering, 2022, 48(7): 315-320.

Heat Map-Based License Plate Detection in Complex Scenes

HAO Chaojie, JIA Zhengtang

(College of Electronics and Information Engineering, Shanghai University of Electric Power, Shanghai 200090, China)

[Abstract] As the application scenarios of license plate recognition continue to expand, the complexity of the processed images is also increasing. Therefore license plate detection also faces challenges such as difficulty in locating license plates, slow detection speed and low accuracy. For license plate detection in complex scenes such as uneven illumination, perspective distortion, rainy and foggy weather and low resolution, a heat map-based license plate detection Network LPHD-Net based on the license plate corner heatmap is proposed. This network is different from the rectangular prior frame method in template matching and target detection in the past. Instead, the license plate is detected using the license plate corner heatmap and license plate boundary vector field methods. The network is trained and tested using the China Urban Parking Data Set (CDPP) and the overall performance of the model is evaluated using the average accuracy and recall rate commonly used in target detection tasks. The experimental results show that the algorithm's license plate detection accuracy and speed in complex scenes reaches 99.2% and 78 frame/s, respectively, which are increased by 1.15 percentage points and 14 frame/s compared with LMAFLPD model. At the same time, it also has a good detection effect for multiple license plate detections in a scene.

[Key words] target detection; heat map; complex scene; license plate detection and positioning; deep learning

DOI: 10.19678/j.issn.1000-3428.0062085

0 概述

在当前图像处理和计算机视觉领域,车牌检测是一个重要且热门的研究课题,其早期研究是基于传统特征的方法,如使用边缘信息和颜色特征检测车牌位置^[1],此类方法对于受控条件和单一场景下的车牌比较适用。王永杰^[2]等提出一种基于多信息融合的车牌定位方法,通过边缘密度信息快速滤除大量背景信息,再由车牌字符的分布信息定位车牌,最后使用模板匹

配方法对车牌字符进行分割,通过分割出的字符来验证所定位区域是否为车牌。魏亭^[3]等基于视觉感知提出一种计算机多尺度辅助定位车牌的算法。对于完整的单帧图像,该算法从车辆、纹理和颜色3种特征尺度聚焦车牌区域。然而,这些传统方法对车牌图像的光照、视角变化、污渍、低分辨率图像等影响因素过于敏感,致使检测效果不佳。

随着深度学习的不断发展,其与机器视觉相结合的车牌检测成为新的研究方向^[4]。近几年的研究使用

基金项目:国家自然科学基金青年项目(61401269)。

作者简介:郝超杰(1994—),男,硕士研究生,主研方向为图像处理、深度学习;贾振堂(通信作者),副教授。

收稿日期:2021-07-14 修回日期:2021-09-03 E-mail:1962591899@qq.com

YOLO^[5]、SSD^[6]、RCNN^[7]等目标检测算法来解决车牌检测问题,其中YOLO、SSD是一阶段的目标检测算法。RAYSON^[8]等提出一种基于YOLO检测器的实时车牌识别系统,在该系统中,对于车牌位置的检测使用了基于YOLO的算法。胡逸龙等^[9]提出一种车牌检测、字符识别两阶段的中文车牌识别算法,基于YOLO模型对模型进行轻量化和添加注意力机制等改进得到YOLOPlate模型,基于CRNN模型对模型输入和卷积网络结构进行调整,并针对拍摄角度导致的车牌形变问题,向网络中添加STN网络,得到CRNNPlate模型。HSU^[10]等针对自然场景下的车牌检测提出一种基于YOLO-9000深度学习的检测器,通过扩大网络的输出尺寸提升图像中小尺寸车牌的检测精度。YING^[11]等融合了传统方法和深度学习方法,为解决复杂场景下的车牌检测和定位问题,提出一种基于深度学习的算法。首先将目标检测问题转化为二值分类问题,然后利用选择性搜索算法在滑动窗口上生成矩形候选区域,最后利用支持向量机进行分类。与传统机器学习相比,该算法在检测精度上具有明显的优势。以上基于深度学习的车牌检测研究都是使用矩形框的方式来检测车牌位置,难以表述由拍摄角度倾斜引起的车牌变形后的形状,影响了车牌字符的识别率。

SILVA^[12]等针对限定场景下的车牌检测问题,引入一种新的卷积神经网络,实现在不同的相机姿态下检测一幅图中的车牌,并通过仿射矩阵校正变形车牌。余焯^[13]等提出一种自然场景下的变形车牌检测模型DLDP-Net,将仿射变换的方法应用于车牌检测中。该模型使用仿射变换得到车牌角点位置,与利用矩形框方式相比,能够实现对仿射变形的车牌的检测,同时具备良好的鲁棒性。但是,该研究不适用于光照不均匀、透视变形、低分辨率等复杂场景中的车牌检测。

受CAO^[14]和OSOKIN^[15]等对人体姿态估计研究的启发,本文提出一种基于热图的车牌检测网络LPHD-Net。与使用矩形框和仿射变换的检测方式不同,LPHD-Net使用车牌角点热图的方法来检测车牌,且输出为车牌的4个角点热点图和4个边界向量场,可避免车牌角点间的误连接。此外,本文使用中国城市停车数据集(China Urban Parking Data Set, CDPP)对模型进行训练,使模型能够适用于多种复杂场景。

1 角点热图及其匹配

在CAO^[13]等关于人体姿态估计的研究中,人体关节点采用热图(heat map)的方式来表示,热图中的极值点即为关节点,关节点的热图标签采用高斯函数来生成,关节点之间的连接关系则采用部件亲和场(PAFs)的方法来描述。PAFs能够准确建立关节点之间的连接关系,从而完成对人体姿态的正确估计。受此启发,本文用热图来估计车牌的全部角点,并用PAFs来描述角点之间的连接关系,完成对车牌的检测。

车牌角点匹配的实现依赖于PAFs,为了便于理解,本文称之为角点连接向量场,简称为向量场,其原理如

图1所示。其中, j_1, j_2 表示由网络输出的车牌的2个角点热图, $\mathbf{v}$ 是从 j_1 指向 j_2 的单位向量, $\mathbf{v}_\perp$ 是垂直于 $\mathbf{v}$ 的单位向量。取线段 $j_1 j_2$ 的一个矩形邻域 Ω ,如图1中的箭头簇区域所示。邻域 Ω 的长度和宽度分别设为 l_c, σ_c 。对于邻域 Ω 内的每个像素点,都赋值为向量 $\mathbf{v}$,而 Ω 邻域之外的点都赋值为零向量。邻域 Ω 内的向量场就描述了角点 j_1 和角点 j_2 之间的连接关系。车牌的任何一条边都由一个这样的向量场来表示其两个端点之间的连接关系。



图1 角点连接向量场示例图

Fig.1 Example diagram of corner connection vector field

以上关于向量场的定义,可用式(1)和式(2)表示:

$$F(p) = \begin{cases} \mathbf{v}, & p \in \Omega \\ 0, & \text{else} \end{cases} \quad (1)$$

$$\Omega = \{p \mid |\mathbf{v}_\perp \cdot (p - j_1)| \leq \sigma_c \text{ and } 0 \leq \mathbf{v} \cdot (p - j_1) \leq l_c\} \quad (2)$$

其中: $|\mathbf{v}_\perp \cdot (p - j_1)|$ 表示点 p 距离线段 $j_1 j_2$ 的垂直距离; $\mathbf{v} \cdot (p - j_1)$ 代表点 p 在 $j_1 \rightarrow j_2$ 方向上与 j_1 的距离; F 表示向量场。

本文网络模型训练后输出预测的车牌角点热图 H 和边界框向量场 F 。由角点热图估计出车牌边界顶点,然后通过向量场 F 建立顶点之间的关联。使用式(3)计算车牌顶点之间的关联置信度 $E_{j_1 j_2}$,其本质是计算单位向量 $\mathbf{v}$ 与向量场 F 的内积,计算值反映了两预测角点 j_1, j_2 之间相连的可能性。

$$E_{j_1 j_2} = \sum_{p \in \Omega} F(p) \cdot \mathbf{v} \quad (3)$$

2 车牌检测网络

2.1 网络结构

如图2所示,本文网络模型的图像输入尺寸为 $640 \times 480 \times 3$,首先初步提取输入图像中的图像特征,即图2中的 f 。然后经过初始阶段网络的2个分支分别得到车牌4个角点热点图 H 和4条边界框向量场 F ,之后再热点图 H 、向量场 F 和图像特征 f 拼接起来作为调整阶段网络的输入,以便网络最后输出更为精细的车牌角点热图和车牌边界框向量场。此外,为了引导网络迭代地预测角点热图和边界框向量场,在每个阶段的每个分支末尾都应用损失函数予以约束。网络的初始阶段(InitialStage)由3个 3×3 的卷积层和2个 1×1 的卷积层组成,调整阶段(RefinementStage)则由5组调整模块和2个 1×1 的卷积层组成,其中每个调整

模块由一个 1×1 的卷积核和 2 个 3×3 的卷积层组成。图像特征 f 的提取部分使用了改进型 DenseNet 结构^[16],该结构由 2 组 DenseBlock 层和 1 个 Transition 层构成,这与原 DenseNet 网络结构是不同的。此外,相较于 CAO^[14]等使用的 VGG19 网络,DenseNet 网络可

通过建立不同层之间的连接实现特征的重复利用。Translation 层以及较小的增长率 growth rate 也可减少训练参数,提高训练效率。后处理过程包括从角点热点中提取角点和使用 PAFs 方法计算角点间的关联置信度。

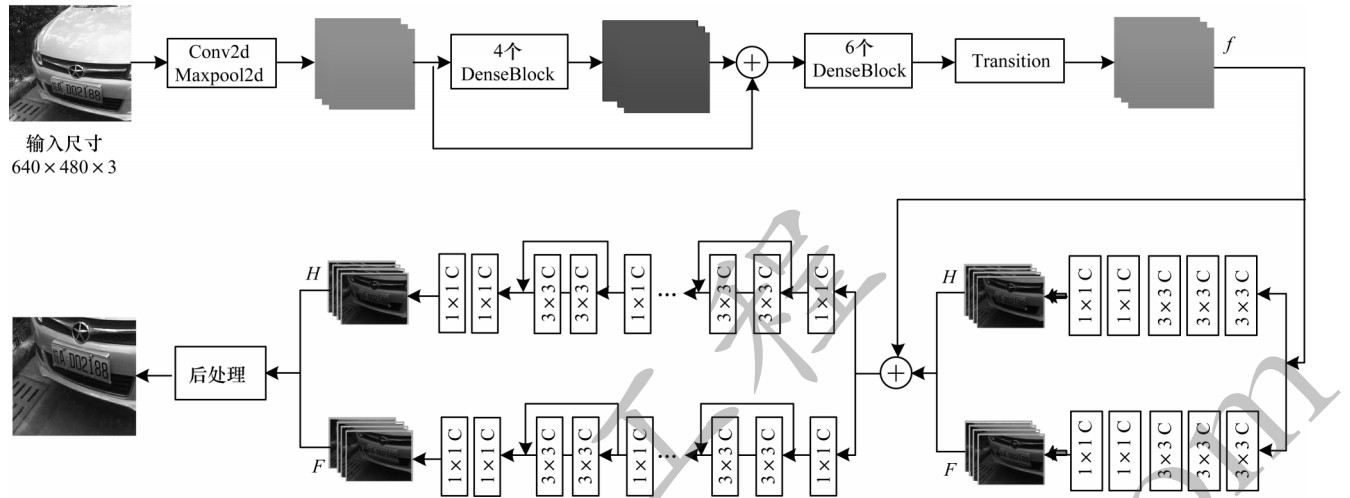


图2 车牌检测网络结构

Fig.2 License plate detection network structure

2.2 损失函数

在本文构建的网络结构中,每个阶段的每个分支末尾应用一个损失函数,该损失函数定义为预测值和真实值的平方差损失。热点分支网络的输出为 4 张图像的角点热点图,向量分支网络的输出由 4 张车牌边界框连接向量图。式(4)和式(5)分别代表 2 个分支网络的损失函数,其中: l'_H 是角点热点图分支损失函数; l'_F 是边界框向量图分支损失函数;式(4)中 H^* 代表真实车牌角点热点图;式(5)中 F^* 代表真实车牌边界框向量场; H'_{out} 是第 t 个阶段的角点热点图; F'_{out} 是第 t 个阶段的边界框向量场。

$$l'_H = \|H'_{out} - H^*\|_2^2 \quad (4)$$

$$l'_F = \|F'_{out} - F^*\|_2^2 \quad (5)$$

为了判断网络是否收敛,定义式(6)为整个网络的损失函数,其为网络初始阶段和调整阶段的损失之和。因为本文文网络共 2 个阶段,所以 T 的取值为 2。

$$\text{Loss} = \sum_{t=1}^T (l'_H + l'_F) \quad (6)$$

2.3 车牌检测过程

车牌检测过程如下:

1) 将图片裁剪成为 640×480 像素的图像,将裁剪完成的图片作为 LPHD-Net 的输入。如图 3 所示,经过 LPHD-Net 网络输出 8 个通道特征图,分别是 4 张车牌角点热点图、4 张边框向量场分量图。车牌的 4 个边界分别用一个向量场来表示。



(a)角点热点图



(b)边界框向量场图

图3 单张车牌的角点热点图与边界框向量场图

Fig.3 Corner heat map and bounding box vector map of a single license plate

2)提取车牌角点坐标。因为预测的角点热点图是车牌候选角点组成的一个区域,所以首先要在该区域中提取车牌角点。对于包含单张车牌目标的图片,通过比较热点图内各点热力值大小即将热力值最高的位置作为车牌角点的位置。如图4所示,对于包含多张车牌的图片以及角点预测结果中出现干

扰点的情况,除使用热点热力值进行筛选外,还另外设置了一个约束条件,即通过设置车牌角点之间的距离阈值进行筛选,把小于距离阈值的点删除。这样通过对各角点热点区域内热力值的大小以及车牌角点之间的距离进行筛选后,即可得到所有车牌角点位置。

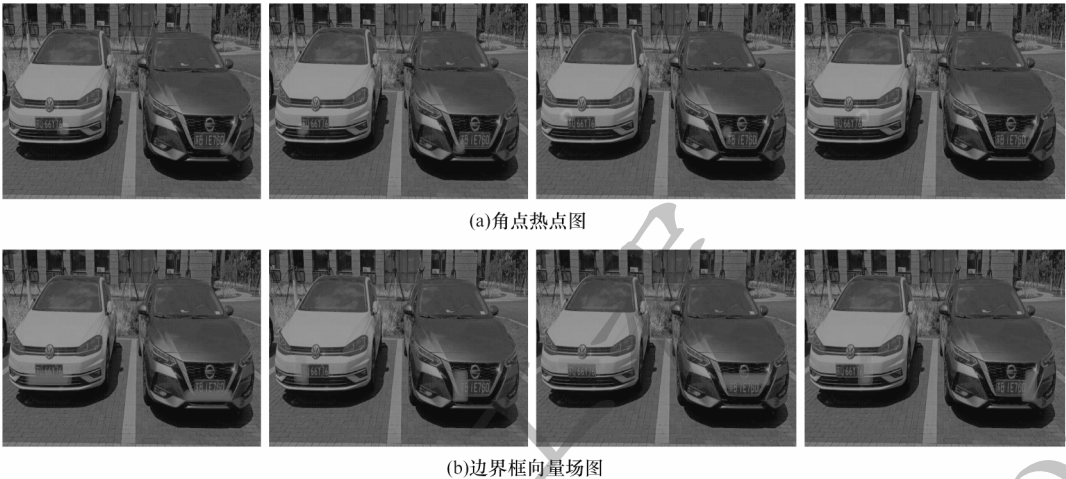


图4 多张车牌的角点热点图、边框向量场图

Fig.4 Corner heat map and bounding box vector map of multiple license plates

3)车牌角点的组合。提取出车牌角点后使用PAFs算法将各角点组合起来,组合的目的是为了避免车牌角点的错误连接,从而将车牌位置准确地检测出来。使用式(3)计算车牌边界的 $E_{j_1j_2}$,若 $E_{j_1j_2}$ 大于设定的阈值则认为两车牌角点间存在车牌的边界框。最后将这些角点间的边界框拼接起来,即完成车牌位置的检测。

3 实验与分析

3.1 数据预处理

本文使用的数据集是中国城市停车数据集(CCPD),该数据集包含各种复杂环境下的车牌图片(例如倾斜、夜间、强光、低分辨率、雨雾天)。按照一定的比例选取其中一部分数据用于训练、验证和测试。各种类在训练集、验证集、测试集所占的数量如表1所示。模型训练完成后,在测试数据上进行实验测试,用于分析和比较。

表1 数据分配表		
Table 1 Data allocation table		
数据种类	训练集/验证集/ 测试集数量	描述
Base	11 200/2 801/2 801	正常车牌
Blur	1 155/289/289	由于相机抖动造成模糊
Challenge	2 801/700/700	有挑战性的车牌
DB	568/142/142	光线暗或亮
FN	1 175/294/294	距离摄像头远或近
Totate	563/141/141	水平倾斜 20°~25°,垂直倾斜-10°~10°
Tilt	1 693/423/423	水平倾斜 15°~45°,垂直倾斜 15°~45°
Weather	560/140/140	雨天、雪天或者雾天
Green	317/55/275	绿牌车
ALL	20 032/4 985/5 247	所有种类

3.2 模型的训练与测试

本文采用基于pytorch的深度学习框架进行训练和测试,基于热图方法对车牌进行定位检测,选用NVIDIA 1080Ti, CUDA9.2,内存为32 GB的GPU。使用的编程语言为Python。训练过程中相关参数的设置:训练代数为210,批次数为8,学习率为0.005。

3.3 结果分析

对于车牌检测方法的性能评价,本文采用通用文本检测中常用的评价标准:精确率与召回率。本文定义精确率为正确检测到的车牌数量除以检测到的车牌数量,召回率为正确检测到的车牌数量除以真实车牌的数量,公式如下:

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p}$$
(7)

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N}$$
(8)

其中: T_p 表示被正确检测到的车牌数量; F_p 表示被错误检测到的车牌数量; F_N 表示被错误检测的车牌中正确车牌的数量。此外,当检测到4个点时才算是检测到了车牌。检测精度遵循对象检测交集-并集中的惯例做法。当预测角点组成的框与真实角点组成的框的IOU大于70%(IOU>0.7)时,该边界框才被认为是正确的车牌区域,否则认为是错误检测到的车牌。定义交并比(Intersection over Union, IOU)为:

$$I_{IOU} = \frac{a_{area}(R_{pr} \cap R_{gt})}{a_{area}(R_{pr} \cup R_{gt})}$$
(9)

其中: R_{pr} 代表预测出的车牌角点构成的任意四边形区域; R_{gt} 代表真实的车牌角点构成的四边形区域; a_{area} 代表两四边形交并区域的面积。实验结果如表2所示。由实验结果可以反映出本文检测模型在性能

上更快、更准确。需要说明的是,在本文实验中,将网络输出了4个角点热图规定为检测到了车牌。实际测试发现对于一些图片,由于复杂场景中存在着不少的干扰,网络并不会完整地输出4个角点热图,对于网络输出3个车牌角点的情况,本文通过平行四边形特征计算缺失的车牌角点坐标,这有助于提高检测率。

表2 不同模型的检测性能对比
Table 2 Detection performance comparison of different models

模型	速度 (frame·s ⁻¹)	精确率/%	召回率/%
SSD300 ^[5]	40	94.40	86.70
Cascade classifier ^[17]	32	47.20	81.60
Faster-RCNN ^[18]	15	92.90	88.30
YOLOv3 ^[19]	42	93.10	93.10
TE2E ^[20]	3	94.20	94.20
RPNet ^[21]	61	94.50	95.80
MTLPR ^[22]	65	95.80	96.90
MTLPR ^[22] +data augmentation	65	97.70	97.30
LMAFLPD ^[11]	64	98.05	98.71
LPHD-Net	78	99.20	97.40

由表2可知,本文方法检测准确率比MTLPR+data augmentation、LMAFLPD方法分别提升了1.5和1.15个

百分点,速度分别提升了13 frame/s和14 frame/s。另外,与不进行数据增强的MTLPR方法相比,本文检测方法在速度、精确率、召回率3个性能指标上均有较大提升。

3.4 消融实验

为探索各模块在整个网络结构中所起的作用,在验证集上的进行消融实验,以便于更好地理解网络的行为。实验结果如表3所示。由表中结果可知,添加调整阶段模块比只添加初始阶段模块时的结果更好。因为DenseNet在网络中用来提取网络图像特征,所以精确率和召回率均为0。

表3 LPHD-Net使用不同结构的检测结果
Fig.3 Detection results by LPHD-Net using different structures

结构	DenseNet	InitialStage	RefineStage	精确率/%	召回率/%
结构1	✓			0.0	0.0
结构2	✓	✓		98.5	96.3
结构3	✓	✓	✓	99.2	97.4

本文模型的检测效果如图5所示。第1行为各种复杂背景中的车牌检测效果,包括车牌扭曲、雨雪天气和低分辨率的情况。第2行为梯形车牌的检测效果。第3行为多车牌的检测效果。



图5 车牌检测效果

Fig.5 The effect of license plate detection

4 结束语

本文提出一种基于热图的车牌检测方法,构建LPHD-Net网络完成车牌的检测,该网络结构的关键在

于PAFs算法。在CPDD车牌数据集上进行网络模型的训练和测试,实验结果表明,LPHD-Net网络对变形、污垢和图像模糊等复杂场景下的车牌具有很好的检测效果。同时,与SSD、Faster-RCNN、YOLOv3等传统算法和其

他神经网络算法相比,该方法可以有效提升复杂场景下车牌检测的精度和速度。由于CPDD数据集中不包含多车牌的图片数据,因此下一步将通过使用其他数据集,研究LPHD-Net在多车辆和多车道情况下的车牌检测效果。

参考文献

- [1] 杨鼎鼎,陈世强,刘静漪. 基于车牌背景和字符颜色特征的车牌定位算法[J]. 计算机应用与软件,2018,35(12):216-221.
YANG D D, CHEN S Q, LIU J Y. License plate location algorithm based on background and character color feature[J]. Computer Applications and Software, 2018, 35(12): 216-221. (in Chinese)
- [2] 王永杰,裴明涛,贾云得. 多信息融合的快速车牌定位[J]. 中国图象图形学报,2014,19(3):471-475.
WANG Y J, PEI M T, JIA Y D. License plate detection based on multiple features [J]. Journal of Image and Graphics, 2014, 19(3): 471-475. (in Chinese)
- [3] 魏亭,邱实,李晨,等. 计算机多尺度辅助定位车牌算法[J]. 电子学报,2018,46(9):2188-2193.
WEI T, QIU S, LI C, et al. License plate detection algorithm based on computer multi scale assist[J]. Acta Electronica Sinica, 2018, 46(9): 2188-2193. (in Chinese)
- [4] 张小瑞,陈旋,孙伟,等. 基于深度学习的车辆再识别研究进展[J]. 计算机工程,2020,46(11):1-11.
ZHANG X R, CHEN X, SUN W, et al. Progress of vehicle re-identification research based on deep learning [J]. Computer Engineering, 2020, 46(11): 1-11. (in Chinese)
- [5] 单美静,秦龙飞,张会兵. L-YOLO:适用于车载边缘计算的实时交通标识检测模型[J]. 计算机科学,2021,48(1):89-95.
L-YOLO: real time traffic sign detection model for vehicle edge computing[J]. Computer Science, 2021, 48(1): 89-95. (in Chinese)
- [6] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Proceedings of ECCV'16. Berlin, Germany: Springer, 2016: 21-37.
- [7] 张彩丽,刘广文,詹旭,等. 基于Mask R-CNN的多目标跟踪算法[J]. 吉林大学学报(理学版),2021,59(3):609-618.
ZHANG C L, LIU G W, ZHAN X, et al. Multiple object tracking algorithm based on Mask R-CNN[J]. Journal of Jilin University (Science Edition), 2021, 59(3): 609-618. (in Chinese)
- [8] LAROCA R, SEVERO E, ZANLORENSI L A, et al. A robust real-time automatic license plate recognition based on the YOLO detector [C]//Proceedings of International Joint Conference on Neural Networks. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2018: 1-10.
- [9] 胡逸龙,金立左. 基于深度学习方法的中文车牌识别算法[J]. 工业控制计算机,2021,34(5):63-65.
HU Y L, JIN L Z. Chinese license plate recognition algorithm based on deep learning method[J]. Industrial Control Computer, 2021, 34(5): 63-65. (in Chinese)
- [10] HSU G S, AMBIKAPATHI A, CHUNG S L, et al. Robust license plate detection in the wild[C]//Proceedings of the 14th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2017: 1-6.
- [11] TIAN Y, LU X, LI W X. License plate detection and localization in complex scenes based on deep learning [C]//Proceedings of 2018 Chinese Control And Decision Conference. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2018: 6569-6574.
- [12] SILVA S M, JUNG C R. License plate detection and recognition in unconstrained scenarios[C]//Proceedings of ECCV'18. Berlin, Germany: Springer, 2018: 593-609.
- [13] 余烨,付源梓,陈维笑,等. 自然场景下变形车牌检测模型DLPD-Net[J]. 中国图象图形学报,2021,26(3):556-567.
YU Y, FU Y Z, CHEN W X, et al. DLPD-Net: distorted license plate detection model in natural scenarios [J]. Journal of Image and Graphics, 2021, 26(3): 556-567. (in Chinese)
- [14] CAO Z, SIMON T, WEI S H, et al. Realtime multi-person 2D pose estimation using part affinity fields [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2017: 1302-1310.
- [15] OSOKIN D. Real-time 2d multi-person pose estimation on CPU: lightweight OpenPose [EB/OL]. [2021-06-10]. <https://arxiv.org/pdf/1811.12004.pdf>.
- [16] HUANG G, LIU Z, VAN DER MAATEN L, et al. Densely connected convolutional networks [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C. , USA: IEEE Press, 2017: 2261-2269.
- [17] WANG S Z, LEE H J. A cascade framework for a real-time statistical plate recognition system [J]. IEEE Transactions on Information Forensics and Security, 2007, 2(2): 267-282.
- [18] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [19] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: an incremental improvement [EB/OL]. [2021-06-10]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
- [20] LI H, WANG P, SHEN C H. Toward end-to-end car license plate detection and recognition with deep neural networks [J]. IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems, 2019, 20(3): 1126-1136.
- [21] XU Z B, YANG W, MENG A J, et al. Towards end-to-end license plate detection and recognition: a large dataset and baseline [C]//Proceedings of ECCV'18. Berlin, Germany: Springer, 2018: 261-277.
- [22] WANG W W, YANG J, CHEN M, et al. A light CNN for end-to-end car license plates detection and recognition [J]. IEEE Access, 2019, 7: 173875-173883.

编辑 金胡考