

文章编号: 2095-2163(2021)05-0124-05

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

复杂环境下的车牌识别

莫少雄, 赵波

(上海工程技术大学 机械与汽车工程学院, 上海 201620)

摘要: 车牌识别在智能交通系统中有着广泛的应用,具有重要的意义,是图像识别领域一个重要而富有挑战性的研究课题。目前的许多方法只能适应在特定的环境下,才能完成正常的识别。而在现实复杂的场景中的鲁棒性不高。本文提出了一种在复杂的场景中鲁棒的车牌识别方法。首先,通过 EfficientDet 网络检测车辆所在的位置,从而缩小车牌位置的搜索范围,通过失真校正的车牌检测网络,检测并校正同一幅图像中一个或多个严重扭曲或倾斜的车牌;其次,将校正后的车牌输入到卷积递归神经网络(CRNN)和联接主义时态分类(CTC)的时态分类结合的车牌识别神经网络中,最终获得车牌的准确信息。实验结果表明,该方法在检测和识别的精度和速度上均优于其它方法。

关键词: 神经网络; 车牌检测; 车牌识别

License plate recognition method in complex environment

MO Shaoxiong, ZHAO Bo

(School of mechanical and automotive engineering, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

[Abstract] License plate recognition is widely used in intelligent transportation system and has important significance. This is an important and challenging research topic in the field of image recognition. However, many of the current methods can recognize license plate in specific circumstances. But the robustness is terrible in the real complex scene. This paper presents a robust license plate recognition method in complex scenes. First, the EfficientDet network detects the car's location, narrowing the search area for the license plate location. Then, one or more severely distorted or slanted license plates in the image are detected and corrected through a license plate detection network with distortion correction. Secondly, the corrected license plate is input into the license plate recognition neural network combined with the convolutional recursive neural network (CRNN) and the associative temporal classification (CTC) to obtain the accurate license plate information. Experimental results show that the accuracy and speed of detection and recognition are superior to other methods.

[Key words] neural network; license plate detection; license plate recognition

0 引言

车牌检测与识别是智能交通系统的重要组成部分,具有从安全到交通控制等多重应用,近年来受到了人们的广泛关注。然而,现有的算法大多只能在特定的条件下才能很好地工作,在复杂环境下准确读取车牌仍然是一项具有挑战性的任务^[1]。复杂的背景,车牌存在很大以及随机的拍摄条件(如光照、失真、遮挡或模糊),都会加大检测难度。因此如何在复杂环境下提高车牌检测精度和识别率具有重要的研究意义^[2];复杂的环境因素,在很大程度上制约了车牌检测与识别的准确性和可靠性。为了提高复杂环境下车牌图像检测与识别的速度和精度,需要针对一个或多个因素对相关算法进行研究和改进,对车牌检测与识别技术的改进和优化具有重要意义^[3]。

1 车牌检测与矫正

车牌检测是定位车牌位置,获得车牌四角的坐标,是车牌识别过程中的一个重要步骤,定位不成功或不完整将直接导致最终识别失败^[4]。本文是先通过对车辆进行检测,缩小车牌搜索的范围,降低计算成本,同时提高了车牌识别的准确率,然后在检测出的车辆图像中对车牌进行定位。

汽车在许多经典目标检测算法中都是数据集底层的对象之一,在选择目标检测算法时,考虑了以下几个问题:首先,车辆检测算法要求较高的准确率。因为任何漏检车辆都会直接导致车牌漏检;其次,算法要求计算速率快。如果没有达到较高的计算速率,影响实时检测;最后,计算成本低,这样才具有广泛的应用价值^[5]。经过以上的综合分析,决定使用 EfficientDet 作为的车辆检测网络,因为该网络检测

作者简介: 莫少雄(1994-),男,硕士研究生,主要研究方向:机器视觉;赵波(1963-),女,硕士,副教授,主要研究方向:机械结构优化设计。

通讯作者: 赵波 Email: 1131689745@qq.com

收稿日期: 2020-12-30

$$f_{prob}(x, y) = \text{logloss}(\Pi_{obj}, v_1) + \text{logloss}(1 - \Pi_{obj}, v_2), \quad (4)$$

其中, $f_{prob}(x, y)$ 是对象指示函数, 如果在点 (x, y) 存在对象, 返回 1, 否则返回 0。最终损失函数由等式(3)和(4)中定义的项组合给出, 式(5):

$$\text{Loss} = \sum_{x=1}^P \sum_{y=1}^Q [\Pi_{obj} f_{affine}(x, y) + f_{prob}(x, y)]. \quad (5)$$

存在倾斜、甚至畸变的车牌都被失真校正网络校正为正视的车牌, 输出的车牌被作为车牌识别的输入。这样经过校正后的车牌, 让车牌识别变得异常的轻松, 不用再考虑角度, 畸变或者光照等外界的影响, 提高了车牌识别的速度和准确性。

2 车牌识别

由于传统的车牌识别框架分割后的车牌识别精度不高。因此, 本文采用卷积递归神经网络 (CRNN) 和联接主义时间分类 (CTC) 结构, 将端到端算法应用于车牌识别, 直接输出车牌字符。

整个网络可分为 3 个部分, 如图 3 所示。底部的卷积层自动从每张输入图像中提取特征图; 在卷积网络之上, 构造一个递归网络, 对特征序列的每一帧进行预测; 最后, 通过转译层将每帧预测转化为预测序列, 车牌识别网路的结构参数见表 1。

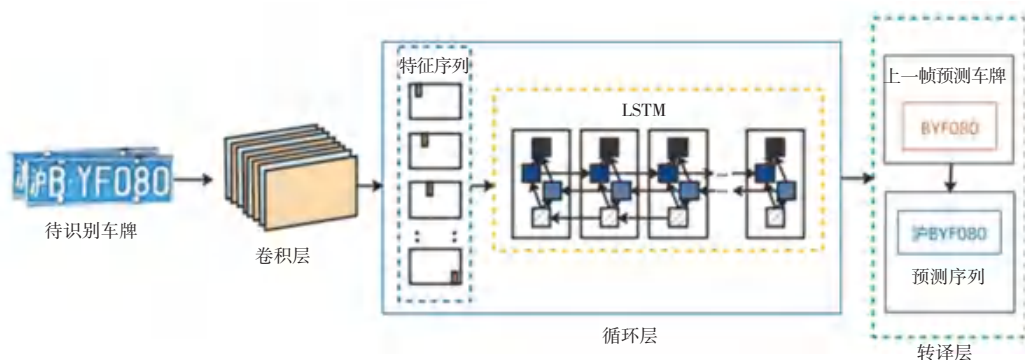


图 3 车牌识别架构图

Fig. 3 Schematic diagram of license plate recognition

表 1 车牌识别网络的结构参数表

Tab. 1 Structure of license plate recognition Network

名称	网络层数	输入	网络结构
卷积层	1	96×32×3	0: Conv(In_ch=3, stride=(1,1), out_ch=64) 1: ReLu
	2	96×32×64	2: MaxPool2d(stride=2, dilation=1, out_ch=64)
	3	48×16×64	3: Conv(In_ch=64, stride=(1,1), out_ch=128) 4: ReLu
	4	48×16×128	5: MaxPool2d(stride=2, dilation=1, out_ch=128)
	5	24×8×128	6: Conv(In_ch=128, stride=(1,1), out_ch=256) 7: ReLu
	6	24×8×256	8: MaxPool2d(stride=2, dilation=1, out_ch=256)
	7	24×4×256	9: Conv(In_ch=256, stride=(1,1), out_ch=256) 10: ReLu
	9	24×4×512	11: MaxPool2d(stride=2, dilation=1, out_ch=512)
	10	25×2×512	12: Conv2(In_ch=512, stride=(1,1), out_ch=512) 13: ReLu
	11	25×1×512	14: Map-Sequence
	循环层	12	23×512
转译层	13	-	16: Transcription

卷积层: 利用卷积层和最大化池化层构建卷积层, 提取输入图像的特征图。将所有输入图像调整到相同的尺度, 然后从特征图中提取出特征序列, 作为递归层的输入。

循环层: 是一个深度双向长期内存 (LSTM) 网络, 位于卷积层之上。基于卷积特征序列, 连续提取文本序列。LSTM 是一种特殊的递归神经网络 (RNN), 主要用于解决长序列训练中的梯度消失和梯度爆炸问题, 具有比普通 RNN 网络更好的性

能^[10]。使用循环层有 3 个主要优点: 一个是 LSTM 具有捕获序列上下文信息的强大能力。在基于图像的序列识别中, 使用上下文比单独处理每个符号更稳定、更有帮助^[11]; 其次, LSTM 可以将损失误差传播回其输入, 并允许在一个网络中一起训练循环层和卷积层; 第三, LSTM 可以处理任意长度的序列。

转译层: 使用一种名为联接主义时态分类 (CTC) 的时态分类算法, 将每一帧的每帧预测转化为最终的字符序列, CTC 专注于解决给定标签和输

出数据的对齐问题。传统的方法需要将输入数据与给定的标签及时对齐,以逐帧计算交叉熵损失,而 CTC 算法可以在不进行标签对齐的情况下进行训练^[12]。该分类算法只需关注输出是否真实、标签整体一致,从而减少了手工标注的繁琐工作。

该识别算法可以在车牌识别中完成端到端训练,不需要进行字符分割和水平缩放操作,可以识别任意长度的车牌字符。

3 实验

3.1 实验环境及所用数据集

所有网络都是在 Pytorch 深度学习框架下实现的,实验平台为 NVIDIA GeForce GTX 2080 GPU, i7 9700 CPU, GPU 内存为 12 GB。

CCPD 数据集是目前中国最大的公开标签车牌数据集,图片数量约 30 万张,其中独立车牌图像约 25 万张,不同背景,不同拍摄角度,不同时间,不同光照水平。特别是其中模糊车牌和大角度水平倾角车牌,对于本文提出的检测模型是很好训练和测试数据。

3.2 实验结果及分析

3.2.1 车牌定位结果

将 CCPD 数据集分为两部分,一部分作为训练数据,另一部分作为测试数据集。目前最先进的几种车牌检测算法的检测精度,包括 Faster-RCNN、YOLO 和 SSD 等,见表 2。当检测区域与目标真实值重叠度超过 70%时 ($IoU > 0.7$),认为检测结果正确。YOLOV3 的整体检测精度较高,但对大倾角车牌的检测精度较低。本文方法在检测和识别算法上都进行了优化,在性能上比 RPNNet 和 YOLO-V3 更快、更鲁棒。

表 2 模型对比

Tab. 2 Comparison of models

模型	正常角度			大角度车牌		
	FPS	AP	Recall	FPS	AP	Recall
Faster-RCNN	18	93.2	87.6	15	90.5	85.2
YOLOV3	46	93.7	92.5	44	89.7	90.5
RPNNet	64	94.1	93.8	65	80.3	82.1
SSD	46	94.4	88.6	40	83.6	82.6
MTLPD	65	96.1	96.6	65	95.5	96.1
Our	70	96.6	97.5	70	96.6	97.5

为了更直观地看到车牌检测模块的失真校正网络的能力,为了进行相应的特殊测试,测试所用的大角度车牌照照片测试集是在几种特定条件(夜晚,强光和正常光照等)下自行拍摄的,实验结果如图 4

所示。可以看出在摄像机角度严重倾斜甚至车牌存在变形的情况下,本文的方法仍然可以将倾斜和变形的车牌图像转换为几乎正面视角下的矩形图像,且在夜间也能准确地定位,验证了该方法的高性能。



图 4 车牌纠正结果图

Fig. 4 Result of license plate correction

3.2.2 车牌识别结果

与其它模型的检测和识别结果进行了比较。最终的识别结果既考虑了车牌识别速率,又考虑了识别精度。只有当 IoU 大于 0.6,且图像中车牌的所有字符都被正确识别时,才认为车牌识别正确,识别结果见表 3。

表 3 车牌识别精度

Tab. 3 License plate recognition accuracy

模型	FPS	AP	Recall
Faster-RCNN+HC	15	91.3	86.6
YOLOV3+HC	41	92.9	90.5
RPNNet+HC	62	94.2	91.8
SSD+HC	46	94.4	88.6
MTLPD	65	94.9	95.8
Our	68	96.6	97.5

除了 MTLPR、TE2E 和 RPNNet 之外,同时还为的其它目标检测模型添加了一个高性能车牌识别模型 HC, HC 代表深度监督的方法在多尺度下嵌入空间信息的 Holistic-CNN。这些组合模型可以达到较高的识别速度和精度,但与其它模型相比,本文提出的方法仍然具有更高的性能。车牌检测识别结果如图 5 所示。



图 5 不同条件下的车牌识别结果

Fig. 5 License plate recognition results under different conditions

4 结束语

本文提出了一种实时、鲁棒的自然场景的车牌识别方法。将车牌检测和车牌识别分为两个模块,先用失真校正的车牌检测网络对车牌进行校正和定位,通过卷积递归神经网络(CRNN)和联接主义时间分类(CTC)结构,实现端到端车牌识别。实验结果表明,该方法能对倾斜或者存在畸变的车牌进行准确、快速的检测和识别。同时该车牌识别方法在性能上远远优于现有的车牌识别方法。与传统的检测算法相比,车牌识别采用CRNN和CTC模型,实现了高精度的端到端目标识别算法。与其它神经网络算法相比,该方法在CCPD数据集上具有更高的识别精度。

参考文献

- [1] 彭洋,汪孟杰. 基于卷积神经网络的车牌识别[J]. 科技与创新, 2020(17):72-73.
- [2] 张秀玲,魏其珺,周凯旋,等. 基于改进LeNet-5网络的车牌字符识别[J]. 沈阳大学学报(自然科学版), 2020,32(4):312-317.
- [3] W Weihong, T Jiaoyang. "Research on License Plate Recognition Algorithms Based on Deep Learning in Complex Environment[J]. IEEE Access, 2020,8:91661-91675.
- [4] 周世杰,李顶根. 基于卷积神经网络的大场景下车牌识别[J].

计算机工程与设计,2020,41(9):2592-2596.

- [5] WANG W, TU J. Research on License Plate Recognition Algorithms Based on Deep Learning in Complex Environment[J]. IEEE Access, 2020(99):1.
- [6] ZHANG J, LI Y, LI T, et al. License Plate Localization in Unconstrained Scenes Using a Two-Stage CNN-RNN[J]. IEEE Sensors Journal, 2019,19(13):5256-5265.
- [7] 张帆,王晓东,郝贤鹏. 基于边缘特征的智能车辆字符识别[J]. 自动化与仪器仪表,2020(6):11-14,20.
- [8] HE M X, HAO P. Robust Automatic Recognition of Chinese License Plates in Natural Scenes[J]. IEEE Access, 2020, 8: 173804-173814.
- [9] LI H, WANG P, SHEN C. Toward End-to-End Car License Plate Detection and Recognition With Deep Neural Networks[J]. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 2018, 20(3):1126-1136.
- [10] SHI B, XIANG B, CONG Y. An End-to-End Trainable Neural Network for Image - Based Sequence Recognition and Its Application to Scene Text Recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2016, 39(11):2298-2304.
- [11] LIN C H, LI Y. A License Plate Recognition System for Severe Tilt Angles Using Mask R - CNN [C]// 2019 International Conference on Advanced Mechatronic Systems (ICAMEchS). 2019.
- [12] LIU Z, ZHU Y. Vehicle License Plate Recognition In Complex Scenes [C]// 2020 IEEE 5th International Conference on Intelligent Transportation Engineering (ICITE), Beijing, China, 2020:235-239.

(上接第123页)

4 结束语

本文介绍并实现了无介质浮空投影交互系统。用户可以裸眼观看空气中“真实存在”的影像,并且通过红外阵列触摸传感器,实现在空气中的人机交互。文中介绍了无介质浮空投影和红外阵列触摸传感器的技术原理和系统结构,并且通过Unity 3D设计实现了浮空投影与手势交互事件,完成了交互软件系统。通过静态定位与动态交互测试证明,该系统能够实现对浮空投影精准稳定定位,并能够完成基本手势交互识别。该系统应用前景十分广泛,例如在疫情期间,为避免在公共场所接触可能造成的交叉感染,该系统可以应用在各种公共终端设备,浮

空投影可以带来真正的科技感,无接触手势交互可以保证安全性。

参考文献

- [1] 陈英杰. 用于悬浮显示的手势交互系统设计与实现[D]. 北京:北京邮电大学,2019.
- [2] 王伟栋. 基于微惯性技术的数据手套研究[D]. 上海:上海交通大学,2014.
- [3] 鲁姗丹,周松斌,李昌. 基于多光源红外传感技术的手势识别系统[J]. 自动化与信息工程,2015,36(2):22-26.
- [4] 张兵. 像航科技, <http://www.xianghangkeji.com/>
- [5] 苗艺楠,申闰春. 基于Unity3D的交通事故虚拟再现系统研究[J]. 计算机仿真,2018,35(12):122-126.