

# 基于深度学习的交通标志检测系统仿真

李克俭, 陈少波, 李万琦

(中南民族大学电子信息工程学院, 湖北 武汉 430074)

**摘要:** 交通标志是规范驾驶员驾驶的重要指标信息, 如何检测交通标志是无人驾驶和辅助驾驶中的关键一环。利用 PYQT 开发一套基于深度学习的交通标志检测系统, 系统包括 4 个主要模块: 用户信息模块、摄像头采集模块、检测模块和保存结果模块。对比目前主流的深度学习目标检测算法 YOLOv3 和 Faster-RCNN 在交通标志上的检测效果, 并采用 YOLOv3 作为系统仿真算法, 仿真结果表明, YOLOv3 兼顾了实时检测和检测精度要求, 对无人驾驶和辅助驾驶研究具有一定应用价值。

**关键词:** 深度学习; 目标检测; 交通标志; YOLO; Faster-RCNN

**DOI:** 10.11907/rjdk.192753

**中图分类号:** TP303

**文献标识码:** A

**开放科学(资源服务)标识码(OSID):**

**文章编号:** 1672-7800(2020)009-0031-04



## Simulation of Traffic Sign Detection System Based on Deep Learning

LI Ke-jian, CHEN Shao-bo, LI Wan-qi

(School of Electronics and Information Engineering, South-Central University for Nationalities, Wuhan 430074, China)

**Abstract:** Traffic identifier is an important index information for regulating drivers. How to detect traffic identifiers is a key part of driverless and assisted driving. This paper uses PYQT to develop a traffic sign detection system for deep learning. The system includes four main modules: a user information module, a camera acquisition module, a detection module and a save result module. The current mainstream deep learning algorithms YOLO and Faster-RCNN in the detection of traffic identifiers are compared. In the end, YOLO is used as the algorithm for system simulation. The system simulation results prove that YOLO can achieve both real-time monitoring and accuracy requirements in terms of detection accuracy and real-time performance, and has certain application value for the research on unmanned driving and assisted driving.

**Key Words:** deep learning; object detection; traffic sign; YOLO; Faster R-CNN

### 0 引言

交通标志检测是智能驾驶和无人驾驶的重要组成部分,也是规范驾驶员安全驾驶的重要信息,汽车在行驶过程中通过检测交通标志可以获得路况信息,通过对交通标志信息进行分析可以让智能驾驶和无人驾驶更加安全可靠。交通标志检测最早开始于 20 世纪 70 年代,日本学者 Akatsuka<sup>[1]</sup>于 1987 年提出采用模板匹配和颜色分割的交通标志检测方法,开启了颜色和形状检测交通标志的研究。近年来,基于颜色和形状特征融合<sup>[2]</sup>的检测方法备受关注。传统交通标志检测方法<sup>[3]</sup>大多基于传统机器学习<sup>[4]</sup>、

通过颜色和形状特征进行检测,但其需要设计大量人工特征,对于复杂场景下的交通标志检测具有一定局限性,检测效果也受天气、光照影响较大。

随着深度学习的发展,计算机视觉检测任务更多地深度学习技术支持下完成。相较于传统机器学习,无需设计复杂人工特征,能够通过深度卷积神经网络<sup>[5]</sup>自动提取特征,进行学习和检测,避免了人工设计特征的局限性和复杂度。

本文将主流深度学习检测算法应用于交通标志检测,分别采用深度学习检测算法 YOLOv3<sup>[6]</sup>和 Faster R-CNN<sup>[7]</sup>在德国交通标志数据集 GTSDb 上训练,YOLOv3 在数据集上的测试效果兼顾了实时性和准确率,因此采用 YOLOv3

收稿日期: 2020-01-13

基金项目: 中南民族大学中央高校基本科研业务费专项资金项目(CZY18002)

作者简介: 李克俭(1993-),男,中南民族大学电子信息工程学院硕士研究生,研究方向为计算机视觉;陈少波(1980-),男,博士,中南民族大学电子信息工程学院讲师、硕士生导师,研究方向为模式识别与计算机视觉;李万琦(1994-),女,中南民族大学电子信息工程学院硕士研究生,研究方向为计算机视觉。

算法训练模型。设计了一套基于深度学习的交通标志检测系统,并将训练好的模型应用于 PYQT 开发的交通标志检测系统,取得了良好检测效果。

## 1 交通标识符检测系统设计

交通标志检测系统软件架构包括:摄像头获取图像数据,电脑端口利用读取到的图像数据,采用基于深度学习的目标检测框架进行检测,并利用已检测数据读取标签信息,再将信息反馈到驾驶员屏幕。主要分为两部分:一是用 OPENCV<sup>[8]</sup>调取摄像头读取摄像头获得的实时道路交通图像信息,为了保持检测结果的实时性和检测速率,将视频图像进行单帧图像缓存,相比于视频流,单帧图像检测速度更快,采用目前主流的深度学习框架 Tensorflow<sup>[9]</sup>对图像进行检测;二是利用 QT 开发可视化界面 GUI,方便使用者进行直观操作,并采用 PYTHON 开发标签读取模块,将检测到的交通标志信息标签迅速读取出来并显示在图形化界面上,从而完成整个检测流程。交通标志检测系统结构如图 1 所示。

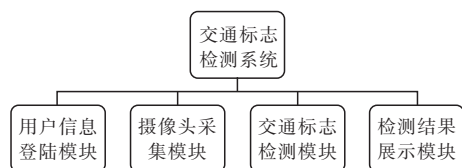


图 1 交通标志检测系统结构

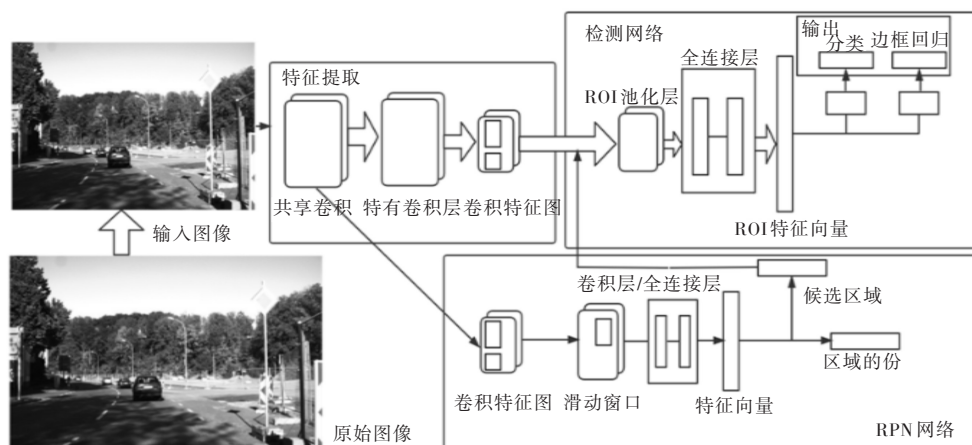


图 2 Faster RCNN 结构

## 2.2 YOLO 算法

2016 年出现的 YOLO 模型将检测速度进一步提高,达到了惊人的 45FPS。YOLO 同样实现了端到端并在每个神经网络上通过候选区域预测,同时输出每个候选框的预测坐标和类别;然后通过设置重叠度 (Intersection over Union, IoU) 阈值过滤掉概率低的候选框;最后通过 NMS<sup>[12]</sup> (Non-Maximum Suppression) 非极大值抑制算法去除掉冗余的候选框,并得到最终结果。NMS 算法通过去掉与输出堆框重叠的低分目标边框,最后得到一个得分最高的目标边框。重复上述操作,直到处理完全全部候选边框。第

## 2 基于深度学习的目标检测算法

### 2.1 Faster-RCNN 算法

R-CNN 算法是第一个成功地将深度学习应用于目标检测的算法。在目标检测公开数据集 VOC2012 上达到了 53.3% 的平均准确率,大幅超越了传统机器学习算法。2018 年,改进的 Faster-RCNN 被提出,将检测准确率提高到了 73.2%,时间上更是快了近 15 倍。Faster-RCNN 主要是添加一个与共享 Faster-RCNN 结构共享权值的区域建议网络 (Region Proposal Network, RPN)<sup>[10]</sup> 并提出候选框,代替了效率不高的选择性搜索等传统方法。其巧妙的设计思路为后来的深度学习模型提供了诸多参考,已在目标检测任务中取得了丰富成果。Faster R-CNN 的成功之处在于用 RPN 网络完成检测任务的“深度化”,使用滑动窗口生成锚框 (Anchor Box)<sup>[11]</sup> 的思想也在后来的目标检测算法中越来越多地被采用,由此奠定了“RPN+RCNN”两阶段方法元结构基础。

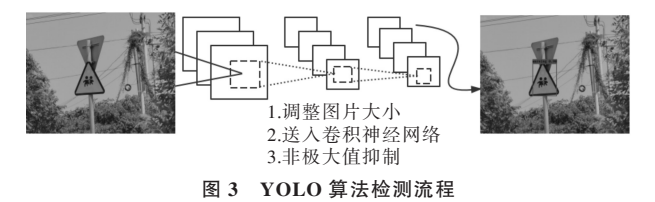
Faster RCNN 结构如图 2 所示。获取图像后,CNN 网络通过池化操作对图像进行特征提取,得到高维度特征,这些特征被共享并应用于 RPN 网络和检测网络。RPN 网络利用锚点和共享特征,获取样本中交通标志的确切位置;检测网络对目标位置信息进行微调,获取交通标志更加精确的位置信息,并输出最终分类和检测结果。

个回归边框输入目标边框的得分如式(1)所示。

$$Score_{ij} = P(C_i | Object) * Confidence_j \quad (1)$$

其中,  $P(C_i | Object)$  表示该格栅中是否有目标,有则为 1, 否则为 0;  $Confidence_j$  为置信度<sup>[13]</sup>。置信度设置为 0.5 时,则当边界框置信度小于 0.5 时,删除预测框;当预测的候选框大于 0.5 时,保留预测的候选框。

这种检测方法放弃了二阶段算法中的候选区域生成过程,直接生成目标类别概率和位置坐标,经过单次检测便可以得到结果。YOLO 检测过程如图 3 所示。



3 系统仿真结果

3.1 训练环境

系统使用的服务器硬件环境为 Ubuntu16.04 操作系统,框架是 Tensorflow,使用 PYTHON 作为编程语言,中央处理器型号为 InterE-5 微处理器,其主频为 3.3GHz,安装内存为 16G,搭载的 GPU 型号为 GeForce GTX1080,其显存大小为 8G。具体服务器配置参数如表 1 所示。

表 1 训练环境

参数	配置
CPU	Intel®xeon(R) CPU E5-2620 2.10GHz×12
GPU	GeForce GTX 1080
系统	Ubuntu 16.04 LTS
语言	Python3.6
加速环境	CUDA9.0 cuDNN7.0
深度学习框架	Tensorflow

3.2 训练

本次交通标识符检测系统训练中,采用 2010 年德国波鲁尔大学 INI 研究所制作的数据集 German Traffic Sign Detection Benchmark (GTSDB)<sup>[14]</sup>,其已作为 IJCNN2013 目标检测竞赛的任务基准。它由 900 张 1 360x800 大小的彩色图片构成,数据集参数如表 2 所示。由于数据集单类少于 1 000 张,本文加入等量的负样本进行数据集增强。根据种类,共计有 43 种交通标识符,总数达 1 206 个交通标志。但由于数据集规模小,在训练时共分为禁止(Prohibitory)、警告(Danger)、指示(Mandatory)3 类标志。数据集示例如图 4 所示。

表 2 数据集参数

数据集	GTSDB
训练对象	交通标识符
样本容量/张	1 600
训练集容量/张	1 400
测试集容量/张	200

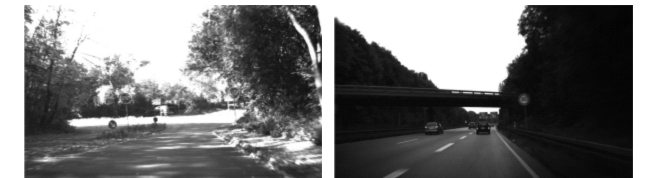


图 4 数据集示例

训练中选用 GTSDB 数据集,加入同类型负样本,并作好训练阶段参数设置。首先设置 Epoch 为 300,即模型训练 300 次,每次选取 8 张图片作为一个 Batch 传入网络训练。学习率对模型训练和神经网络优化有重要作用,学习率采用动态方式,迭代次数小于 150 时,学习率为 0.000 01,

迭代次数大于 200 时,学习率为 0.000 000 1。实验置信度超过 0.5 认为检测正确,低于 0.5 则认为检测错误。在训练阶段,采用一块 GeForce GTX1080 训练模型,共迭代 500 轮后训练的损失函数和准确率如图 5、图 6 所示。与其它基于深度学习的目标检测算法结果对比如表 3 所示<sup>[17]</sup>。训练过程中加入 YOLOv2<sup>[15]</sup>和一阶段代表算法 SSD<sup>[16]</sup>进行实验对比。

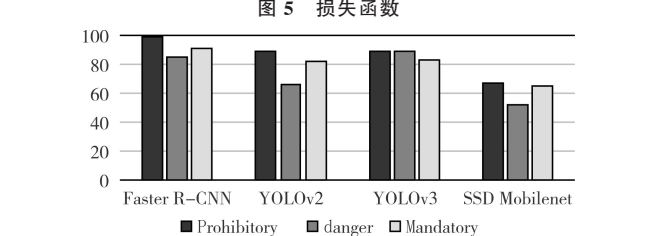
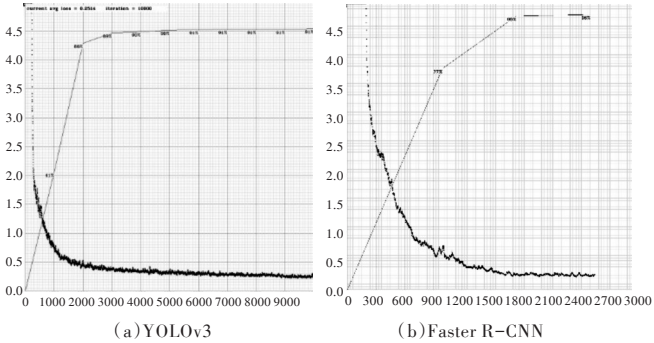


表 3 算法结果对比

目标检测算法	模型大小(MB)	平均精度 mAP (%)	图片速率(FPS)
Faster-RCNN	3 500	95.77	17.08
YOLOv2	1 318	78.83	42.12
YOLOv3	256	85.6	58.03

可以看出,YOLOv3 模型在各类别上的准确率较为均衡,Faster R-CNN 则具有最高的平均准确率。测试中采用 GTSDB 数据集训练验证的平均精度均值<sup>[18]</sup>(mAP)和每秒帧数(FPS)指标,评估训练模型效果。可以明显看出,YOLOv3 兼具精度和实时性且模型更小,在系统上运行速度更快,因此最终采用 YOLOv3 作为系统检测算法。本文算法经过调优和加入等数量的负样本,与文献[19]相比,准确率更高。可以看出,本文加入等数量负样本的训练模型检测准确率和实时性达到了兼顾效果,而且模型更小,有利于系统运行效率提升。最后,系统仿真部分采用了 YOLOv3 训练的模型进行仿真测试。

3.3 测试

系统将 Tensorflow 作为深度学习框架,在此框架上用 PYQT 开发图形化用户界面(Graphical User Interface, GUI),并通过开源计算机库 OpenCV<sup>[20]</sup>调用摄像头接口进行实时监测拍照。为了提高系统运行效率,本文设计的系统采取多线程方式,即拍照采集和交通标志检测识别分开独立运行的线程。系统界面如图 7 所示。

3.4 测试结果与分析

在交通标志检测系统仿真过程中,不仅对测试数据集



行测试(见图 9),以验证算法的泛化性和鲁棒性。



图 7 系统主界面



图 8 训练模型在测试集上的检测成果



图 9 非训练数据集样本测试效果

由测试结果可以看出,无论是在 GTSDb 数据的测试集还是非测试集中,训练好的权重均具有良好的准确率和实时性。检测速度达到 58.03FPS,完全满足对于交通标志检测识别实时处理需求。但是,也可以看出实验多在天气环境状况良好的情况下进行,而在有遮挡或其它复杂场景下的实验不足,同时测试精度还有待提高。

## 4 结语

本文设计了针对交通标志符的目标检测系统,并在德国交通数据集 GTSDb 上进行训练,训练完后结合其它算法优缺点,最终采用 YOLOv3 作为检测算法。基于 PYQT

开发了一套基于深度学习的实时交通标志检测系统,并用训练好的模型在交通标志检测系统上进行仿真测试,基本满足了交通标志检测识别需求。

实验中还存在一些不足,比如数据集采集的场景不够多,在雾霾、雨天、大雾等复杂场景下,检测精度会下降,同时模型鲁棒性不强。下一步将通过采集更多复杂场景下的交通标志并采取数据增强方式扩展数据集,增强模型泛化能力和鲁棒性,提高模型准确率。

## 参考文献:

- [1] 曹再辉,施进发,孙建华,等.基于感兴趣区域提取与双过滤器的交通标志检测算法[J].电子测量与仪器学报,2018(5):107-115.
- [2] 崔盼,张荣辉.基于颜色-几何形状建模的道路交通标志识别技术的研究[J].物联网技术,2017,7(3):17-18.
- [3] 李迎松,郑顺义,夏远鑫,等.自然环境下圆形禁令交通标志检测[J].武汉大学学报·信息科学版,2016,41(12):1619-1625.
- [4] 李晨,汪杨.基于卷积神经网络的交通标志实时检测与识别[J].数字技术与应用,2018,36(6):96-97.
- [5] CHEN X, GUPTA A. An implementation of faster RCNN with study for region sampling [DB/OL]. <https://arxiv.org/abs/1702.02138v1>, 2017.
- [6] REDMON J, FARHADI A. Yolov3: An incremental improvement [DB/OL]. <https://arxiv.org/pdf/1804.02767.pdf>, 2018.
- [7] ZHU Z, LIANG D, ZHANG S, et al. Traffic-sign detection and classification in the wild[C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 2110-2118.
- [8] CHANDAN G, JAIN A, JAIN H. Real time object detection and tracking using deep learning and OpenCV [C]. 2018 International Conference on Inventive Research in Computing Applications, 2018: 1305-1308.
- [9] 王全,梁敬文.基于 TensorFlow 的交通标志识别方法研究[J].价值工程,2019(27):81.
- [10] DAI J, LI Y, HE K, et al. R-FCN: Object detection via region-based fully convolutional networks [C]. International Conference on Advances in Neural Information Processing Systems, 2016: 379-387.
- [11] 吕铄,蔡烜,冯瑞.基于改进损失函数的 YOLOv3 网络[J].计算机系统应用,2019,28(2):1-7.
- [12] HOSANG J, BENENSON R, SCHIELE B. Learning non-maximum suppression [C]. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:4507-4515.
- [13] 洪文亮.基于改进的 Faster R-CNN 的目标检测系统的研究[D].长春:吉林大学,2019.
- [14] 何洪亮.基于卷积神经网络的交通标志检测研究[D].南京:南京理工大学,2018.
- [15] 王超,付子昂.基于 YOLO v2 模型的交通标识检测算法[J].计算机应用,2018(S2):276-278.
- [16] ZHANG J, HUANG M, JIN X, et al. A real-time chinese traffic sign detection algorithm based on modified YOLOv2 [J]. Algorithms, 2017,10(4):127.
- [17] 王兴莉.用于交通标志检测的改进 SSD 深度神经网络方法研究[D].西安:长安大学,2019.
- [18] 吴帅,徐勇,赵东宁.基于深度卷积网络的目标检测综述[J].模式识别与人工智能,2018,31(4):335-346.
- [19] 葛园园,许有疆,赵帅,等.自动驾驶场景下小且密集的交通标志检测[J].智能系统学报,2018,13(3):366-372.
- [20] PURI R, JAIN V. Barcode detection using OpenCV-Python [J]. Science, 2019,4(1):97-99.

(责任编辑:孙 娟)