

基于深度学习的车辆目标检测算法综述

林泽峰 车葵

郑州航空工业管理学院计算机学院

DOI:10.12238/acair.v3i1.11891

[摘要] 近年来,随着人工智能技术的迅猛发展,许多车企和互联网企业都共同致力于研发智能化的自动驾驶系统。在智能驾驶领域,汽车目标识别技术属于关键性的核心技术范畴。目前状况是,传统模式的目标识别算法并不能达到即时识别的需求,这限制了其在真实自驾车应用场景下的广泛部署。对照而言,构建于深度学习之上的目标识别算法显得更加适应此类应用需求,并且已获得行业内主流认同。文章开篇综述了经典的目标识别方法,随后阐述了数种盛行的车辆识别算法,分为两阶段和单阶段方法,并对它们的体系结构以及各自的长短进行了解析,文章最终对该技术未来的研究走向提出了预测。

[关键词] 目标检测;深度学习;车辆检测;卷积神经网络

中图分类号: TJ765.4 文献标识码: A

A Review of Deep Learning-Based Vehicle Object Detection Algorithms

Zefeng Lin Kui Che

School of Computer Science,Zhengzhou University of Aeronautics

[Abstract] In recent years, with the rapid development of artificial intelligence technology, many car companies and Internet companies are jointly committed to the development of intelligent autonomous driving systems. In the field of intelligent driving, the vehicle target identification technology belongs to the key core technology category. The current situation is that the traditional mode of target recognition algorithm cannot meet the requirements of real-time identification, which limits its extensive deployment in real self-driving application scenarios. In contrast, the target recognition algorithm built on deep learning is more suitable for the needs of such applications, and has won the mainstream recognition in the industry. The paper begins with a review of the classical target recognition methods, then expounds several popular vehicle recognition algorithms, divided into two stages and single-stage methods, and analyzes their architecture and their respective length, and finally puts forward a prediction of the future research trend of this technology.

[Key words] target detection; deep learning; vehicle detection; convolutional neural network

引言

目前,无人驾驶技术已经变成了智能交通系统研究的焦点。它包含三个核心的职责:环境识别,策略决定和动作控制。在这三项任务中,对车辆目标的检测占据了环境识别环节的关键地位,并且它为车辆后续的决策制定和行动控制等更高层次工作提供了必要的数据基础。初始阶段的目标识别程序主要建构于依赖手工制定的滤波器特性。如图1所展现的核心策略,我们对目标检测图像执行滑动窗口法以描绘候选框,并接下来实施特征抽取,继而运用分类器进行分类评定。借助非极大抑制技术(NMS),能够实现对选框的融合,并剔除叠加或多余的选框,以产出最终的判定结果。

文章综合评述了当前基于深度学习技术的两阶段式与单阶段式目标检测方法,并对其各自的长短进行了比较分析,

终于对这些目标检测技术进行归纳总结并对其未来进行了预测。

1 传统的目标检测算法

传统车辆识别技术依赖于手工提炼的特征,该方法缺陷颇多。由于特征提取的人为操作直接关系到精确度,再加之采用滑动窗口技术的复杂性导致了冗余计算的大量出现,运算速度自然难以得到有效提高。因此,原有的车辆检测方法不再符合自动驾驶需要的高精度和即时反应,逐步被淘汰。基于深度学习的车辆检测技术针对传统方法中手动识别特征和滑动窗口遍历的不足,提出了一种能自行学习目标特征的神经网络模型。

传统目标识别技术流程中,人工选取的特征起着至关重要的作用。这些人为抽取的特征质量将直接影响算法效果的高低。正因如此,广大研究人员就如何更有效地抽取特征投入了大量

的研究精力。Viola16团队开发了先驱性的VJ(Viola-Jones)目标识别系统,其主要应用于人脸侦测,该系统基于Haar特征提取技术和Adaboost算法进行分类。Haar特性的功能在于测算灰阶图像内目标像素点与周边像素点数值差异,以此揭示图像的灰度波动情况。相对应地,在此,梯度方向直方图(HOG)通过分析及汇总图像小块中的梯度方向,形成特征描述;支持向量机(SVM)则是一种线性分类技术,其通过确立多维空间内的最佳分割超平面,实现对不同对象进行归类。Felzenszwalb团队创新提出的一种基于元素的变形元素模型(Deformable Part Model, DPM),对HOG特征做了优化,设计了多种差异化的基本滤波器和构成滤波器,是一种手动设计的复杂特征抽取设备。

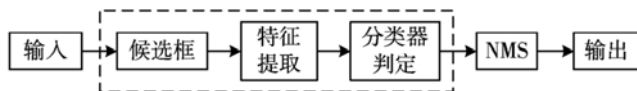


图1 传统目标检测方法基本流程

2 基于候选区域的目标检测算法

候选区域算法能够生成不同尺度的候选框,从而适应不同大小的车辆,提高检测的准确性。通过生成候选区域,算法可以专注于图像中可能包含车辆的特定区域,减少背景噪声的干扰,提高检测效率。候选区域算法通常与深度学习结合,通过卷积神经网络提取丰富的特征,增强对车辆的识别能力。候选区域的生成方法多样。通过筛选和合并候选区域,可以减少后续检测步骤的工作量,加快整个检测流程,同时保持较高的检测精度。采用候选区生成方式的方法需要生成众多候选框并进行类别识别,其算法虽准确性较出众,但识别速度偏低,R-CNN算法家族正是以候选区为基础的目标识别算法的经典代表。

2.1 R-CNN

R-CNN技术通过基于AlexNet架构实施候选区域的选择,并运用选择性搜索技巧取代传统的滑动窗口技术以减少数据冗余。接着,该算法将各候选区域的尺寸统一调整至227*227像素,运用卷积神经网络(CNN)代替手动设计的滤波器来提取特征。最终,采用支持向量机(SVM)进行物体分类和边界框回归,并通过线性回归模型对候选框的位置进行精细校正,实现了在目标检测中的精确定位以及检测速度的提升。

2.2 Fast R-CNN

何凯明等学者针对R-CNN因缩放引发的损害细节问题,提出了SPP-Net方案,其中引入了空间金字塔池化(SPP)层,该层能让网络接受任意大小的图片输入,并输出固定大小的特征图。快速R-CNN融合空间金字塔池化的概念优化了R-CNN,使用VGG 16作为骨干结构,并集成多任务损失机制,同时把边界框回归直接纳入卷积神经网络中培训。

2.3 Faster R-CNN

Faster R-CNN采用区域提议网络(RPN)来替换传统的选择性搜索方法,用以产生可能的目标区域,并引入锚点(anchor)这一理念,实现对同一场景中不同物体的检测功能。输入图片

经RPN处理后,候选区域压缩到了大约300个,候选框数量大大降低。

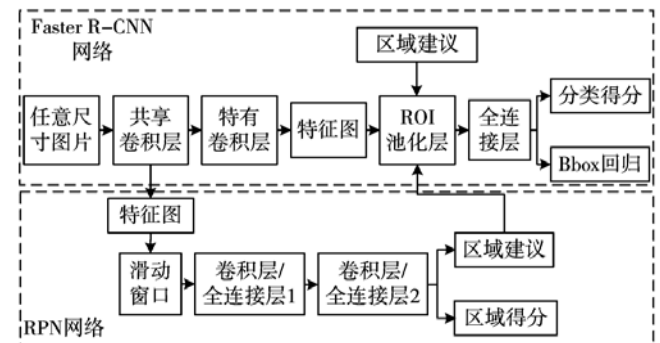


图2 Faster R-CNN网络结构图

2.4 基于区域思想的其他目标检测算法

在R-CNN系列目标检测算法的基础上,研究人员提出了许多其他的优化方案。基于Faster R-CNN,引入了ResNet作为主要的网络结构,并引入了全卷积化的概念以增强网络的共享性;同时,添加位置敏感的分层网络层,来解决平移可变性和平移不变性之间的冲突。

3 基于深度学习的目标检测算法

表1 Two-stage目标检测算法总体分析

算法	优势	局限
R-CNN	相较于传统目标检测算法,性能更加优化	所需训练时间较长,只能捕捉到局部区域的特征信息,感受野受限,易导致漏检问题。
SPPNet	减少了计算量,检测速度得到了提升	受限固定尺寸,需要较高的计算资源和时间成本,无法有效应对多尺度、多场景下的复杂检测任务。
Fast R-CNN	减少了存储空间占用,降低计算复杂度	训练复杂度高,预测速度较慢,检测准确率存在一定的局限性。
Faster R-CNN	实现端到端的目标检测模型,减少候选框数,减少了模型的计算量	需要大量的样本和计算资源,在实时应用场景下速度还不够快。
Mask R-CNN	实现了像素级别的分割掩膜预测	在低时间复杂度上,模型的预测性能较弱。推理速度稍慢于YOLO等轻量级目标检测模型,所需硬件的需求高
YOLOv2	模型训练更加稳定,模型的鲁棒性得到了提升	小目标检测召回率低,密集的目标检测效果差
YOLOv3	提升了对小目标的检测效果	需要更高的输入分辨率以保证精度,消耗额外计算资源,对于小型目标的检测精度较差
YOLOv4	增强了模型的感受野,精度得到了提升	难以应对极端情况,对小目标定位不够准确,需要更高的计算能力
YOLOv5	提升了小目标检测的效果,检测速度快,灵活度高,减少了信息损失	目标检测范围受到数据集的限制,需要更高的计算能力,对小目标检测仍然有一定的限制
YOLOv7	使用了更快的卷积操作和更小的模型,能够检测更多细粒度对象	-

深度学习技术支撑的车辆检测机制即运用深层的神经网络构架,在路面环境下对各类车辆实施智能化的辨识及位置追踪。通过对丰富车辆视觉信息的训练,这种系统不仅能妥善地执行检测职责,还具备良好的稳健性,也就是说它可以适应不同光照条件和气候变化的影响。

深度学习技术所催生的车辆检测方法,其中典型的为双阶段检测算法如R-CNN系列,与单阶段检测算法例如SSD和YOLO系列。这些建立在卷积神经网络之上的算法运用了各异的网络构架与策略以完成检测任务。深度学习方案的检测准确性和处理速度,相较于传统依赖人工特征的技术而言,有了显著提升,并且在自驾车辆和交通监管等应用场景中得到了广泛运用。

在2017年,He团队推出了Mask R-CNN模型,在Faster R-CNN的基础上增设了一个额外的掩码预测支路,使得模型具备执行实例分割的功能。而且,Mask R-CNN引入的ROI Align技术采纳了双线性插值手法,进一步增强了掩码预测的准确性。在2018年,王林和他的同事们研发了一种改良版的Faster R-CNN算法,该方法在图像特征抽取上有显著优势,有效增强了检测结果的准确度。Faster R-CNN在确定正负样例时采用了预设的IOU临界值,这导致所挑选的候选区域精确度欠佳,进而对检测结果的精准度造成负面影响。在2019年,李某等研究者发明了一款名为TridentNet的三支结构网络模型,通过采用空洞卷积技术,成功打造出具具备大、中、小三个层级的感受野。

为了解决YOLO在将图像分割成格子时过于粗略,进而影响检测准确度的问题,Redmon等研究人员在YOLO的基础上推出了改进版YOLOV,它选用了更有效的特征抽取网络Darknet-19作为主体架构。这一网络对所有的卷积层均采用了批处理规范化(BN)技术,并通过锚定框机制来预估物体的边界框。

4 总结

本文综述了基于深度学习的车辆目标检测算法,首先回顾了传统目标检测方法的局限性,随后介绍了两阶段(如Faster

R-CNN)和单阶段(如YOLO、SSD)算法在车辆检测中的应用及代表性进展。研究表明,在复杂道路场景下,深度学习算法显著提升了检测精度和实时性,但仍面临挑战。未来研究方向包括智能化算法与硬件加速的结合,以及多传感器数据融合,以进一步提高检测的精度和可靠性。

[参考文献]

- [1]高海涛,朱超涵,张天棋,等.基于深度学习的无锚框目标检测算法综述[J].机床与液压,2024,52(01):202-209.
- [2]郭庆梅,刘宁波,王中训,等.基于深度学习的目标检测算法综述[J].探测与控制学报,2023,45(06):10-20+26.
- [3]曾文炳,李军.基于深度学习的目标检测算法综述[J].汽车工程师,2024,(01):1-11.
- [4]蔡嘉磊,茅智慧,李君,等.基于深度学习的目标检测算法与应用综述[J].网络安全技术与应用,2023,(11):41-45.
- [5]李文博,王琦,高尚.基于深度学习的红外小目标检测算法综述[J].激光与红外,2023,53(10):1476-1484.
- [6]邹军,张世义,李军.基于深度学习的目标检测算法综述[J].传感器世界,2023,29(08):9-15.
- [7]姚文清,李盛,王元阳.基于深度学习的目标检测算法综述[J].科技资讯,2023,21(16):185-188.
- [8]黄泽贤,吴凡路,傅瑶,等.基于深度学习的遥感图像舰船目标检测算法综述[J].光学精密工程,2023,31(15):2295-2318.
- [9]邹伙宗,邓守城.基于深度学习的车辆目标检测算法综述[J].时代汽车,2023,(15):16-18.
- [10]陈憶惘,李万益,翁汉锐,等.基于深度学习的两阶段目标检测算法综述[J].信息与电脑(理论版),2023,35(14):112-114.

作者简介:

林泽峰(1998--),男,汉族,河南信阳人,硕士,学生,主要研究方向:人工智能。