

文章编号: 2095-2163(2020)08-0180-03

中图分类号: TP18; TP391.41

文献标志码: A

基于深度学习的智能交通视频多目标检测研究

左国才¹, 陈明丽², 匡林爱¹, 吴小平¹, 刘君¹

(1 湖南软件职业学院 软件与信息工程学院, 湖南 湘潭 411100; 2 新化县楚怡工业学校, 湖南 新化 417600)

摘要: 国内大中城市的人流量、车流量与日俱增, 面临着严重的交通拥堵问题, 建立完善智能交通系统是解决交通问题的有效方法之一。本文提出一种基于堆栈式去噪自编码器深度学习框架的复杂交通场景中机动车辆的多目标检测算法, 通过实时检测车辆流量来完成交通状态预测。实验证明, 使用堆栈式去噪自编码器深度学习框架, 提取目标机动车辆深度特征, 实现多目标检测, 提高多目标识别检测效果, 切实提高交通状态预测的准确率。

关键词: 深度学习; 多目标检测; 交通状态预测

Research on multi-target detection of intelligent transportation video based on deep learning

ZUO Guocai¹, CHEN Mingli², KUANG Linai¹, WU Xiaoping¹, LIU jun¹

(1 School of Software and Information Engineering, Hunan Software Vocational Institute, Xiangtan 411100, Hunan, China; 2 Xinhua Chuyi Industrial School, Xinhua 417600, Hunan, China)

【Abstract】 With the increase of traffic flow in large and medium-sized cities, the problem of traffic congestion is becoming more and more serious. In this paper, a multi-target detection algorithm based on stack denoising self-encode deep learning framework for motor vehicles in complex traffic scenes is proposed. Experiments show that the stack denoising self-encode deep learning framework is used to extract the deep characteristics of the target motor vehicles to achieve multi-target detection, improve the detection effect of multi-target recognition, and effectively improve the accuracy of traffic status prediction.

【Key words】 Deep Learning; multi-target detection; traffic condition prediction

0 引言

由于深度学习的迅猛发展, 很多研究者开始将深度学习技术应用于计算机视觉领域, 深度学习模型在图像分类方面的表现尤其出色。近几年, 深度学习技术也逐渐应用于运动目标的检测与跟踪, 其中多目标检测方面也取得较好的效果。多目标检测相对于单运动目标检测而言, 更为复杂, 也是机器视觉研究领域中极具挑战的热点方向, 并且在现实生活中应用广泛。比如: 视频监控、异常检测等。基于人工设计运动目标特征提取的局限性, 使得在复杂交通场景中多运动目标的检测准确性不高; 由于深度学习模型可以提取高级别的深度特征, 更好地获取目标特征, 可以实现高效的多运动目标检测。

目前, 堆栈式去噪自编码器(SDAE)模型在目标人脸识别、运动目标检测与跟踪、图像分类等方面取得比较好的效果^[1]。因此, 本文采用 SDAE 网络模型进行多目标检测识别, 用于实现城市道路机动车辆检测识别。并且根据实时检测车辆流量实现交通

状态预测, 以及城市道路交通流运行状态进行判断。

1 堆栈式去噪自编码器

Bengio 研究认为可以加入噪音, 来得到深度特征, 即: 去噪自编码器(DAE)^[2]。

堆栈式去噪自编码器(SDAE), 可以从原始输入图像中检测出关键的图像特征结构, 从自然图像中获得类伽柏边缘检测器。SDAE 中的每一个层结构, 都使用去噪自编码器的方式来检测图像的关键结构, 并且提取出更好级别的图像特征, 实现更加鲁棒的特征表示。因此, 本课题拟采用 SDAE 深度学习框架来完成检测目标深度特征的提取。

图像高层抽象特征的提取, 采用 SDAE 网络进行图像高层抽象特征的提取。线下进行无监督训练 SDAE 模型, 使得 SDAE 模型能够有效地提取到图像高层抽象特征。

通过加入噪声, 经过编码得到 x_i' 的编码, 如式(1)所示:

$$c_i = f(Wx_i' + b). \quad (1)$$

基金项目: 湖南省自然科学基金资助(2020JJ7007)。

作者简介: 左国才(1978-), 女, 硕士, 教授, 高级工程师, 主要研究方向: 计算机视觉、深度学习。

通讯作者: 左国才 Email: 474025986@qq.com

收稿日期: 2020-05-27

再经过解码,重构原始样本 x_i , 如式(2)所示:

$$x_i = f(W'c_i + b'). \quad (2)$$

损失函数如式(3)所示:

$$\min_{i=1}^k \|x_i - x'_i\|_2^2 + \lambda (\|W\|_F^2 + \|W'\|_F^2). \quad (3)$$

其中, λ 用来平衡重构误差和权重的参数。

SDAE 网络模型^[3]如图 1 所示。

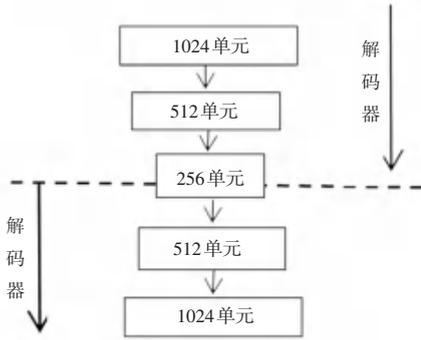


图 1 SDAE 网络模型

Fig. 1 SDAE network model

本文拟采用堆栈式去噪自编码器(SDAE)深度学习框架,来完成多目标检测中的深度特征的提取。实现多目标(机动车辆)的检测、实现城市道路车辆流量统计以及交通状态预测。

2 交通状态预测

根据城市道路交通视频,对运动车辆进行检测并统计流量,预测道路交通状态,采用基于深度学习的多目标检测的研究方法。实现过程如下:

(1)先训练堆栈式去噪自编码器(SDAE)网络模型,提取智能交通视频中第一帧图像的深度特征。利用 SDAE 深度学习框架的编码器,提取交通视频输入数据的深度特征。

(2)利用深度学习模型对背景模型和新的视频帧进行特征提取,进行前景分离。结合 LBSP 编码和灰度值的阈值检测出运动目标,从而实现多运动目标(机动车辆)检测,并且统计检测出的车流量数据。

(3)根据城市道路不同时间段的车辆流量数据,设计交通状态预测模型,预测该路段交通状态。

多目标检测一直是计算机视觉领域的难点问题,较单目标检测而言,多目标检测面临更复杂的状况。如,目标的相互遮挡、多目标之间的合并与分裂等。如何正确的判断和处理目标的遮挡、合并、分裂等是解决多目标检测的关键。

2.1 基于 SDAE 模型的多目标检测

机动车辆多目标检测算法思想,是利用 SDAE 深度学习模型,提取交通视频帧车辆图像片的高层抽象特征,判别该图像中的背景与前景。如果是前

景(机动车辆多目标),则进行检测识别该像素点是背景还是运动中的多辆机动车辆,完成多目标检测识别。

(1)基于深度特征的多目标检测方法。本课题提出的基于 SDAE 深度学习框架的多目标检测算法,使用高级别深度特征,来描述检测目标(多运动车辆)的外观,并应用到多目标(运动车辆)检测模型的设计中。

(2)模型训练方法的创新。创新“离线无监督学习+在线有监督学习”训练方案。即离线训练神经网络的共性特征,在线微调多目标检测模型训练多个目标的个性特征。增加状态信息记忆模块,保存目标当前和之前几帧的图片信息,用于准确判断检测目标(运动车辆)。技术路线如图 2 所示。

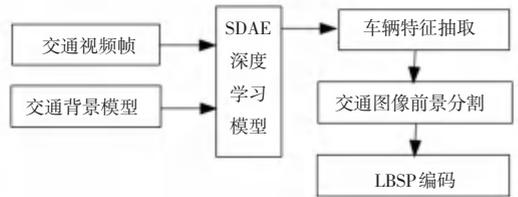


图 2 多目标检测技术路线图

Fig. 2 Multi-target detection technology roadmap

2.2 城市道路交通状态预测

通过 SDAE 深度学习模型检测识别机动车辆,来预测城市道路交通状态^[4],即:城市道路交通拥堵、城市中心路段交通预测等。交通状态预测框架如图 3 所示。

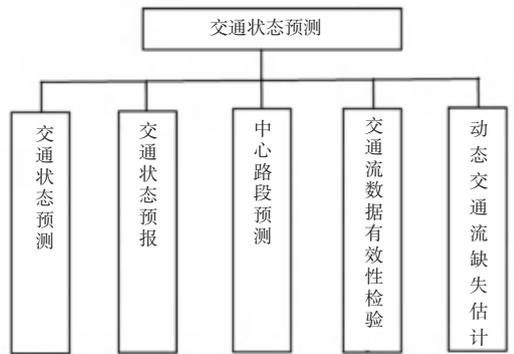


图 3 交通状态预测框架

Fig. 3 Traffic status prediction framework

预测系统可以通过输入拥堵指标和预测间隔等条件,查询目前城市道路交通拥堵状况。并且根据以往该时段交通拥堵数据进行交通状况预测。预测系统将查询或者预测结果,使用不同颜色来进行标记。红色表示拥堵严重,绿色表示道路畅通无阻等。实时更新城市道路交通状态^[5],可显示出交通状况的变化趋势。城市中心路段交通预测,通过对城市

中心路段预测分析查询,在日常交通高峰时期,该路段的拥堵情况,如拥堵时间段、机动车辆的流量统计,同时预测该路段的拥堵趋势、机动车辆流量等。交通状态预测需要获取城市交通道路监控的基础数据^[6-9],即:车辆检测器、监测路段、摄像头等。交通状态预测流程如图4所示。

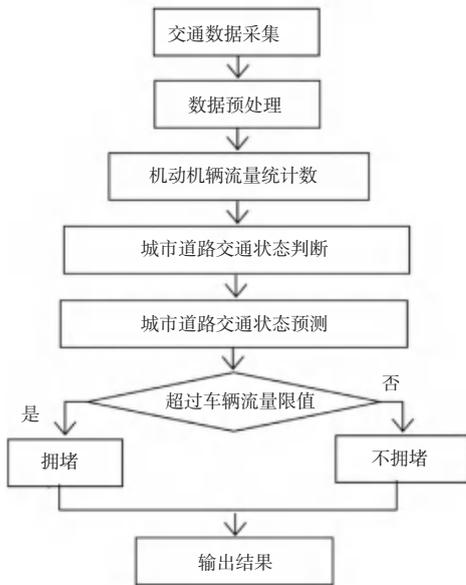


图4 交通状态预测流程

Fig. 4 Traffic status prediction process

3 测试序列及检测分析

训练数据来源于车辆检测跟踪数据集 DETRAC^[10],并且使用 SDAE 深度学习模型,训练机动车辆检测器。该机动车辆检测器提高了多运动机动车辆检测的效率与准确度,能够满足准确检测多机动车辆的需要。

3.1 实验设置

深度特征提取实验,采用 SDAE 模型提取智能交通视频中每一帧所有机动车辆图像的深度特征。并通过对在线微调参数,借助有限带监督的目标数据,在线微调多目标检测模型,以适用检测环境中多个目标(机动车辆)的外观变化,达到成功提取图像深度特征的目的。

目标检测实验,利用 SDAE 深度学习模型提取到的机动车图像的深度特征,判别是背景还是前景(多机动车辆)。如果是包括多机动车辆的前景,采用 LBSP 编码,判断每个像素点属于背景还是运动目标,达到成功检测运动目标的目的。

3.2 检测结果

由于城市道路机动车辆较多,部分区域车辆较小,密集度较高影响检测效果。因此,将交通视频图

像帧中的区域分为检测区域与非检测区域,如图5所示。图中黄色线框所标记区域(机动车辆较小)为非检测区域,红色线框标识为检测到的机动车辆位置框。从图5可以看出,检测器能够检测的范围能够满足要求。



图5 检测结果

Fig. 5 Test results

4 结束语

本文采用 SDAE 深度学习模型提取提取运动目标(机动车辆)深度特征,实现多运动目标(机动车辆)的检测识别,并应用于城市交通状态预测中。实验表明,基于 SDAE 深度学习模型的智能交通视频车辆多目标检测,提高了多目标检测的准确率与识别效率。但对于机动车辆较密集,遮挡较为严重的情况下,检测效果不太理想,这也是今后继续努力研究的方向。

参考文献

- [1] 逢淑超. 深度学习在计算机视觉领域的若干关键技术研究[D]. 吉林大学, 2017.
- [2] VINCENT P, LAROCHELLE H, BENGIO Y, et al. Extracting and composing robust features with denoising autoencoders [C]// Proceedings of the 25th international conference on Machine learning. ACM: 1096-1103.
- [3] SU H, XING F, KONG X, et al. Robust cell detection and segmentation in histopathological images using sparse reconstruction and stacked denoising autoencoders [C]// International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer: 383-390.
- [4] HUANG Xinghua. Research on intelligent transportation system and its key technology based on IOT [C]//2014 2nd International Conference on Computer, Electrical and Systems Sciences, and Engineering (CESSE 2014). Singapore. 2014. 123-129.
- [5] 杨洪. 城市交通动态研判应用技术研究[D]. 成都: 西南交通大学, 2013.
- [6] 朱雷雷. 开放式干线公路路况实时监测关键技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2012.
- [7] University of Maryland. University of Maryland Regional Integrated Transportation Information System (RITIS) [Z/OL]. 2009. <https://www.ritis.org>
- [8] apan vehicle information and communication system center. Vehicle information and communication system(vics) [Z/OL]. 2010. <http://www.vics.or.jp/english/vics/index.html>.
- [9] 时幸飞. 城市道路交通状况实时监测关键技术研究[D]. 南京: 东南大学, 2011.
- [10] WEN L, DU D, CAI Z, et al. UA - DETRAC: A New Benchmark and Protocol for Multi-Object Detection and Tracking [J]. Computer Science, 2015.
- [11] ZEILER M D, FERGUS R. Visualizing and understanding convolutional networks [C]//European Conference on Computer Vision. Springer International Publishing, 2014: 818-833.