

基于 MobileNet_SSD 的交通违章检测系统

张子恒,肖建*,王新宇,章佳琪,许杰
(南京邮电大学 电子与光学工程学院、微电子学院,江苏南京 210003)

摘要:随着国内机动车保有量的持续增长,城市道路交通运转压力急剧增强。在现有交通管理系统中,通常采用图像处理算法检测机动车违章行为。但基于图像处理算法的违章检测系统存在计算量大、不适用于嵌入式设备和复杂场景下检测精度下降等问题,为系统在实际中的应用带来了一定的限制。针对该问题,将深度学习算法引入检测系统中,提出了基于 MobileNet_SSD 的路口交通违章检测系统。以 MobileNet_SSD 网络检测车辆,结合帧间欧氏距离算法追踪车辆轨迹,制定违章行为判定策略,实现对5种机动车违章行为的检测及取证。在 EAIDK-610 的开发平台下,车辆识别 mAP 约为 83.18%,违章检测准确率约为 97%,系统运行速度约为 8.31 FPS。实验结果表明,系统不仅提升了在嵌入式设备上的检测速度,同时对复杂场景的检测具有较好的鲁棒性。

关键词: MobileNet_SSD; 目标检测; 车辆追踪; 违章检测; 智能交通

中图分类号: TP302

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2021)11-0064-07

doi: 10.3969/j.issn.1673-629X.2021.11.011

A Traffic Violation Detection System Based on MobileNet_SSD

ZHANG Zi-heng, XIAO Jian*, WANG Xin-yu, ZHANG Jia-qi, XU Jie
(School of Electronic and Optical Engineering, School of Microelectronics, Nanjing
University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: With the continuous growth of car parc in China, the pressure of urban road traffic operation increases sharply. In the existing traffic management system, image processing algorithm is usually used to detect car violations. However, the violation detection system based on image processing algorithm has many problems, such as large computation, not suitable for embedded devices and low detection accuracy in complex environment, which brings some limitations to the practical application of the system. To solve this problem, the deep learning algorithm is introduced into the detection system and a traffic violation detection system based on MobileNet_SSD is proposed. The MobileNet_SSD network is used to detect cars, and the inter-frame Euclidean distance algorithm is adopted to track vehicle tracks. The determination strategy of violation behaviors is developed to detect and collect evidence of five kinds of motor vehicle violations. On the EAIDK-610 development platform, the vehicle identification mAP is about 83.18%, the violation detection accuracy rate is 97%, and the system running speed is 8.31 FPS. The experiment shows that this system not only improves the detection speed on embedded devices, but also has better robustness for detection of complex scenes.

Key words: MobileNet_SSD; object detection; vehicle track; violation detection; intelligent transportation

0 引言

近年来,国内汽车保有量持续快速增长,对城市交通运转带来极大压力,各类交通事故频发。为保证道路交通安全,各地交通管理部门派出警力处理机动车道路违章行为^[1]。然而,由于交通警力资源的有限性,需要利用现代化技术研究智能交通违章检测系统,节省警力资源,高效检测违章^[2]。

目前常见的路口交通违章行为检测技术可分为埋设线圈法和虚拟线圈法。埋设线圈法安装繁琐且维护

成本高,已逐渐被虚拟线圈法代替^[3]。虚拟线圈法指基于图像处理的违章检测算法,已广泛应用于电子警察系统,此类方法检测准确率高,检测类别多,且维护成本低^[4]。苏菠等人提出了通过三帧差分法和卡尔曼滤波器预测跟踪车辆状态^[5]。黄丹等人提出了改进的背景差分算法,结合 CAMShift 算法跟踪车辆^[6]。徐扬等人提出了一种基于分块和邻域信息的背景更新方法,结合超像素分割和阴影检测算法跟踪目标车辆^[7]。此类算法在复杂场景下的检测精度不稳定,不具有较

收稿日期:2020-12-24

修回日期:2021-04-27

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61974073)

作者简介:张子恒(1996-),男,硕士研究生,研究方向为电路与系统、人工智能;肖建,教授,研究方向为人工智能和嵌入式的研究与应用。

强的鲁棒性。

随着人工智能的发展,将深度学习算法用于车辆违章检测系统,可解决多目标跟踪精度不佳、违章检测精度不佳的问题,具有较高的研究应用价值^[8]。付世达等人提出结合 SSD 和车道信息的双通道卷积神经网络检测车辆^[9]。郑凯等人提出结合 YOLO 和帧间差分法检测车辆及其遗留物,实现机动车不礼让行人检测^[10]。但基于深度学习的检测算法存在计算量较大,无法应用于嵌入式设备的问题。

为解决上述问题,文中提出了一种基于 MobileNet_SSD 的路口交通违章检测系统。以 MobileNet_SSD 网络检测路口车辆,以帧间欧氏距离算法追踪车辆轨迹,结合违章行为判定策略,实现 5 种机动车违章行为检测及取证。系统实时统计路口遵章率,上报交管中心

增派警力,实现数据指导勤务功能。在 EAIDK-610 开发平台下,车辆检测 mAP 约为 83.18%,违章检测准确率 97%,系统运行速度 8.31 FPS。实验结果表明,系统不仅提升了在嵌入式设备上的检测速度,同时对复杂场景的检测具有较好的鲁棒性。

1 MobileNet_SSD 目标检测模型

1.1 SSD 目标检测算法

SSD 是 Liu Wei 等人提出的一种 one-stage 目标检测算法,在检测速度和准确率上均优于传统检测算法^[11]。SSD 以 VGG-16 为基础提取图像特征,额外添加 6 个不同尺度的卷积层,分别进行多尺度分类和目标框回归。同时设置不同尺寸的先验框,提高了小尺寸目标的识别准确率,SSD 的网络结构如图 1 所示。

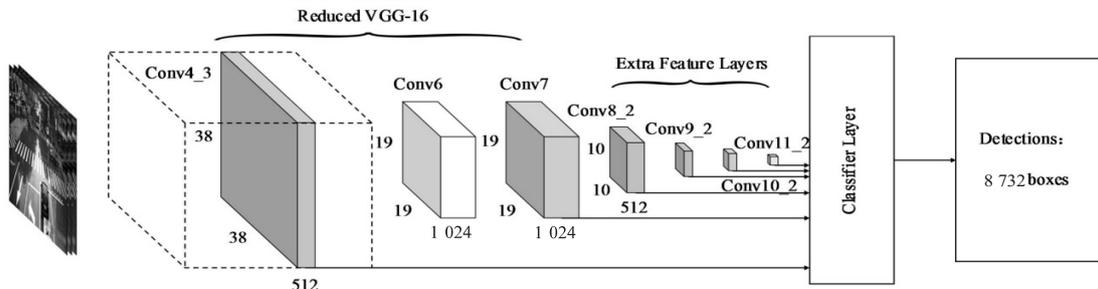


图 1 SSD 网络结构

SSD 算法结合了 YOLO 的回归思想和 Fast R-CNN 的候选框机制,有效提升了目标识别精度和效率^[9]。但仍无法在嵌入式平台下实时运行。针对这一问题,采用 MobileNet 网络结构降低特征提取计算量和网络参数量。

1.2 MobileNet 网络结构

MobileNet 是一种小巧而高效的 CNN 模型,优点在于提出了深度可分离卷积,降低了计算量和参数量^[12]。深度可分离卷积包括深度卷积(depthwise convolution)和点卷积(pointwise convolution),先对不同输入通道进行深度卷积,然后采用 1 * 1 点卷积进行结合^[13]。在精度损失较小的情况下,成倍减少了计算量和模型参数量。

假设输入大小为 (H_{in}, W_{in}, C_{in}) 的特征图,经卷积运算后,输出大小为 $(H_{out}, W_{out}, C_{out})$ 的特征图,卷积核大小为 (D_K, D_K) ,如图 2 所示。

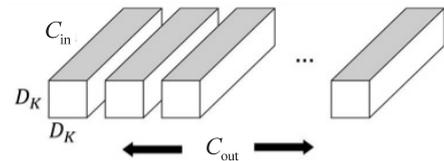
标准卷积计算量 MAC_{std} 和深度可分离卷积计算量 MAC_{depth} 分别可表示为:

$$MAC_{std} = C_{in} * D_K^2 * H_{out} * W_{out} * C_{out} \quad (1)$$

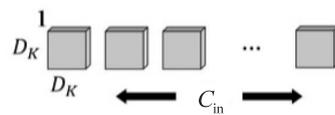
$$MAC_{depth} = C_{in} * D_K^2 * D_K * H_{out} * W_{out} + C_{in} * C_{out} * H_{out} * W_{out} \quad (2)$$

通常卷积输出通道数 C_{out} 较大,因此 $1/C_{out}$ 可近似为零。标准卷积和深度可分离卷积计算量之比可表

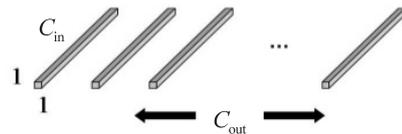
示为:



(a) Standard Convolution



(b) Depthwise Convolution



(c) Pointwise Convolution

图 2 卷积方式对比

$$\frac{MAC_{depth}}{MAC_{std}} = \frac{1}{C_{out}} + \frac{1}{D_K^2} \approx \frac{1}{D_K^2} \quad (3)$$

根据式(3)所示,若卷积核 D_K 等于 3,采用深度可分离卷积可降低大约 9 倍的计算量,因此 MobileNet 有效提升了检测效率。

考虑到进一步减少计算量和参数量, MobileNet 引入了宽度超参数 α 和分辨率超参数 ρ , 分别按比例减少通道数和特征图尺寸^[13]。依次降低运算量和参数量, 在精度损失较小的情况下, 得到的最终计算量 MAC_m 为:

$$MAC_m = \alpha C_{in} * D_K * D_K * \rho H_{out} * \rho W_{out} + \alpha C_{in} * \alpha C_{out} * \rho H_{out} * \rho W_{out} \quad (4)$$

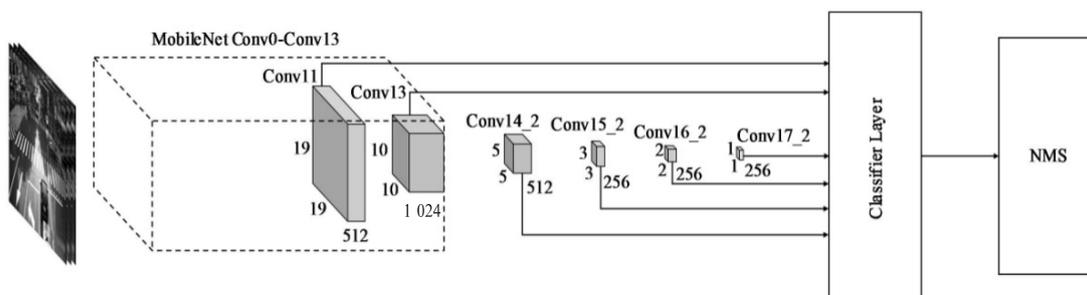


图 3 MobileNet_SSD 网络结构示意图

在 MobileNet Conv0-Conv13 中, 采用深度可分离卷积进行卷积运算, 其他网络层仍采用标准卷积。将 Conv11、Conv13、Conv14_2、Conv15_2、Conv16_2 和 Conv17_2 层作为 6 个多尺度特征, 进行多尺度候选框回归。MobileNet_SSD 算法降低了少量精度, 但提升了系统运行速度, 可在嵌入式设备上实时运行。

2 基于帧间欧氏距离的追踪算法

2.1 车辆追踪算法结构

车辆追踪算法, 就是捕获监控视频范围内车辆的行驶轨迹, 为违章行为的判定提供依据^[15]。常见的车辆跟踪算法受阴影、遮挡和交通拥堵等因素限制, 适用场景单一, 不具备鲁棒性^[16]。

针对该问题, 文中提出了一种基于帧间欧氏距离的车辆追踪算法, 以 MobileNet_SSD 检测到的车辆坐标为原始数据, 计算相邻两帧间车辆的欧氏距离 d_n^{a-b} , 作为追踪的主要依据。根据数据采集设备的拍摄特点, 提出图像存在尺度不一致性, 由设备的倾斜角度和高度计算尺度系数 α_i , 恢复统一的图像映射比例, 减小车辆跟踪误差。另外, 由于车辆行驶的有向性, 根据历史车辆轨迹预测当前车辆的位移及方向向量, 计算每个预测值与真值的偏差, 经归一化处理得到方向系数 β_i , 提高算法的鲁棒性。综合以上参数建立车辆追踪增益函数 $H(i)$, 最后根据实际情况选择合理阈值 ε , 将满足判定条件的坐标存入轨迹, 实现车辆轨迹追踪。

2.2 追踪增益函数的建立

2.2.1 图像尺度不一致性

路口交通监控设备通常采用固定支撑架与支撑梁的方式安装在道路上方, 通过摄像头内置处理器实现

1.3 基于 MobileNet_SSD 的违章车辆检测算法

综上所述, 为提升检测效率, 采用 MobileNet_SSD 作为目标检测算法。MobileNet_SSD 在 SSD 的基础上, 将特征提取部分由 VGG-16 替换为 MobileNet Conv0-Conv13, 降低了计算量和模型参数量^[14]。网络结构如图 3 所示。

违章行为的判定, 并以千兆以太网回传数据管理中心。已知有效监控画面的纵向视场范围为 $\theta_1 \sim \theta_2$, 监控设备高度为 L_{cam} , 数据获取方式如图 4 所示。可知数据采集时与水平方向夹角固定, 导致图像存在尺度不一致性。

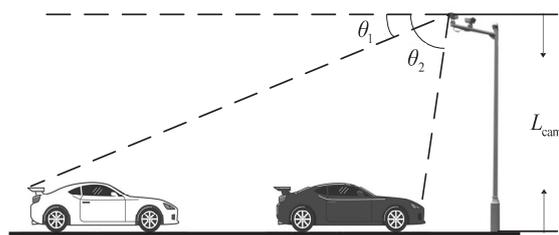


图 4 数据获取场景示意图

图像的尺度不一致性是指在有效监控画面的纵向视场范围 $[\theta_1, \theta_2]$ 内, 实际场景在图像上的映射比例是不均匀的。即若车辆以相同速度行驶, 每辆车在图像上的速度 v_{pixel} 不相等, 由尺度误差导致阈值分割的标准不统一。计算尺度系数 α_i , 恢复统一的图像映射比例, 保证车辆追踪算法适用于不同比例的目标。已知有效监控画面纵向视场范围为 $[\theta_1, \theta_2]$, 且 θ_1, θ_2 均小于 $\pi/2$ 、设备高度为 L_{cam} 、图像纵向分辨率 h_{img} , 当前车辆在图像的 (w_i, h_i) 处, 尺度系数 α_i 可表示为:

$$\alpha_i = \frac{(\cot\theta_1 - \cot\theta_2) * L_{cam}}{h_{img}} * (h_{img} - h_i) \quad (5)$$

2.2.2 帧间欧氏距离

由于车辆行驶具有连续性, 且路口车速是稳定的, 假设行驶车辆在相邻数帧间的位移较小, 即同一辆车在相邻时刻的距离最近, 与其他车较远。根据此假设, 由上节所述的车辆检测算法得到车辆位置, 计算每辆车的中心点坐标, 统一到相机坐标系中, 作为轨迹跟踪的事实依据。欧几里得度量描述了两点间的直线距

离,直观地显示了目标间的关系^[17]。因此车辆在视频帧中的变化关系可以由欧氏距离表示,如图 5 所示。



(a) 帧间欧氏距离



(b) 车辆轨迹预测

图 5 车辆追踪算法效果示意图

以第 n 帧中车辆 i 与 $n-1$ 帧中车辆 j 的欧氏距离为帧间欧氏距离 d_n^{i-j} ,已知第 n 帧中车 a 的坐标为 (x_n^a, y_n^a) , $n-1$ 帧中车 b 的坐标为 (x_{n-1}^b, y_{n-1}^b) ,则第 n 帧中车辆 a 与第 $n-1$ 帧中车辆 b 的帧间欧氏距离 d_n^{a-b} 可以表示为:

$$d_n^{a-b} = \sqrt{(x_n^a - x_{n-1}^b)^2 + (y_n^a - y_{n-1}^b)^2} \quad (6)$$

2.2.3 车辆轨迹预测

城市路口交通情况复杂多变,车流量日益增多且路口交通拥挤,导致监控画面中车辆距离过近,发生误追踪现象,降低了车辆追踪算法准确率。计算方向系数 β_i 预测行车方向,改善拥堵情况下不同车辆的轨迹跟踪效果,提升算法的鲁棒性,如图 5 所示。

根据车辆行驶的有向性,假设在时间 t 内(共采集到 5 帧图像)车辆行驶的位移变增量不变。则统计 t 时间内车辆历史轨迹的平均位移增量 $\bar{\Delta}$,以 $\bar{\Delta}$ 的单位向量为预测车辆行驶方向,计算当前车辆 a 的预测坐标 $(\hat{x}_n^a, \hat{y}_n^a)$ 为:

$$\begin{cases} \hat{x}_n^a = x_{n-1}^a + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (x_i^a - x_{i-1}^a) \\ \hat{y}_n^a = y_{n-1}^a + \frac{1}{k} \sum_{i=1}^k (y_i^a - y_{i-1}^a) \end{cases}, k = 5 \quad (7)$$

通过算法得到的坐标预测值 $(\hat{x}_n^a, \hat{y}_n^a)$ 与车辆的坐标真值 (x_n^a, y_n^a) 存在一定的偏差,以预测值 $(\hat{x}_n^a, \hat{y}_n^a)$ 和真值 (x_n^a, y_n^a) 的欧氏距离为损失值,则 $Loss_i$ 可表示为:

$$Loss_i = \sqrt{(x_n^i - \hat{x}_n^i)^2 + (y_n^i - \hat{y}_n^i)^2} \quad (8)$$

依次计算每辆车与历史轨迹预测值的损失值,将

每帧数据的损失值做归一化处理,得到方向系数 β_i 为:

$$\beta_i = \frac{Loss_{\max} - Loss_i}{Loss_{\max} - Loss_{\min}} \quad (9)$$

2.2.4 车辆追踪增益函数

根据上述的帧间欧氏距离 d_n^{a-b} 、尺度系数 α_i 和方向系数 β_i ,建立车辆追踪增益函数 $H(i)$ 为:

$$H(i) = \alpha_i * \beta_i * d_n^{a-b} \quad (10)$$

以增益函数表示当前车辆与各轨迹之间的关系,计算当前帧内每辆车的追踪增益 H_i ,表示当前车辆对每条轨迹的增益值。设置判定条件:若该增益小于阈值 ε ,则将其作为某轨迹的新坐标存储。否则将其作为新轨迹存储或者无效坐标丢弃。

3 路口违章检测系统设计与实现

3.1 系统架构

以上述算法为核心,开发基于 MobileNet_SSD 的路口交通违章检测系统,用于检测机动车闯红灯、违章转弯、违章压线等行为。以高精度网络摄像头为数据采集设备,实时采集路口交通数据,采用音响设备对车辆的违章信息进行语音播报,并通过屏幕显示远程监控界面,方便用户查看、管理和参数配置,结构如图 6 所示。系统具有可移植性,在测试中分别以 Arm EAIDK-610 开发套件和 PC 为主控平台,测试系统性能,详细说明请见下节实验分析。



图 6 系统结构示意图

系统分为车辆追踪、违章判定和远程控制三个模块,结构如图 6 所示。车辆追踪模块实时采集图像,以基于 MobileNet_SSD 的车辆检测算法和基于帧间欧氏距离的车辆追踪算法为核心,实现路口车辆轨迹追踪;违章判定模块根据道路交通安全法制定违章判定策略,结合车辆行驶轨迹,检测各类违章行为;远程控制模块开发基于 Qt 的远程控制界面,实时监控路口交通状态,违章发生时进行语音播报,自主划定违章虚拟线圈,并显示遵章率、车流量、违章日志等交通指标。

分析路口监控画面可知,店铺、树木和电杆等物体分布与本算法无关,将原始图像全部输入模型会降低车辆追踪准确率,降低系统运行效率,因此采用多线程分割处理图像。设车辆行驶区域为主要检测区域,无

关特征分布在无效区域,如图 7 所示。



图 7 多线程检测分布图

根据路口实际情况,将输入图像分割为两个主要检测区域,并设置 20% 重叠区域,保证衔接处的检测成功率。分别输入线程 A、B 运行基于 MobileNet_SSD 的车辆检测算法,提高车辆定位精度。当 A/B 线程分别运行完一帧数据时,统一车辆位置为相机坐标系。

3.2 违章行为判定

3.2.1 虚拟线圈判定违章行为

目前路口常以填埋线圈法判定违章行为,即在特

定区域填埋金属线圈及传感器,当车辆违章行驶过路口后触发报警^[3]。但此方法消耗成本过大、破坏路面美观、易损坏、修复过程繁琐且对某些违章行为检测不精准。系统根据 MobileNet_SSD 算法追踪车辆,划定违章区域为虚拟线圈,并制定相应的违章判定法则,实现违章行为判定。

根据中华人民共和国道路交通安全法有关规定,各类违章行为的判定标准不同。本系统共实现了五种违章行为判定:机动车闯直行方向红灯、机动车闯左行方向红灯、机动车闯右行方向红灯、机动车压黄线和机动车驶入非机动车道。以机动车闯直行方向为例,需证明车辆在红灯时,连续碾压路口停止线并通过路口中心,才可判定违章。

3.2.2 自主线圈划定

各交通路口的道路方向和特点不同,固定的虚拟线圈无法适用于其他路口,因此开发一种基于 Qt 的自主线圈划定功能。用户可根据需求在线划定虚拟线圈,具体划定线圈方式如图 8 所示。



图 8 自主划定线圈

在 GUI 界面的右上方找到“设定 ROI 区域选项”,点击下拉菜单找到各虚拟线圈的名称,选定其中一项。找到画面中需要设定虚拟线圈的区域,点击鼠标拖动一个矩形框至合适大小,则该区域为指定的虚拟线圈位置。右图中显示了目前定制的所有虚拟线圈,分别用于五种车辆违章行为判定。

3.2.3 违章车牌提取

提取违章车辆车牌,用于违章行为取证及处罚^[18]。将违章车辆图像进行 X 方向的 Sobel 滤波,得到水平方向的边缘特征。对梯度幅值进行非极大值抑制(NMS)去除模糊部分得到边缘图像。同时对原始图像进行 HSV 色彩空间变换,根据车牌阈值范围分割出对应部分。比较阈值分割图像与边缘特征筛选出车牌所在区域,通过图像形态学运算填平图像中的小孔,弥合裂缝。最后提取车牌轮廓,并限制轮廓的长宽和非零像素比,提取完整车牌轮廓。

3.3 数据指导勤务

机动车路口违章极易发生交通事故,导致交通停滞拥堵,因此交警支队根据各路段违章数量等数据,增

派警力指挥交通^[19]。本系统设计了遵章率、车流量统计、违章日志显示、违章查询、历史数据查询等功能,实现数据指导勤务。遵章率是固定时间内,路口遵守交规车辆占总体的比例。已知某时间间隔 Δt 内车流量为 N ,违章车辆数量为 K ,根据本系统检测到的机动车违章情况,统计遵章率 ρ 可表示为:

$$\rho = \frac{N - K}{N} \quad (11)$$

根据路口遵章率在 24 h 内的分布规律,确定遵章率等级,对违章、事故多发路口增派警力,可有效改善交通状况,缓解交通压力。

4 实验与结果分析

4.1 实验环境

分别选择 Arm EAIDK-610 和 PC 为主控平台。以 EAIDK-610 为主控时,使用异构计算库 HCL 和嵌入式深度学习框架 Tengine 运行 MobileNet_SSD 算法,系统运行在 RK3399 的六核 CPU 环境下;以 PC 为主控时,使用 CUDA10 并行计算架构,使用 TensorFlow

框架^[20]运行 MobileNet_SSD 算法。其详细配置如表 1 所示。

表 1 系统平台详细配置

平台	系统	硬件配置	DL 框架
EAIDK-610	Fedora28	Arm SoC RK3399 RAM:4G	Tengine
PC	Ubuntu 16.04	Intel(R) Core(TM) i7-8750H CPU @ 2.20 GHz GeForce GTX 1060 RAM:16G	TensorFlow

4.2 结果分析

4.2.1 车辆检测算法性能分析

在表 1 所述的 PC 实验环境下对 MobileNet_SSD 算法进行测试,并对比 SSD 算法的性能。通过路口交通监控设备采集数据,选取其中 200 张图像作为测试

集,共包含 983 个待检测目标,测试集图像分辨率为 1 920×1 080。实验仅统计车辆检测精度,因此在统计检测精度时只考虑车辆类别的识别精度,最终结果如表 2 所示。

表 2 不同算法的车辆检测性能对比

算法	mAP/%	FPS	平均检测时间/ms
MobileNet_SSD	85.95	34.87	28.68
SSD(VGG-16)	87.05	12.74	78.49

分析表 2, MobileNet_SSD 采用深度可分离卷积,引入宽度、分辨率超参数有效降低计算量和模型参数量,提升检测速度,平均检测时间约为 28.68 ms, FPS 约为 SSD 的 2.74 倍。但相比 SSD(VGG-16)算法提取的特征更少,导致降低了约 1.1% 的检测精度。考虑到路口监控视频采集速率约为 60 FPS, MobileNet_

SSD 算法在图像中出现的检测误差不影响系统运行。

路口交通违章检测系统受到空间、能耗等因素的限制,需要在嵌入式设备下运行。实验分别对比了 MobileNet_SSD 算法在 EAIDK-610 平台和 PC 平台的检测性能,实验环境如 4.1 节所示,测试数据集相同,则最终结果如表 3 所示。

表 3 不同平台下车辆检测性能对比

平台	mAP/%	FPS	平均检测时间/ms
EAIDK-610	83.18	13.65	73.26
上述 PC 配置	85.95	34.87	28.68

分析表 3,在 EAIDK-610 平台下, MobileNet_SSD 算法检测精度比 PC 端降低了约 1.77%,其原因在于 Tengine 深度学习框架对网络进行量化处理。算法检测一帧图像平均耗时约为 73.26 ms,运行帧频约为 13.65 FPS,耗时约为 PC 平台的 2.55 倍。实验证明,以 EAIDK-610 为主控平台,实时运行 MobileNet_SSD 算法检测路口车辆是可行的。

4.2.2 违章检测系统性能分析

以下通过实验对比文中算法和三帧差分法^[21]等经典算法在违章检测方面的性能。在 EAIDK-610 平台下,实验输入数据为 100 组机动车违章的监控视频,测试本系统和三帧差分法的违章判定精度,最终结果如表 4 所示。

表 4 不同算法下的违章检测性能对比

算法	违章检测准确率/%	FPS	平均检测时间/ms
三帧差分法	93.68	4.5	222.22
此系统	97	8.76	114.16

分析表 4,此系统违章检测准确率约为 97%,比基于三帧差分法的系统高约 3.32%。平均检测时间约为 114.16 ms,帧频达到 8.76 FPS,耗时仅为三帧差分法的 51.37%。综上所述,本系统在违章行为检测精度和系统运行效率上均优于传统违章检测算法。

性,并适用于嵌入式平台,文中提出了一种基于 MobileNet_SSD 的路口交通违章检测系统。以 MobileNet_SSD 网络模型检测车辆,结合帧间欧氏距离算法追踪车辆轨迹,实现对 5 种机动车违章行为的检测及取证。在 EAIDK-610 开发平台下,模型 mAP 约为 83.18%,违章检测准确率为 97%,系统运行速度为 8.31 FPS。实验结果表明,系统不仅提升了在嵌入式设备上的检测速度,同时对复杂场景的检测具有较

5 结束语

为提高路口交通违章检测系统的准确性和实时

好的鲁棒性。

参考文献:

- [1] 吴向斌,童立丰,王 鹏. 智能交通的十字路口[J]. 人工智能,2019(5):112-121.
- [2] ASADIANFAM S, SHAMSI M, KENARI A R. Big data platform of traffic violation detection system; identifying the risky behaviors of vehicle drivers[J]. Multimedia Tools and Applications,2020,79(33):24645-24684.
- [3] 柴 娟. 基于视频的车流量及车辆闯红灯检测系统研究[D]. 郑州:郑州大学,2017.
- [4] 卫 星,李 霞,苏圆圆,等. 基于数字图像处理技术的车辆违章检测系统研究[J]. 通讯世界,2015(21):252-253.
- [5] 苏 波. 基于计算机视觉的电子警察抓拍闯红灯违章的算法研究[J]. 微型电脑应用,2020,36(1):106-111.
- [6] 黄 丹. 基于监控视频的交通信息提取技术研究[D]. 成都:电子科技大学,2017.
- [7] 徐 扬. 基于视觉的车辆违章轧线检测跟踪技术研究[D]. 南京:南京航空航天大学,2017.
- [8] MAMPILAYIL H R, RAHAMATHULLAH K. Deep learning based detection of one way traffic rule violation of three wheeler vehicles[C]//2019 international conference on intelligent computing and control systems (ICCS). Madurai, India;IEEE,2019:1453-1457.
- [9] 付世达. 基于 SSD 模型的违规使用专用车道检测方法[D]. 长春:吉林大学,2020.
- [10] 郑 凯. 武汉市智能交通系统路口检测子系统的设计与实现[D]. 哈尔滨:哈尔滨工业大学,2018.
- [11] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Computer vision - ECCV 2016. Amsterdam, The Netherlands; Springer,2016:21-37.
- [12] 任宇杰,杨 剑,刘方涛,等. 基于 SSD 和 MobileNet 网络的目标检测方法的研究[J]. 计算机科学与探索,2019,13(11):1161-1173.
- [13] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv:1704.04861,2017.
- [14] 刘 颜,朱志宇,张 冰. 基于 SSD-MobileNet 模型的目标检测[J]. 舰船电子工程,2019,39(10):52-56.
- [15] 陈志祥. 基于视频监控的车辆违章行为检测方法研究[D]. 重庆:重庆大学,2016.
- [16] ŞENTAŞ A, KUL S, SAYAR A. Real-time traffic rules infringing determination over the video stream; wrong way and clearway violation detection[C]//2019 international artificial intelligence and data processing symposium (IDAP). Malatya, Turkey;IEEE,2019:1-4.
- [17] LIBERTI L, LAVOR C. Euclidean distance geometry[M]. Berlin;Springer,2017.
- [18] FUAD M, ARNOB F A, NIZAM A T, et al. A novel traffic system for detecting lane-based rule violation[J]. Annals of Emerging Technologies in Computing,2020,4(3):29-41.
- [19] 彭怀军. 城市道路交通警力资源部署与指挥调度关键技术研究[D]. 北京:北京交通大学,2018.
- [20] TAWEH BEYSOLOU II. Applied natural language processing with python[M]. Berkeley, CA; Apress,2018.
- [21] 裴莹莹. 基于视频图像处理的车辆闯红灯违章的检测方法研究[D]. 长春:吉林大学,2018.