

# 基于机器视觉的交通检测技术及应用研究

温美东

南京市交通信息中心, 江苏 南京

收稿日期: 2024年9月19日; 录用日期: 2024年10月29日; 发布日期: 2024年11月5日

## 摘要

传统交通检测方法存在检测效率低、计算成本高、准确性差等不足, 为此, 本文提出实时RT-DETR目标检测与BoTSORT目标跟踪相结合的机器学习算法, 并通过实验证明本文所采用的技术在车辆检测精度上表现优异, 能够有效识别并跟踪公路上行驶的车辆目标。进一步地, 本文对交通冲突与车流量之间的关系进行分析, 发现交通冲突频率与车流量之间存在显著的正相关关系。研究结果表明本文方法有助于提高交通检测效率和精度, 可为交通主动管控提供支撑。

## 关键词

智能交通, 机器视觉, 目标检测, 目标跟踪

# A Study on Traffic Detection Technology and Application Based on Machine Vision

Meidong Wen

Nanjing Traffic Information Center, Nanjing Jiangsu

Received: Sep. 19<sup>th</sup>, 2024; accepted: Oct. 29<sup>th</sup>, 2024; published: Nov. 5<sup>th</sup>, 2024

## Abstract

Traditional traffic detection has shortcomings such as low detection efficiency, high computational cost, and poor accuracy. Therefore, this paper proposed a machine learning algorithm combining RT-DETR object detection and BoTSORT object tracking, and conducted experimental studies to prove that the employed technology performs excellently in detection and tracking of vehicles driving on highways. Furthermore, this paper analyzed the relationship between traffic conflicts and traffic volume, and found a significant positive correlation between the frequency of traffic conflicts and the increase in traffic volume. The results indicate that the method proposed in this paper helps to improve the efficiency and accuracy of traffic detection and tracking, which can provide support

for active traffic control.

## Keywords

Intelligent Transportation Systems, Machine Vision, Object Detection, Object Tracking

Copyright © 2024 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

## 1. 引言

我国公路规模发展迅速,根据交通运输部的数据显示,公路总里程超过 540 万公里,其中高速公路超过 18 万公里[1],公路网呈现出量大面广的特点。但是,公路建设的速度仍不及汽车保有量的增长速度,部分路段车流量大且易发生交通冲突事件,给交通管理与出行服务带来极大挑战。如何及时、高效的检测和跟踪公路上的车辆目标及其运动轨迹,对于提升交通管理水平具有重要意义。

传统的交通检测方法通常依赖于地感线圈、手工记录和人工观察,这些方法不仅成本高昂且存在数据采集不全面、实时性差等问题。随着深度学习技术的快速发展,机器视觉开始广泛应用于交通检测与分析领域,有研究对原始 YOLOv3 目标检测算法进行改进,使其兼顾实时性和准确性[2],还有研究使用改进的 YOLOv5 算法,并结合车辆跟踪模块实现车辆检测与跟踪[3]。为解决轻量化问题,当前的研究已将轻量级网络 EfficientNet 作为 YOLOv3 的主干网络,并通过 DeepSORT 模型构建面向高速公路的车辆视频监控分析系统[4],同时在 YOLOv3 中引入 KCF 算法实现基于监控视频的多尺度车辆检测与跟踪[5]。本文提出一种基于机器视觉的车辆检测与跟踪总体框架及实现流程,并通过实例分析本文方法的有效性,为交通主动管控提供技术支撑。

## 2. 总体框架

基于机器视觉的车辆检测与轨迹跟踪及其相关应用的总体框架如图 1 所示。

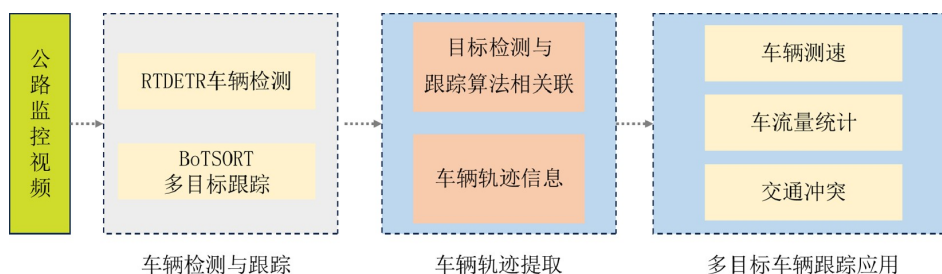
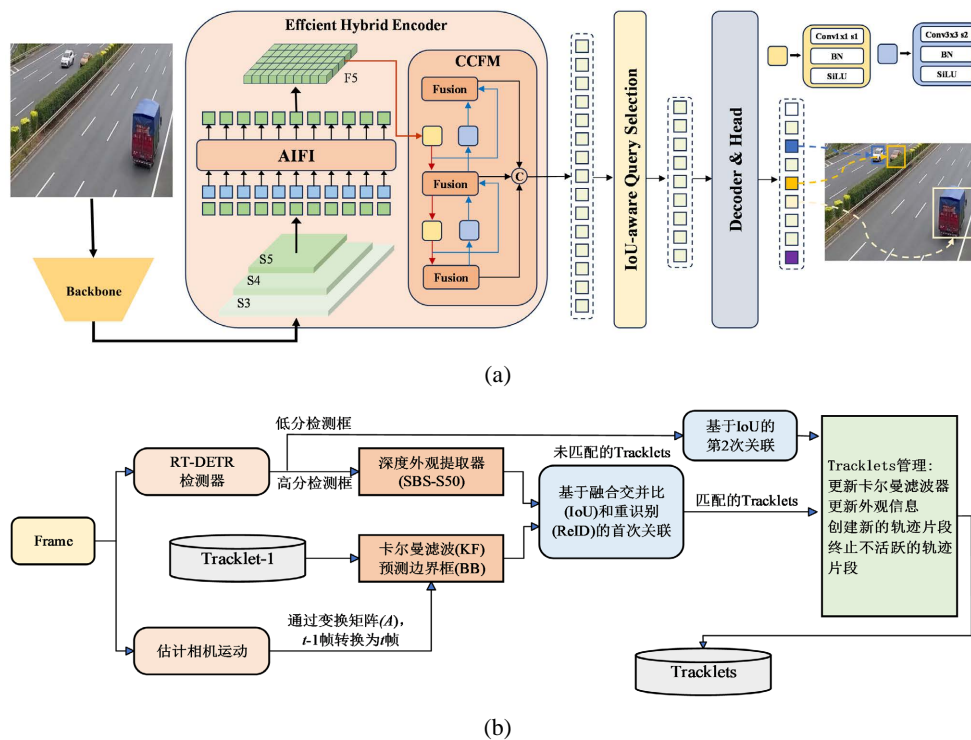


Figure 1. Overall technical framework

图 1. 总体技术框架

(1) 车辆检测与跟踪。车辆检测模块采用 Transformer 和 DETR (Detection Transformer)相结合的实时目标检测算法 RT-DETR,该算法通过并行处理机制显著提升检测速度,确保在公路动态交通环境中的实时性检测要求;车辆跟踪模块采用 BoTSORT 目标跟踪算法,在车辆检测的基础上,结合车辆运动和外观信息的综合跟踪策略,引入相机运动补偿,实现复杂多变交通场景中稳定且连续的车辆跟踪。RT-DETR 检测模型及 BoTSORT 跟踪算法流程如图 2 所示。



**Figure 2.** Vehicle detection model and tracking algorithm process. (a) RT-DETR detection model; (b) BoTSORT tracking algorithm process  
**图 2.** 车辆检测模型与跟踪算法流程。(a) RT-DETR 检测模型; (b) BoTSORT 跟踪算法流程

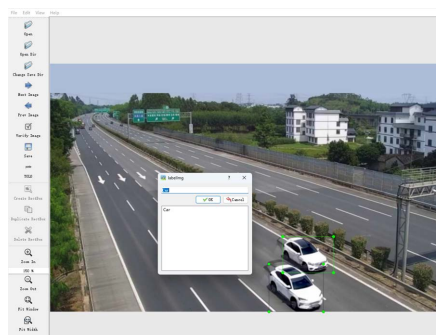
(2) 车辆轨迹提取。通过关联目标检测与跟踪算法，基于跟踪 ID 的连续性，将同一车辆在不同帧中的位置信息串联起来，形成完整的车辆行驶轨迹，为后续交通分析提供精准的数据来源。

(3) 多目标车辆跟踪应用。基于提取的车辆轨迹信息，对车辆速度进行精确计算，进而开展相关应用研究，本文主要研究车流量与交通冲突的关系。

### 3. 实现流程

#### 3.1. 数据准备

收集并准备用于训练和测试的目标检测数据集。数据集中的图像需要标注目标的边界框和类别信息，可使用 Python 编程语言中的 Labelimg 库实现，Labelimg 标注界面如图 3 所示。



**Figure 3.** Labeling-based labeling interface  
**图 3.** Labelimg 标注界面

本文收集了 10 个不同场景的公路视频，总计 12 小时，将车辆类型分为 car、bus、truck 三类，完成数据标注图片 3503 张，超过 7000 个标签，并将数据集按照 7:1:2 划分为训练集、验证集、测试集。数据集标注情况如图 4 所示。

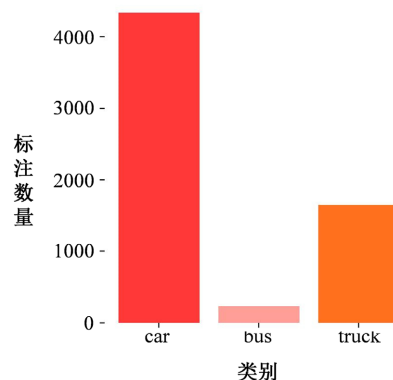


Figure 4. Dataset category and quantity

图 4. 数据集类别和数量

### 3.2. 模型训练

本文模型训练过程中使用的 GPU 型号为 GeForce RTX 2080ti (22 GB)，CPU 型号为 Intel(R) Core(TM) i5-12490F，内存为 32 GB，所使用的深度学习框架为 PyTorch 1.11.0 + CUDA 11.5；设置优化器为 SGD，初始学习率为 0.01，循环学习率为 0.2，衰减为 0.005，Batch\_size 为 32，训练轮次 Epoch 为 200 次。当模型趋于收敛状态时则达到最优性能，模型训练过程评价指标曲线变化如图 5 所示，可以看出当模型训练至 125 轮时，模型趋于收敛状态。

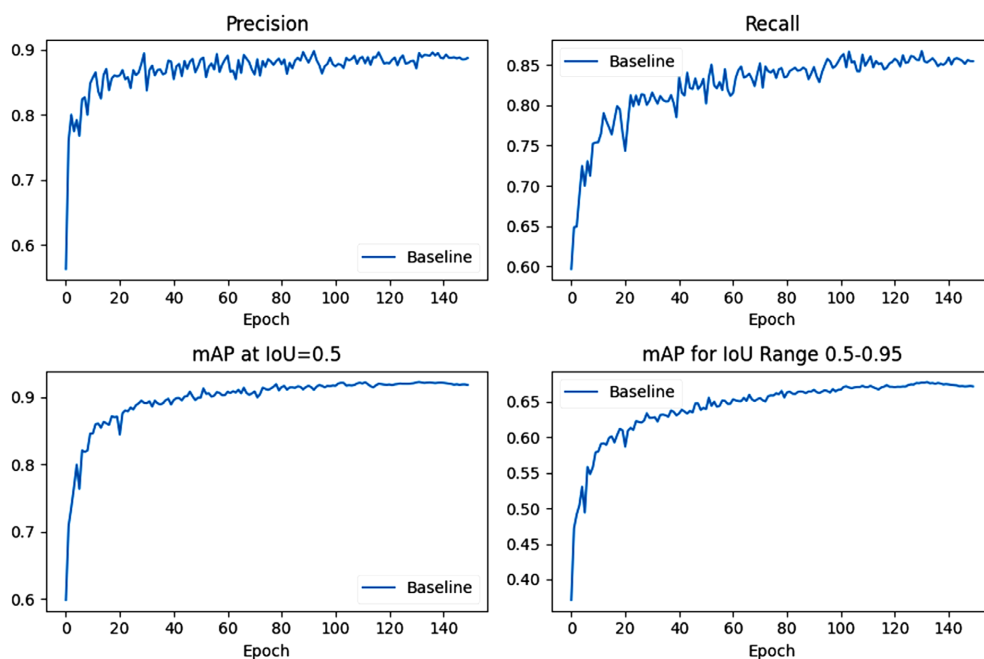


Figure 5. Changing curve of evaluation indicators during model training process

图 5. 模型训练评价指标变化曲线

### 3.3. 模型评估

使用测试集对训练好的模型进行评估, 计算其在目标检测任务上的性能指标, 本文采用以下四类评价指标:

(1) 车辆检测平均精度的计算公式如式(1)所示。

$$R_{mAP} = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C AP_i \quad (1)$$

式中:  $C$  为类别数量,  $AP_i$  为第  $i$  个类别的平均精度。

(2)  $P$  为预测框与真实框的交并比 IoU 阈值为 0.5 时的平均精度。

(3) 车辆检测准确率的计算公式如(2)所示, 表示检测出的正样本数占所有检测出的样本数的比例。

$$P_{Precision} = \frac{T_p}{T_p + F_p} \quad (2)$$

式中:  $T_p$  为样本中原是正例且被正确划分为正例的数量;  $F_p$  为样本中原是负例但被错误划分为正例的数量。

(4) 召回率的计算公式如(3)所示, 表示检测出的正样本数占所有实际正样本数的比例。

$$R_{recall} = \frac{T_p}{T_p + F_n} \quad (2)$$

式中:  $F_n$  为样本中原是正例但被错误划分为负例的数量。

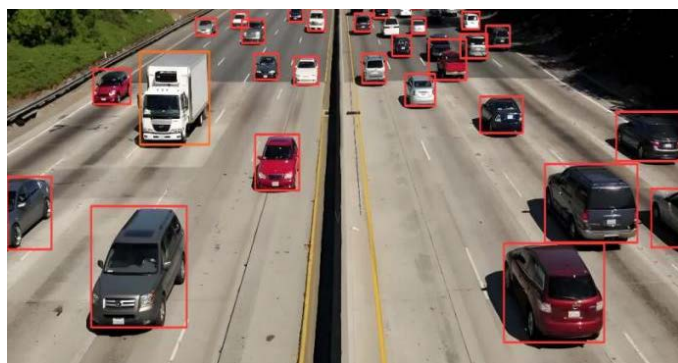
通过 RT-DETR 车辆检测模型训练结束后可得到最优模型, 使用测试集对模型训练结果进行评估, 评估结果见表 1。

**Table 1.** Model evaluation results

**表 1.** 模型评估结果

Model	$R_{mAP} / \%$			$R_{mAP50} / \%$	$P_{Precision} / \%$	$R_{recall} / \%$
	Car	Bus	Truck			
RT-DETR	96.3%	97.1%	96.5%	96.6%	89.1%	94.8%

由表 1 可知, RT-DETR 检测算法的平均精度达到 96.6%, 并且针对每类车辆的平均检测精度均达到了 90% 以上, 训练后的模型具有较高的精度, 可满足实际工程应用。图 6 为实际检测结果, 实线框为检测到的车辆目标, 该算法在视频范围内能够检测到 95% 以上的车辆, 表现出较高的检测精度和鲁棒性。



**Figure 6.** Actual test results

**图 6.** 实际检测结果

## 4. 应用分析

本文选取江苏某段公路不同时间段(早高峰、晚高峰和平峰)的视频进行实验,验证所提出的车辆检测方法在复杂交通条件下的有效性和准确性,实验结果分为两部分,一部分是车辆检测和分类的准确性分析,另一部分是车流量与交通冲突分析。

**Table 2.** Detection accuracy for different categories of vehicles

**表 2.** 针对不同类别车辆的检测准确率

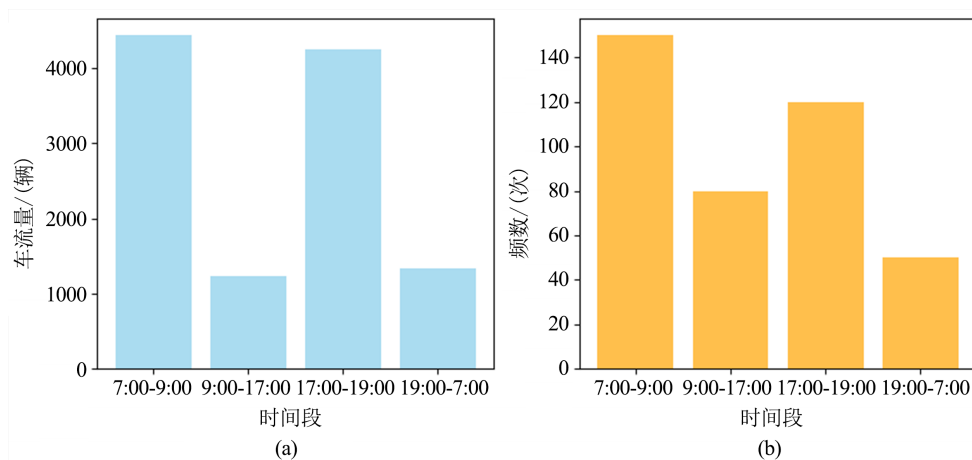
类别	准确率(%)
小汽车(Car)	95.5%
巴士(Bus)	93.0%
卡车(Truck)	90.3%

本研究采用路侧监控视频,其分辨率为  $1920 \times 1080$  像素,帧率为 30 frame/s。表 2 表明针对各类车辆的检测准确率较高,图 7 显示了车辆检测与跟踪结果,可以看出监控视频远端的小目标车辆与近端车辆均被有效识别,被赋予的边界框能够紧密贴合车身轮廓;同时,每辆车均被标注了唯一的车辆编号,且编号在不同的视频帧之间保持一致,可用于追踪车辆在连续帧中的位置变化和运动轨迹。



**Figure 7.** Vehicle tracking results

**图 7.** 车辆跟踪结果



**Figure 8.** Traffic flow and frequency of traffic conflicts at different periods. (a) Traffic volume; (b) Frequency of traffic conflicts

**图 8.** 不同时段的车流量与交通冲突频数。(a) 车流量; (b) 交通冲突频数



通过本文提出的 RT-DETR 目标检测与 BoTSORT 目标跟踪模型,对检测到的车流量和车辆轨迹进行分析,发现车流量与交通冲突频数之间存在正相关性,如图 8 所示。高峰时段(如早晚通勤时段)相较于非高峰时段,车流量平均增长了 237.7%,而交通冲突频数平均增长了 107.7%,这是因为车流量剧增导致车辆安全间距缩小,驾驶员的操作自由度受限,容易发生追尾和侧向冲突。

## 5. 结语

(1) 本文提出了一种基于 RT-DETR 目标检测和 BoT-SORT 目标跟踪算法的交通轨迹提取方法,实验结果表明,RT-DETR 算法经训练后,平均精度达到 96.6%,且能够有效识别并跟踪视频范围内不同远近程度和类别的车辆。

(2) 本研究采用上述方法分析了真实监控视频中的车辆运动轨迹,发现车流高峰时段相较于非高峰时段,交通冲突更加频繁,车流量与交通冲突频数之间具有正相关性。下一步将通过相关性分析,深入研究车流控制对于降低交通冲突风险的定量方法,为车道级交通主动管控提供决策支持。

## 参考文献

- [1] 周伟. 从公路交通发展看高速公路改扩建[J]. 中国公路, 2024(10): 16-21.
- [2] 李汉冰, 徐春阳, 胡超超. 基于 YOLOV3 改进的实时车辆检测方法[J]. 激光与光电子学进展, 2020, 57(10): 332-338.
- [3] 阜远远, 王建平, 张太盛, 等. 基于 YOLOv5s 的车辆实时检测与跟踪研究[J]. 安徽工程大学学报, 2023, 38(1): 26-32.
- [4] 毛昭勇, 王亦晨, 王鑫, 等. 面向高速公路的车辆视频监控分析系统[J]. 西安电子科技大学学报, 2021, 48(5): 178-189.
- [5] 肖永超, 吴训成, 刘康安, 等. 监控视频下的多尺度车辆检测与跟踪[J]. 激光杂志, 2022, 43(1): 39-44.