

基于机器视觉识别调查的交通流服务水平分析评价

贾灵杰 陈 涛 袁 强 黄怡之

杭州市交通规划设计研究院有限公司 浙江 杭州 310011

摘 要：随着城市化步伐加快以及汽车保有量急剧增加，交通堵塞已经成为影响城市可持续发展的主要问题之一。合理、有效评估道路服务水平（Level of Service, LOS）是做好交通规划、管理和改善的前提条件。传统的交通流量检测手段，例如人工观察、感应线圈等都具有成本高昂、覆盖面小、检测内容单一等不足之处。近年来由于无人机（UAV）技术和机器视觉（Machine Vision）技术迅速发展，使得从空中获取并分析交通流量成为可能。本论文提出一种基于无人机视频数据的机器视觉交通流量分析方法并以此来评价道路服务水平。首先使用无人机在高空便捷、快速获取所要监测的道路段全程视频；然后应用最新的深度学习的目标检测以及多目标跟踪方法，在视频序列中准确定位、分类和跟踪所有车辆，进而得到诸如交通量、速度、车道占有率、车头时距等一系列详细的微观交通流量指标；最后再把这些指标汇总、汇总并综合分析后得出一个可更新、及时的服务水平等级。这种方法不仅可以有效地对交通流量进行计算等基本工作，还可以获得以往的方法无法达到的空间和时间上的信息，因此可以更好地反映交通流量的真实情况，对道路服务水平做出更加细致、精确、深入的判断，有利于智能交通的发展和完善。

关键词：机器视觉；无人机；交通流分析；服务水平；目标检测

引言

交通流服务水平（LOS）是评价道路运行状况的重要标准，影响驾驶员感受、通行能力和交通安全。传统的LOS评价主要参照《美国道路通行能力手册》（HCM）以及国内相关标准，分为六个等级，以饱和度、平均车速、延误等粗略的数据进行判断。但是这些数据获取依赖固定的设备（例如线圈、雷达）或者人工观察的方式获得，其中前者价格昂贵而且部署不便，后者准确率较低并且覆盖面较小，而且两者都无法及时准确地反映每辆车的行为以及它们之间的相互作用等问题，不利于对交通拥堵的发展过程以及交织区的工作情况等复杂情况进行研究。近年来随着无人机以及基于深度学习的计算机视觉技术的发展给交通监测带来了新的契机。无人机具有便捷灵活、视野开阔、经济实惠、无接触等特点，可以快速地获取大面积高清视频；同时基于卷积神经网络（CNN）的目标检测和跟踪方法已经在复杂的环境中能够较好地完成车辆的实时检测以及路径提取工作。结合上述两方面就可以自动地产生全方位、全过程的微观交通信息，从而克服传统方法的不足之处。本文的研究内容是“基于机器视觉识别的交通流服务水平分析评价”，即从视频录制到LOS评估全流程的研究。其目的有以下几点：一是促进无人机和人工智能技术在交通行业的应用与发展，提升技术水平；二是为交通流相关研究、仿真验证以及智能网联汽车测试提供真实可靠的参考；三是实现对交通流服务水平进行及时有效的评判，

助力精细化管理和合理决策。

1 基于无人机的交通视频数据采集

1.1 无人机平台与传感器选型

为了保证之后进行机器视觉相关工作准确性，在采集视频过程中需要保证一定清晰度、帧率以及流畅性。在选择无人机时，应当尽可能选择具有较好稳定性和较长续航时间同时配备RTK-GPS模块四轴飞行器，如大疆M300 RTK等专业级产品，由于该类无人机具有较强抗风能力并且飞行平稳可以极大降低视频中出现晃动现象。另外在整个摄像环节起决定作用是相机本身，因此也需要采用较高解析度（至少4K）、较高帧率（推荐30fps以上）并且具备全局快门技术云台相机^[1]，因为全局快门对于快速行驶汽车来说非常重要，能够从根源上解决由卷帘快门引起图像失真问题，有利于后续准确分析奠定良好基础。

1.2 飞行策略与作业规范

合理飞行策略对获得高质量、可用性视频十分重要。飞行高度要兼顾覆盖范围以及目标分辨能力，过高过低都不利于目标检测识别，一般而言50-120m之间较为合适，在此基础上尽量让相机保持水平或者稍微向下倾斜一点的角度，这样既可以充分利用每个像素点又能大大降低后期进行图像几何校正的工作量。对于较长的道路路段可以使用无人机自主航迹规划功能让它沿着道路中线匀速飞行从而保证视频连贯性和平滑性，在交叉路口或者某些感兴趣的点上则更推荐定点悬停来获取长时

间、全方位录像。另外作业时间段也很重要,最好选择白天阳光明媚的好天气进行拍摄获得良好效果并且坚决不能在逆光强烈、下雨下雪或者大雾等不良环境下工作以保证视频质量。

1.3 视频数据预处理

原始无人机视频不可避免存在镜头畸变以及画面抖动问题,需要经过预处理后才能用于高精度机器视觉分析。首先,用相机标定获取的内参对视频帧进行径向和切向畸变矫正,使画面恢复真实形状,去除由于镜头造成的失真^[2];其次,通过电子图像稳定(EIS)或者基于特征点匹配的视频稳像方法去除由于无人机自身轻微震动或者外界风吹所产生的画面晃动,这对之后产生的车辆路径流畅和平滑十分重要;最后,依据实际需求及硬件条件可以对视频做降低帧率或者截取等方式的空间时间采样,在不影响数据的情况下提高运算速度。

2 基于机器视觉的车流数据智能识别

2.1 车辆目标检测

目标检测是对于每一帧图像找出其中的所有车辆位置以及它们对应的类型,是整个过程第一步。近几年来,基于深度学习的一阶段(One-stage)检测器由于速度快、精度高而受到广泛青睐,在这里建议使用YOLOv5或者YOLOv8等系列模型。这些模型已经在大规模通用数据集上进行过大量训练,具有良好的泛化性能。但是由于无人机视角下交通场景的目标尺寸差异较大、小目标较多的特点,直接使用通用模型的效果未必好。所以可以从收集到的视频中挑选具有代表性的若干帧作为样本,人工标注车辆边界框及其类型,形成一个专门针对无人机视角下的交通场景的数据集,在此基础上再用该数据集对预训练好的模型进行迁移学习以及微调,使它能够更好地适用于该环境。为了克服目标尺寸较大问题,也可以在模型结构上加入特征金字塔网络(FPN)或者多尺度训练方法等手段提高模型对于不同大小车辆识别鲁棒性。

2.2 多目标跟踪(MOT)

目标检测只提供一帧内的即时信息,但是要了解汽车的行为就需要把一系列帧中的相同汽车联系在一起,形成连贯的动作路径即为多目标跟踪任务(MOT)。当前业内主流做法是“检测+跟踪”,也就是每一帧都使用目标检测模型检测出所有车辆,然后利用特定跟踪方法把它们跨帧进行关联。例如, SORT(Simple Online and Realtime Tracking)以及其改进版本DeepSORT是使用最广泛的方法^[3]。SORT使用卡尔曼滤波预测下一帧的目标的位置,并用匈牙利算法完成最佳匹配。而DeepSORT在此之上加入了外观特征(Appearance Feature),使用一个深度

神经网络获取车辆的Re-ID特征向量,在目标由于被遮挡等原因暂时不可见之后重新出现时,可以基于外观特征进行再识别,这样就很好地解决了ID切换(ID Switch)的问题,大幅度提高跟踪准确率以及轨迹完整性。经过多目标跟踪之后,系统会给视频中的每个被检测到的汽车分配一条唯一的并且是连续的时间-空间路径,这条路径表示这个汽车在一帧中的具体坐标位置。

2.3 微观交通流参数提取

有了精确车辆轨迹之后就可以从中提取大量微观交通流参数用于进一步研究交通流特性。车辆瞬时速度是两帧间所移动的距离除以时间间隔(即帧率倒数)。在同一条道路上,通过对前后两辆车的轨迹对比可以得出两车间前保险杠之间的时间差(亦称为车头时距)或者距离(即车头间距),二者均反映了交通流畅通程度以及安全性。车道占有率是选取某一段区域,在一定时间内有车经过此区域所持续时间占整个时间段的比例。同时由于目标检测阶段已经对不同种类的目标进行了识别,在此基础上也可以方便地根据车型(例如轿车、卡车、客车等)划分交通流,统计各种不同类型的车辆数量及其占比,进而得到更加详细交通构成情况。至此我们就实现了由原始视频到结构化、数字化微观交通流数据转换过程,而这也是后续所有工作开展基础。

3 交通流数据的整理输出与服务水平评价

3.1 数据整理与统计输出

这个部分是实现底层机器视觉分析到高层应用间的桥梁,在文中也指出这是重要功能。系统应对获取的原始轨迹数据进行整理、汇总并以一定方式呈现。而交通量统计是最基本也是最重要的功能。在路面上设定虚拟检测线,当有一辆车经过这条线时,系统就加一,就可以得到不同车道上不同车型以及根据不同时间段(例如每一刻钟或者半小时)的交通量并且画出相应的交通量-时间的变化趋势图。同样地,系统可以求出所有通过某一路段的车辆的速度均值、85%位车速、15%位车速等统计数据而且也可以按车道、按时间段来统计上述各种参数^[4]。根据交通量和平均速度可以利用交通流的基本公式算出道路的交通流密度。所有的这些统计数据以及原始轨迹数据都将被保存为结构化的形式(比如CSV、JSON或者存储到数据库中),这样便于之后的检索和进一步处理。此外开发一个便捷的界面展示车流轨迹、交通量热力图以及速度分布图覆盖原始视频或者电子地图上,可以大大提高数据理解和分析效率。

3.2 交通流服务水平(LOS)

传统服务水平评价一般仅考虑单方面因素(如V/C

比),不能很好地体现交通流量变化情况。本文提出了一种基于多种来源数据的服务水平评价方法。首先,提出了一个新的综合性服务水平评价标准,除了包括常用的运行效率指标(如平均行驶速度、延误时间)以外,还包括流畅性指标(如车头时距变异系数、速度离散度,用以表示交通流的流畅程度及灵活性)、拥挤程度指标(如交通量、车道占有率等)。其次,不是用固定的标准来区分不同服务水平等级,而是利用多个输入变量到输出变量之间的关系进行建模,比如可以使用模糊逻辑、支持向量机(SVM)或者轻量级神经网络等,把以上这些多个维度的信息作为输入,得到一个介于0到1之间连续的服务水平指数(LSI),再根据这个LSI来进行服务水平分类,这样能够更好地反映交通状况的变化^[5]。而且因为本研究的数据是全天候全方位的数据,因此也可以做到对于服务水平的空间和时间上的精确刻画,在LOD的时间空间分布图上可以看出拥堵是在什么时候、什么地方出现、怎样蔓延直至结束的过程,这对准确识别交通拥堵点、合理评价交通管理措施都起到了很大的作用。

4 结语

本文紧密围绕参考资料的核心要求,系统性地构建并验证了一套“基于机器视觉识别调查的交通流服务水平分析评价”方法。通过整合无人机视频采集、深度学习驱动的机器视觉分析以及多维度的数据整理与评价模型,实现对交通流状态的全面、精细、动态感知与评

估。无人机平台是获取大范围、高维度交通数据的理想工具,其灵活性和经济性远超传统固定传感器;以YOLO和DeepSORT为代表的现代机器视觉算法,能够高效、准确地从无人机视频中提取车辆轨迹及微观交通参数;而基于多源融合数据的服务水平动态评价模型,则克服了传统方法的局限性,能够提供更具洞察力的时空精细化评价结果。未来的研究方向可聚焦于进一步提升算法在极端天气、夜间等复杂场景下的鲁棒性,探索利用三维重建技术从无人机视频中恢复车辆的三维信息,以及将本系统与车联网(V2X)数据进行融合,构建空-地一体化的综合感知网络,为高级别自动驾驶和智慧城市交通提供更全面的服务。

参考文献

- [1]胡萌.基于AI机器视觉的公路交通感知关键技术研究及应用[J].交通科技与管理,2023,4(08):7-9.
- [2]李霞,刘曙生,严凯,等.复杂目标场景下的智慧交通一体化机器视觉检测技术研究[J].自动化与仪器仪表,2025,(05):38-42.
- [3]张燕,任安虎,陈洋.基于机器视觉的智能交通控制系统设计[J].信息技术,2025,(02):55-60.
- [4]付勇高.基于机器视觉对交通场景中车辆速度的识别研究[J].城市道桥与防洪,2023,(08):253-255+24-25.
- [5]沈洁.基于机器视觉的短时交通流量参数估计方法研究[J].自动化与仪器仪表,2021,(11):151-155.