

基于无人机的智慧城市治理综述

曹汉卿¹, 王雨晗², 陈国佳³

(1. 常州市公安局, 江苏 常州 213022; 2. 南京航空航天大学, 江苏 南京 210016; 3. 东南大学, 江苏 南京 210000)

摘要: 现代城市面临日益复杂的动态治理需求, 无人机系统为城市治理提供了全新技术手段。聚焦“感知采集—数据传输—数据处理—应用场景”的治理链条, 系统梳理了无人机赋能城市治理的研究与实践。感知采集层分析了典型传感器性能, 强调多模态融合是提升城市场景识别精度的关键趋势; 数据传输层评述了通信协议与网络路由在城市动态环境下的适应性与挑战; 数据处理层综述了目标检测与跟踪模型, 并探讨了基于边缘计算的本地快速决策机制; 应用场景层以交通监控和治安管理为例, 展示了无人机提升城市动态感知与决策效率的价值。分析表明, 无人机治理模式有效提升了城市智能化水平, 但仍面临多机协同、异构网络融合及复杂环境感知等挑战。未来研究需着力于高效计算、自主决策能力提升及其与城市治理机制的深度协同, 以驱动安全、高效、可持续的智慧城市建设。

关键词: 无人机; 智慧城市; 城市治理技术; 城市交通治理; 城市公共安全

中图分类号: V19; TU99; F562

文献标志码: A

文章编号: 1009-7716(2026)04-0013-12

Review of Smart City Governance Based on Unmanned Aerial Vehicles

CAO Hanqing¹, WANG Yuhang², CHEN Guojia³

(1. Changzhou Municipal Public Security Bureau, Changzhou 213022, China; 2. Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 210016, China; 3. Southeast University, Nanjing 210000, China)

Abstract: Modern cities face increasingly complex and dynamic governance demands, and unmanned aerial vehicle (UAV) systems offer a new technological approach to urban governance. Focusing on the governance chain of “perception acquisition - data transmission - data processing - application scenarios”, the research and practice on UAV-enabled urban governance are systematically sorted out. In the perception acquisition layer, the performance of typical sensors is analyzed, emphasizing that multimodal fusion is a key trend for improving the accuracy of urban scene recognition. In the data transmission layer, the adaptability and challenges of communication protocols and network routing in dynamic urban environments are reviewed. In the data processing layer, the target detection and tracking models are summarized, and a local rapid decision-making mechanism based on edge computing is discussed. In the application scenarios layer, the traffic monitoring and public security management are taken as the examples to demonstrate the value of UAVs in enhancing dynamic perception and decision-making efficiency in cities. The analysis shows that UAV-based governance models effectively improve the level of urban intelligence but still face challenges such as multi-UAV collaboration, heterogeneous network integration and complex environment perception. Future research should focus on the efficient computing, the enhancement of autonomous decision-making capabilities, and the deep coordination with urban governance mechanisms to promote the construction of safe, efficient and sustainable smart cities.

Keywords: unmanned aerial vehicles (UAVs); smart city; urban governance technology; urban traffic management; urban public safety

0 引言

近年来, 中国快速城市化导致了城市人口、交通

需求的持续增长。2012年以来, 中国常住人口城镇化率由53.1%提高至67%, 城镇常住人口达到9.44亿^[1], 同期机动车保有量增长89%, 达到4.5亿辆^[2]。这一系列增长为中国城市治理带来了诸多难题, 如交通压力持续加大, 公共安全与应急响应能力不足、资源调配效率低等。然而, 现有城市治理体系仍高度依赖固定监控设施, 难以动态感知和响应交通流变化、人群聚集及突发事件^[3]。例如, 预设的固定测速摄

收稿日期: 2025-12-08

作者简介: 曹汉卿(1983—), 男, 学士, 从事交通管理与控制、公安信息化技术和应用工作。

通信作者: 陈国佳(1985—), 男, 博士, 正高级工程师, 从事交通规划与设计、基础设施数字孪生技术、低空经济研究工作。

电子信箱: chenguoja@seu.edu.cn

像头覆盖范围有限,无法实时适应交通流变化。虽然人工巡逻可实现动态补充,但其高昂的人力物力成本及滞后响应速度,难以在全城市范围内推广。因此,传统城市治理体系亟需引入降本增效的新技术,以匹配现代化城市的发展需求。

过去10年中,自主系统成为现代城市可持续发展提供了新的治理方案^[4]。其中,小型无人机凭借其检测范围广泛、侦察巡航自主、成本低、部署快等优势,已广泛应用于城市治理的各类场景,如城市交通监测^[5]、公安治理^[6]、应急响应^[7]。此外,我国出台的《中共中央关于进一步全面深化改革、推进中国式现代化的决定》、《“十四五”数字经济发展规划》、《低空经济发展实施方案》等政策文件,也明确强调了无人机在城市治理中的重要性。

现有研究多聚焦于无人机在城市交通治理、城市建筑管理、城市环境监测等特定领域中的应用,缺少对无人机城市治理的系统总结。因此,本文以智慧城市治理的需求与挑战为切入点,对无人机辅助智慧城市治理的流程、技术与应用方向进行系统性总结。

1 智慧城市治理

1.1 现代城市治理需求与框架

现代城市运行系统日益复杂,对城市治理提出了更高的要求与挑战。在交通管理方面,城市路网负载不断加重,迫切需要对流量进行实时监控与控制。在公共治安方面,常规布控覆盖范围有限,部分城市重点区域如城郊边界、地下通道等监控盲区依旧存在,需要更立体、检测范围更广的监控手段。此外,城市区域广阔,监测对象数量庞大,传统治理模式高度依赖人力巡检与静态设施,导致资源消耗大、运行效率低。

为缓解传统治理模式资源消耗高、响应滞后的管理压力,近年来学者们致力于提出高度凝炼的城市治理结构,以推动城市治理的智慧化转型。智慧城市治理框架主要分为感知采集层、数据传输层、数据处理层和智慧应用层四个部分^[8]。首先,感知采集层作为信息入口,负责获取城市运行中交通流量、人群分布、基础设施状态等多源数据;其次,数据传输层则承担着感知数据的稳定传递任务,确保各类信息能够快速、安全地输送至后端系统;然后,数据处理层通过融合、分析和建模感知数据,提取出城市运行的关键状态与潜在风险;最终,智慧应用层将分析成果输出至交通调度、应急响应等实际治理场景,

形成“监测—分析—决策—执行”的闭环框架。



图1 无人机智慧城市治理

1.2 无人机的特点与优势

无人机凭借在感知、传输与处理环节的独特优势,成为支撑城市智能化转型的重要技术手段。在感知采集层,无人机通过多类型传感器,实现多模态感知。无人机具有强机动性和高通达性,可为交通监控、治安巡逻等场景提供更全面、动态的数据支撑。在数据传输层,无人机具备实时采集并回传的能力。在数据处理层,无人机可搭载轻量化计算模块,实现图像识别、目标检测等初步分析,减少数据回传压力、提升响应效率。在智慧应用层中,无人机可借助全覆盖、高灵活和低成本的优势,应用于道路交通监控^[5]、公共治安^[6]等城市治理系统。

1.3 挑战

尽管无人机系统在智慧城市治理中展现出巨大的潜力,但其在大规模部署中仍面临诸多挑战。

1.3.1 感知精度与实时处理

在无人机进行图像识别与目标跟踪时,城市环境下的高密度目标、光照变化、无人机飞行姿态等因素会显著影响识别精度与处理时效。

1.3.2 动态通信与协同

无人机网络的通信结构具有高度动态性与不确定性。具体来讲,在执行任务的过程中,无人机间的节点拓扑结构会因飞行位置、动态变化与环境因素进行持续调整,易导致链路频繁断连,难以保障网络的稳定性。

1.3.3 边缘计算与决策响应

在城市治理任务中,无人机需实时分析多模态影像数据以支持动态场景的即时决策,但现有云端计算模式因通信延迟高、带宽受限,难以满足时效性需求。

针对上述挑战,本文从感知采集、数据传输和数据处理3大环节切入,系统分析无人机智慧城市治

理框架的技术路径与定位,并结合交通监测、公安治理等典型智慧应用场景展开讨论。

2 基于无人机的智慧城市治理框架

2.1 感知采集层

在感知采集层,无人机通过搭载传感器,实时获取影像、热红外等多模态信息,搭建智慧城市治理的数据底座。感知数据的准确性与完整性将直接影响应用层的决策效率与执行精度。

传感器是无人机进行感知采集的核心硬件。因此,本文将简单介绍几种常用的无人机传感器,并描述他们的特点与使用场景(见表1)。

2.1.1 RGB 相机

RGB 相机是无人机平台上最常见的传感器^[9],能够采集可见光波段的二维彩色图像^[10]。该传感器图像分辨率高、设备轻便、成像效果稳定,且适配多种图像识别算法,能够在城市上空快速捕捉高清图像信息^[11]。其获取的数据适用于交通流量监测^[12]、建筑形态提取^[13]、环境变化观测^[14]等城市治理场景。

2.1.2 高光谱相机

高光谱相机比 RGB 相机具备更丰富的光谱通道,能够捕捉人眼不可见的细微光谱差异^[15],适用于物质识别^[16]、环境监测^[17-18]等任务。但小型无人机搭载高光谱系统仍存在一些不足^[19]。首先,射程和宽度有限,无法应用于大规模观测任务;其次,空间分辨率降低,在必要时需降低无人机的飞行高度^[20]。

2.1.3 激光雷达

激光雷达系统通过发射和接收激光束来测量物体到传感器的距离,并扫描区域信息生成点云图^[21]。与 RGB 和高光谱相机相比,激光雷达不受天气和光

线影响,具有更强的穿透能力和测距精度^[22],能够在夜间、阴雨等低能见度条件下作业^[23]。但与此同时,目前可机载激光雷达的价格要高于普通相机,且续航较短,难以满足大规模无人机的城市治理^[24]。

2.1.4 TIR 相机

热红外相机是一种无源遥感技术,其成像能力不依赖可见光,因而在光照不足的复杂场景具有独特优势^[25-27]。此外,与传统遥感平台相比,搭载 TIR 相机的无人机平台具有时空分辨率高、维护成本低等特点^[28],适用于人员与车辆检测^[29]、城市植被监测^[30]等城市治理场景。然而,与 RGB 图像相比,TIR 图像在色彩、纹理等方面信息缺失较多,往往需结合可见光图像或 AI 识别算法进行多模态感知融合,以提升目标识别的准确性^[31]。

2.1.5 混合传感器

混合传感器是上述几种不同类型的传感器的组合,可以同时获取有关观察区域不同属性的信息,适用于突发事件、复杂目标识别等任务。近年来许多无人机飞行平台开发了轻小型的混合传感器,例如 RGB-LiDAR^[32]、RGB-LiDAR-TIR^[33]、LiDAR-TIR-TRS 混合传感器^[34]等。混合传感器突破了单传感器获取信息的局限性,满足了部分特定遥感观测任务的多模态数据同步采集需求。

2.2 数据传输层

2.2.1 通信协议

目前无人机系统中主要采用的通信协议可划分为四大类:无线个人局域网(wireless personal area network, WPAN)、无线局域网(wireless local area network, WLAN)、低功耗广域网(low power wide area network, LPWAN)和蜂窝网络(见表2)^[35]。不同协议

表1 无人机传感器对比表

类型	型号	光谱范围	分辨率	重量	用途
RGB 相机	Sony Alpha 9	~400~700 nm	24.2 MP	~673 g	摄影测量与三维建模、目标检测等
	Nikon D850	~400~700 nm	45.75 MP	~1005 g	
	Share 100 MP Pro	~400~700 nm	102 MP	—	
高光谱相机	ATH9050	400~1 000 nm	2 048×2 048	<4 kg	水体检测、目标识别等 ^[18]
	Nano HP	400~1 000 nm	1 024×1 024	<1.3 kg	
	Rainbow VN	420~1 000 nm	800×600, 640×512	<500 g	
激光雷达	HDL-32E	905 nm	24 万点/s	<2 kg	三维建模、电力巡检等 ^[21]
	YellowScan Mapper+	905 nm	—	1.3 kg	
TIR 相机	FLIR Vue Pro R	7.5~13.5 μm	336×256	92.14~113.40 g	夜间监控、人员识别、表面温度测量等 ^[25-27]
	Workswell WIRIS Pro	7.5~13.5 μm	640×512, 1 280×1 024	<450 g	
混合传感器	DJI L1	rgb, 905 nm	相机: 20 MP;	(930±10) g	行人检测、植被监测、三维建模等
	DJI Zenmuse H20N	rgb, 8~14 μm, 905 nm	相机: 2 MP+4 MP; TIR 相机: 640×512	(878±5) g	

在数据传输速率、覆盖范围等方面呈现出明显差异，影响着无人机在城市环境中执行任务的能力^[36]。

表2 通信协议对比表

类型	技术	速率	频段(带宽)	覆盖范围
WPAN	Bluetooth 4.0	24 Mbps	2.4 GHz	80~100 m
WLAN	WiFi b/g/n/ac	11 M~1.3 Gbps	2.4/5 GHz	~250 m
LPWAN ^[37-38]	LoRaWAN	0.29~50 kbps	433/868/915 MHz	5 km 城市/45 km 农村
	NB-IoT	~250 kbps	700~900 MHz	1.5 km 城市/40 km 农村
蜂窝网络	5G	10 Gbps	Sub-6 GHz/mmWave (6~100 GHz)	0.5~2 km (依频段)

WPAN 协议功耗低、连接快速,主要用于近距离设备互联,适用于无人机编队间短距离控制^[39]。WLAN 中的 WIFI 是商用无人机中最常见的通信方式,可高速率传播数据,适用于视频图象等大数据量回传任务。但其功耗高、抗干扰能力不稳定的特点限制了其在复杂城市或远程任务中的应用^[40]。

蜂窝网络正逐步成为支撑智能无人机任务的核心通信基础。5G 的低时延、高带宽和网络切片优势,使其能够实现高频次控制指令下达、高清视频流回传^[41-42]。如 Verma 等^[43]构建了基于 5G 与区块链融合的无人机疫苗配送体系,验证了其在城市公共卫生应急中的高效调度能力。此外,无人机还可搭载轻型小基站,充当中继节点,协助地面通信网络恢复^[44-45]。

2.2.2 路由协议

在无人机网络的通信场景中,许多学者尝试借用移动自组织网络中的经典路由协议。但这些协议最初是面向低速、相对稳定的地面节点设计的,难以适应无人机网络中频繁拓扑变化、链路中断与能耗敏感等复杂需求^[36, 46-47]。为此,当前学术界通常将无人机路由协议划分为静态协议、主动协议、反应式协议、混合协议和地理协议(见表3)。

2.2.2.1 静态协议与主动协议

静态路由协议主要用于低动态需求或高延迟容忍型任务,无法满足多无人机动态协同作业需求。因此,OLSR^[48-49]、DSDV^[50]等主动路由协议开始被引入到无人机通信网络中。这类协议将路由信息存储在网络节点中,并在网络拓扑结构变化时,以广播方式更新所有节点路由表。但这种全局性广播更新机制伴随着较大的控制开销,如带宽消耗。

2.2.2.2 反应式协议

为克服上述问题,按需响应的反应式路由协议应运而生。DSR 采用源路由机制,虽减少了控制开销,却面临路由稳定性不足与维护成本高的问题^[51]。因此,AODV 采用逐跳路径存储机制以降低维护成

表3 路由协议对比表

协议类型	协议名	适用类型	在无人机网络中的应用问题说明
静态协议	LCAD	—	使用固定表,无法适应动态拓扑
	MLHR	—	投递延迟
主动协议	OLSR、GSR、FSR	低动态、高密度网络、稳定性好、拓扑变化可控场景	路由开销高
	DSDV	拓扑变化不频繁的网络	周期性更新,路由开销高
反应式协议	DSR	节点少、低速的无人机场景	需预知完整路径,不适应动态网络
	AODV	中等规模、动态拓扑无人机网络	路由发现延迟低,但链路故障将触发重建,开销增加;网络规模扩展时,路由表也增大
混合协议	ZRP	跨区域、多层次无人机网络	区域间流量可能拥堵;区域半径难确定,复杂度高
	TORA	高度动态拓扑网络	可能产生临时无效结果,复杂度高
地理协议	GFG	在节点密集、位置准确的无人机网络中传输效率较高	计算开销大;依赖 GPS;切换机制不稳定
	RGR	中动态拓扑;具有能耗优势	路径稳定性受限于定位精度;贪婪转发容易陷入局部最小点
	GLSR	稠密、稳定分布的无人机网络	构建空间生成树开销大;拓扑维护复杂
	GDSTR-3D	规划性高的场景	假设网络静态,难以适应动态变化

本,但导致路由发现速度下降^[52]。后续研究引入分簇机制缩小洪泛范围,提升了路由发现效率^[53],然而该机制在大规模高频通信中的路由重构能力仍显不足^[54]。

2.2.2.3 混合协议

混合路由协议融合了主动与反应式机制^[55],兼顾了拓扑维护能力与通信效率。ZRP 为每架无人机划定一个相互重叠的通信区域。其中,区域内采用主动路由方式,区域间采用反应式路由。但区域划分策略较为复杂,导致节点频繁移动时出现边界模

糊问题。TORA 是一种高度灵活的按需路由协议,适用于多跳网络^[56]。TORA 通过局部化控制,使每个节点仅维护邻居信息,保证其在拓扑频繁变化时仍能高效运行^[57]。

2.2.2.4 地理协议

地理路由协议利用节点位置进行实时无状态转发,无维护开销。二维地理协议如 Greedy-Face-Greedy 等结合贪婪转发与面路由机制,解决了局部最小陷阱问题,但在三维空间中易发生路径中断^[58]。

因此三维扩展协议应运而生,如 RGR^[59]、GLSR^[60]、GDSTR-3D^[61]与 P-OLSR^[62]。

2.3 数据处理层

2.3.1 目标检测

城市治理需精准识别并定位影像中的行人、车辆等城市治理对象,因此高精度目标检测是重要先决条件。

卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)凭借其优异的语义建模能力,已被广泛使用(见图2)。

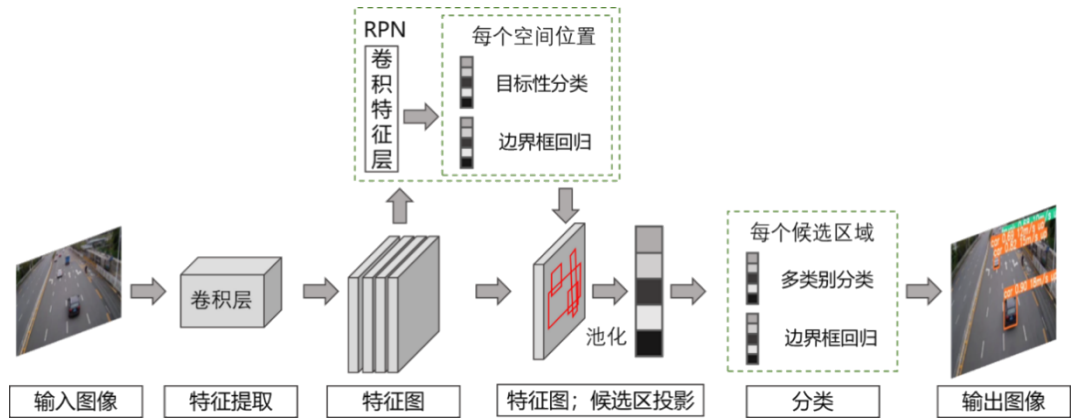


图2 目标检测流程图

2.3.1.1 目标检测精度

无人机城市遥感图像的目标常呈现尺度差异大、分布密集等特点^[63]。无人机高空俯拍图的低目标占比显著加大了目标检测难度。YOLO 系列是该领域的代表性检测器^[64],可在单次传播时定位并分类目标。但 YOLO 早期版本存在特征下采集过度、难以捕捉细粒度目标的问题^[63]。因此,部分研究从网络结构上对 YOLO 进行了扩展^[65]。Li^[66]在 YOLOv3 的基础上提出了 ISPDM 模型,结合图像空间金字塔与集成决策机制,提升了对多尺度车辆的检测一致性水平。YOLOv5^[67]在城市交通图像中的车辆识别任务中的精度可达 90% 以上。此外,YOLO-GCC^[68]、YOLO-SAM 等^[69]结通过引入非对称卷积与全局上下文注意力机制,增强了模型对复杂背景中不同尺寸目标的响应能力,并在城市交通场景中展现出更高的鲁棒性与精度。

在多尺度检测方法中,除了基于 YOLO 框架的结构扩展外,SSD^[70]系列也展现出良好的适应性。Li 等^[71]引入尺度感知特征层与异常值感知非极大值抑制机制,提出 SSP-SSD 模型,显著提升目标的识别精度。在此基础上,EfficientDet 系列^[72]融合 SSD 与特征金字塔结构(Feature Pyramid Network, FPN),使用 BiFPN 加权多层特征融合,在提升精度的同时保持了

模型的紧凑性。三阶段检测算法、ISPDM 等^[71],通过结合图像裁剪、尺度预测与集成决策策略,提升检测稳定性。

为提升模型泛化能力,部分研究探索了融合深度特征与传统手工特征的方法。Zhang 等^[73]结合 FPN 与可变形卷积增强模型对目标形变与视角变化的适应性,在 VisDrone 等^[74]数据集中取得良好效果。部分研究通过优化锚框尺寸、引入深浅特征融合策略等^[75-76]方式,进一步提高了中小目标的检测召回率。这类方法虽计算开销相对较大,但在复杂城市背景下表现出较强的稳定性与判别能力。Le 等^[77]提出将 Inception-ResNet-v2 迁移特征与多种经典图像特征(如 HoG、LBP、BoVW)相融合。Inception-ResNet-v2 能捕捉图像的全局语义信息,而 HoG、LBP 等传统描述子则擅长保留局部边缘与纹理细节,尤其在小尺寸目标边界模糊或样本稀缺的场景中具有补充作用。该复合方案结合了深度网络的表达能力与传统方法的局部敏感性,能有效提升模型在小目标密集区域的检测判别力,并缓解因样本不足导致的过拟合问题。

2.3.1.2 遮挡与视角变形

在城市复杂环境中,无人机遥感图像常受建筑、车辆等遮挡物干扰,导致目标的边界模糊与特征提

取困难,降低了模型的检测精度与稳定性。Adaimi等^[78]创新性提出了ButterflyDetector框架及“蝴蝶场”机制。该机制摒弃了传统锚框的尺寸与形状限制,通过动态编码目标特征与其尺度的空间关联信息,实现了对目标关键结构的鲁棒感知。这使得框架能够有效处理大范围物体比例、视角波动及遮挡情况,显著提升了模型应对不同拍摄角度下目标形变与姿态差异的能力。Wang等^[76]基于Faster R-CNN构建改进架构,采用ResNet-101作为主干网络,引入FPN增强浅层细节表达,提升了被遮挡小目标的识别能力。此外,RAFPN^[79]模型在Faster R-CNN框架下引入渐进式跨层残差融合路径,并在浅层增加细节增强模块,以提升对遮挡与尺度不均目标的感知能力。

2.3.2 目标跟踪

无人机目标跟踪主要关注目标外观特征的变化,多用于通过航拍视频持续识别城市交通场景下的车辆目标。现有方法主要分为相关滤波类方法(CF)、基于深度学习的跟踪方法和融合Transformer等先进结构的混合跟踪方法^[80]。

CF类方法以其高效的傅里叶域运算实现快速实时更新,是早期无人机平台实时跟踪的首选方法。在此基础上,学者围绕遮挡处理、背景抑制与时空建模等问题对CF方法进行了扩展^[81-82]。为解决背景干扰带来的响应图漂移问题,Lin等^[83]改进了BACF^[84]算法,融合颜色与边缘特征以增强目标表征,并引导跟踪器聚焦显著区域。为增强模型对外观变化的适应能力,Fu等^[85]引入时间正则化策略,利用一致性约束进行滤波器更新。为提高模型快速变化与长时序目标的跟踪能力,研究^[86-88]多采用时序自适应正则化,动态调整历史滤波权重。为增强模型复杂场景的适应力,尺度自适应与残差建模机制^[89]被引入。

随着深度神经网络在计算机视觉中的广泛应用,学者开始尝试将端到端的特征学习机制引入目标跟踪任务。SiamFC^[90]通过孪生卷积网络学习模板图与搜索图的相似性函数,实现快速匹配跟踪。Cao等^[91]在SiamFC上引入注意力机制,设计了双分支特征融合结构,增强了对多尺度目标的实时辨别能力。Wang等^[92]提出SiamADT算法,结合注意力机制与可变形特征融合机制,提升了复杂场景下的目标跟踪能力。Hu等^[93]进一步提出了SiamHSFT算法,强化了上下层信息建模能力,展现出更强的跟踪稳定性。

相较于传统CNN,Transformer凭借强大的全局建模能力,可有效捕捉长距离依赖关系,显著提升对遮

挡、多目标干扰及目标形变的处理能力^[94]。范晓雨等^[95]提出MFTPT算法,通结合FPN与池化Transformer结构,实现多层次特征融合,提升无人机场景下尺度变化与遮挡条件下的目标跟踪性能。Sun等^[96]利用多帧特征进行长时序建模,有效提升持续遮挡情况下的目标动态恢复能力。Cao等^[97]进一步设计了通过深度低分辨率特征桥接高低语义信息的分层特征转换器,显著强化小目标表征能力。Cao等^[98]提出了自适应时间的编码器-解码器框架,融合多帧特征,实现了更稳健的时序感知能力。Li等^[99]引入残差结构与滤波机制的融合策略,进一步提升了模型对尺度变化的适应性和训练收敛速度。

2.3.3 边缘智能

无人机边缘智能是指将计算资源与AI算法部署于无人机平台,实现对机载传感器数据的实时本地处理与智能决策。相较于依赖云端集中计算的模式,边缘计算支持无人机在端侧完成目标检测、跟踪及任务决策^[100]。目前,由于硬件平台算力限制,轻量化CNN结构更易部署于移动/嵌入式平台^[101]。

为缓解算力需求压力,学者们针对轻量化结构展开了研究^[102]。轻量化CNN的MobileNet系列^[103]将常规卷积操作拆分为低维度的特征提取与组合,大幅降低了复杂度与运算量。其后续版本MobileNetV2^[104]引入了线性瓶颈和倒残差结构,在提升表达能力的同时压缩了特征通道数量,MobileNetV3^[105]进一步结合注意力机制与网络结构搜索,使得模型在资源受限设备上依旧能保持较好的性能。肖选杰等^[106]融合YOLOv4-Tiny与改进KCF算法,构建轻量化“低慢小”目标检测跟踪系统(支持单目标)。Zhang等^[67]优化YOLOv5的网络结构与数据增强方式,提升了车辆检测在边缘平台的轻量化与实时性。王金磊等^[107]通过跨层特征融合策略,增强嵌入式系统中小目标的检测与跟踪连续性。

3 无人机城市治理应用场景

3.1 道路交通监控系统应用

在智慧城市治理框架下,道路交通监控系统正由静态、被动的摄像采集向空中动态监控演进。当前研究聚焦于无人机与视觉算法、深度学习融合,构建灵活、高效、智能的交通监控平台,为道路交通动态管理提供了技术支持。

首先,在道路交通状态的实时识别与拥堵监测方面,无人机展现出极强的时空适应能力。Jian等

人^[108]开发了聚焦交通整体状态判断的无人机视频监测系统,实现高密度、快速道路路段的评估。Hossain等人^[109]提出多无人机协同采集系统,为用户提供最少车辆路径建议。在车辆行为识别与安全感知方面,Salvo等^[110]基于无人机航拍视频提取无信号交叉口的车辆轨迹数据,通过分析驾驶者间隙接受行为,构建了行为安全预判模型。Khan等^[111]在此基础上构建了一套用于信号化交叉口的车辆流态分析系统,基于无人机轨迹数据对速度、密度和流量等关键参数进行提取与建模,并结合时空图和基本流图分析队列长度、排队耗散时间等性能指标。此后,Khan^[112]等基于无人机视频估算环形交叉口OD矩阵及车流量,分析临界间隙值,评估交通服务水平。Hao等^[113]基于无人机图像构建深度置信网络,融合交通行为参数与车辆/驾驶人属性,精准识别激进变道行为,在保障预测精度的同时扩展了驾驶监控的应用场景。Ahmed等^[114]通过量化绿灯期间摩托车流出率,揭示插队行为对异构交通通行效率的影响机制,为复杂交通场景建模提供了重要参考。

此外,多研究通过无人机航拍视频实现车辆连续跟踪与轨迹恢复,突破单帧识别局限^[113]。Coifman等^[115]最早从实践角度验证了无人机在停车场利用率监测、十字路口拥堵识别等方面的能力。后续研究在此基础上发展出多种车辆轨迹重建方法,用于分析信号响应、冲击波传播等动态过程。Shirazi等提出一套深度视觉跟踪系统,集成目标检测与光流法进行路口监控,评估显示系统在车辆跟踪与交通测量方面表现良好。DeFrias等^[116]开发了融合语义神经网络的无人机监控系统,集成车辆检测、2D定位及车际信息传播等功能,验证了其在城市复杂车流环境下的可行性。Garcia-Aunon等^[117]设计多无人机协同行为算法框架,兼具可扩展性与跨区域协同能力,为未来大规模无人机交通监控系统应用提供了技术基础。

在智慧城市道路交通监控的平台构建中^[118-119],Beg等^[120]设计了空地一体化监控平台,集成多旋翼无人机、无线通信与CNN识别模块,实现违章检测、交通事故识别等功能。系统通过Wi-Fi回传数据,支持图形界面与任务自动调度,有效覆盖传统监控死角,具备良好的实用性与部署灵活性。Moshayedi等^[121]进一步提出低空执法平台,能够在0.7~3.0 m的低空高度下实现高精度车速估算与分类识别。平台配备可视化界面与倾斜摄像系统,支持目标选定、预

警发布与轨迹管理,适用于学校、医院、交通交叉口等动态复杂场景。此外,Wan等^[119]构建了多层级交通应急协同系统,将空中无人机、地面机器人与固定传感器网络整合为统一的数据感知与响应体系。无人机负责高空态势感知与现场图像回传,机器人进行现场处置,传感器提供背景监测支持,三者由中央智能体调控联动运行,具备高适配性与强自治能力,特别适用于突发事件、高密度交通区域与反恐场景的应急管理。

目前,无人机技术已应用于道路交通监控系统,形成了多种场景平台化的部署模式。在城市交通管理方面,杭州“信号灯杆+无人机机巢”系统,通过在交通信号灯杆上集成搭载大疆M30T等无人机机巢,实现无人值守调度、自主充电续航及固定航线巡航等功能。目前,该系统已在杭州奥体中心、钱塘江沿岸等核心区域常态化运行,为城市交通管理与应急响应提供全天候立体化监测支持。在事故快速处理方面,大疆无人机交通事故勘查系统^[122]整合了多旋翼无人机、智图建模软件与标准化绘图终端,实现事故现场的全自动航拍、智能测距及三维场景重建,显著缩短事故高发区域的取证处置时间。在高速公路运行维护方面,蜂巢航宇智能无人机高速巡检系统^[123]通过模块化无人机场与多旋翼无人机集群部署,建立全自动化巡航体系,实时识别路面破损等隐患及违法停车现象。该系统已在G36南京段、兰州南收费站等路段应用,单日覆盖里程达780公里,巡检效率较人工提升8倍,大幅提升路网安全性与管理效能。

3.2 公共治安系统应用

无人机在加强城市公安治理、治安响应方面具有较大的潜力。在公安治理上,无人机可实时监控公共空间、识别潜在威胁和跟踪罪犯;在治安响应上,无人机可以快速评估损失、开展搜索和救援行动。

在智慧城市公安治理的无人机智能感知领域^[124],Surinta等^[125]用Haar级联与MMOD-CNN网络进行最大边距目标检测,能够在城市公共空间中快速完成人员身份识别与小目标追踪,为治安巡逻和嫌疑人定位提供高效技术支持。Wang等^[126]聚焦夜间执法的图像可视化问题,融合HTC与BM3D算法显著提升了低光照条件下的图像清晰度和行人检测精度,有效强化夜间交通疏导、案件勘查等场景的执法感知能力与安全性。陶德汉等^[127]通过群体聚集活动研究构建“空地一体”联防机制,实现人群密度

监测、风险人员识别与应急引导的快速闭环响应,为动态秩序维护提供关键技术支撑。

在平台建设方面,侯智文^[128]提出了一种面向公安实战需求的“公安民用无人机管控系统”设计方案,聚焦非法“黑飞”行为的识别与处置,构建了集目标识别、轨迹监测、违规预警与指挥调度于一体的系统架构。该方案融合北斗/GPS双模定位、ADS-B接收、雷达探测与视频分析等多源感知技术,并结合GIS空间管理与轨迹预测算法,实现对敏感空域飞行活动的可视化监控与风险评估。虽然该系统仍处于研究与验证阶段,但其技术路径为未来公安低空安全平台建设提供了有益借鉴,尤其在主动感知、任务联动与快速处置等方面具有现实指导意义。Wan等^[119]设计的多层级应急协同系统,将无人机、地面机器人、传感器网络整合为统一的数据感知与响应体系。

在实践层面,地方公安积极推动“低空警务”体系构建。甘肃公安针对复杂地形场景,将无人机部署于山区搜救^[129]、边境巡逻^[130]与非法矿采查处等任务中,有效弥补传统警力在覆盖范围、响应速度上的局限。深圳公安打造了警用无人机云控平台(依托“深穹”无人机管控系统和警用无人机调度指挥平台)^[131],整合5G-A通信、AI识别、北斗定位与GIS技术,形成覆盖280余条航线的云端集控体系,实现无人机任务派发、轨迹监测、图像回传及异常预警等全流程管理。该平台通过图像增强提升夜间执法效能,广泛应用于校园安保、交通事故快处及失联人员搜救等场景,形成了“空中巡查—云端研判—快速处置”的闭环作战机制,显著增强了城市复杂环境下的动态管控能力。

4 结 语

无人机技术为现代城市治理注入了新的活力。本文系统回顾了无人机在智慧城市治理中的关键作用,从技术实现到典型应用,全面展示了这一领域的研究全貌。借助无人机的高机动性和智能化能力,城市管理在交通监控、治安巡逻等方面的效率和精度都得以显著提升。然而,当前的研究与实践仍存在一些亟待突破的瓶颈:例如,面对超大规模的无人机集群协同作业,如何确保通信网络的稳定与安全;在数据层面,如何进一步提高无人机感知算法对复杂城市环境中多目标、强遮挡情况下的鲁棒性;以及在管理层面,如何完善低空空域监管和隐私保护等

制度,消除无人机大规模应用的后顾之忧。

未来研究需在以下方向持续推进:首先,提升智能算法与硬件融合,发展面向复杂城市场景(尤其是密集交通流)的高效、鲁棒目标感知与自主决策模型,增强边缘计算平台的实时处理能力;其次,突破协同与通信瓶颈,探索基于群体智能的多机协同优化策略,设计适应城市动态环境的高可靠、低延迟通信组网方案;最后,推动技术治理融合,构建无人机系统与城市治理平台(如交通管理平台、应急指挥平台、治安防控平台)的深度集成框架,制定标准化的低空运行规程与安全管理体系。唯有协同推进技术创新与治理机制优化,方能充分释放无人机在城市治理中的潜能,为构建安全、高效、可持续的智慧城市,特别是智慧交通体系建设提供关键使能技术支撑。

参考文献:

- [1] 新华社.住房和城乡建设部:我国常住人口城镇化率达67%,9.4亿人生活在城镇[EB/OL]. (2025-05-20)[2025-07-05]. <https://www.chinanews.com.cn/cj/2025/05-20/10418608.shtml>.
- [2] 公安部交通管理局.全国机动车保有量达4.53亿辆[EB/OL]. (2025-01-18)[2025-07-05]. <https://www.mps.gov.cn/n2254314/n6409334/c9939035/content.html>.
- [3] 中华人民共和国国家发展和改革委员会.国家中长期科学和技术发展规划纲要(2006—2020年)[EB/OL]. (2006-09-06)[2025-07-05]. https://www.gov.cn/gongbao/content/2006/content_240244.htm.
- [4] CHEN X, HU W, YU J, et al. Evolutionary City: Towards a Flexible, Agile and Symbiotic System[J]. arXiv preprint arXiv: 2311.14690, 2023.
- [5] 大疆行业应用.多地高速公路引入大疆机场,多场景综合应用守护“大动脉”[EB/OL].(2025.05.21)[2025-07-03]. <https://enterprise.dji.com/cn/news/detail/dji-dock-traffic-patrol>.
- [6] 人民公安报.推动无人机深度应用 提升公安机关新质战斗力内蒙古乌海构建“空地一体”智慧警务新模式[EB/OL]. (2025-6-10)[2025-07-05]. <https://www.mps.gov.cn/n2255079/n4242954/n4841045/n4841074/c10105141/content.html>.
- [7] Sharma A, Singh P K, Kumar Y. An integrated fire detection system using IoT and image processing technique for smart cities[J]. Sustainable Cities and Society, 2020, 61:102332.
- [8] SILVA N B, KHAN M, HAN K. Towards sustainable smart cities: A review of trends, architectures, components, and open challenges in smart cities[J]. Sustainable Cities and Society, 2018, 38:697-713.
- [9] YAO H, QIN R, CHEN X. Unmanned aerial vehicle for remote sensing applications—A review[J]. Remote Sensing, 2019, 11(12): 1443.
- [10] JIANG S, JIANG W, WANG L. Unmanned aerial vehicle-based photogrammetric 3D mapping: A survey of techniques, applications, and challenges[J]. IEEE Geoscience and Remote Sensing Magazine, 2021, 10(2): 135-171.
- [11] LIU W, QUIJANO K, CRAWFORD M M. YOLOv5-Tassel: Detecting tassels in RGB UAV imagery with improved YOLOv5 based on transfer learning[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth

- Observations and Remote Sensing, 2022, 15: 8085–8094.
- [12] SPETH S, et al. Deep learning with RGB and thermal images onboard a drone for monitoring operations[J]. Journal of Field Robotics, 2022, 39(6): 840–868.
- [13] NSIAH A R, MANTEY S, ZIGGAH Y Y. Assessing the contribution of RGB VIs in improving building extraction from RGB-UAV images[J]. Mersin Photogrammetry Journal, 2024, 6(1): 9–21.
- [14] JIANG X, GAO M, GAO Z. A novel index to detect green-tide using UAV-based RGB imagery[J]. Estuarine, Coastal and Shelf Science, 2020, 245:106943.
- [15] ZHANG Y, SAZZAD T M, SONG Y, et al. Cost-efficient Active Illumination Camera For Hyper-spectral Reconstruction[J]. arXiv preprint arXiv: 2406.19560, 2024.
- [16] BHARGAVA A, et al. Hyperspectral imaging and its applications: A review[J]. Heliyon, 2024, 10(12).
- [17] TOLENTINO V, et al. Drone-based VNIR – SWIR hyperspectral imaging for environmental monitoring of a uranium legacy mine site[J]. Drones, 2025, 9(4): 313.
- [18] STUART B M, MCGONIGLE A J, WILLMOTT J R. Hyperspectral imaging in environmental monitoring: A review of recent developments and technological advances in compact field deployable systems[J]. Sensors, 2019, 19(14): 3071.
- [19] KOERTING F, ASADZADEH S, HILDEBRAND J C, et al. VNIR–SWIR imaging spectroscopy for mining: insights for hyperspectral drone applications[J]. Mining, 2024, 4(4): 1013–1057.
- [20] ZHAO X, et al. A review of hyperspectral image classification based on graph neural networks[J]. Artificial Intelligence Review, 2025, 58(6): 172.
- [21] LUO K, et al. 3D point cloud-based place recognition: a survey[J]. Artificial Intelligence Review, 2024, 57(4): 83.
- [22] DREISSIG M, SCHEUBLE D, PIEWAK F, et al. Survey on lidar perception in adverse weather conditions[C]//2023 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). IEEE, 2023: 1–8.
- [23] GUAN S, ZHU Z, WANG G. A review on UAV-based remote sensing technologies for construction and civil applications[J]. Drones, 2022, 6(5): 117.
- [24] KAMARULZAMAN M, MARLIZA A, et al. UAV implementations in urban planning and related sectors of rapidly developing nations: A review and future perspectives for Malaysia[J]. Remote Sensing, 2023, 15(11): 2845.
- [25] PAGACZ S, WITCZUK J. Estimating ground surface visibility on thermal images from drone wildlife surveys in forests[J]. Ecological Informatics, 2023, 78:102379.
- [26] KAKIUCHI R, TRAN D T, LEE J. Evaluation of human behaviour detection and interaction with information projection for drone-based night-time security[J]. Drones, 2023, 7(5): 307.
- [27] CHOUTRI K, et al. Fire detection and geo-localization using UAV's aerial images and YOLO-based models[J]. Applied Sciences, 2023, 13(20): 11548.
- [28] MELIS M T, et al. Thermal remote sensing from UAVs: a review on methods in coastal cliffs prone to landslides[J]. Remote Sensing, 2020, 12: 1971.
- [29] GASZCZAK A, BRECKON T P, HAN J. Real-time people and vehicle detection from UAV imagery[C]//Intelligent Robots and Computer Vision XXVIII: Algorithms and Techniques. Bellingham, WA: SPIE, 2011: 71–83.
- [30] LEE G, et al. Vegetation classification in urban areas by combining UAV-based NDVI and thermal infrared image[J]. Applied Sciences, 2022, 13(1): 515.
- [31] JIANG C, et al. M2FNet: Multi-modal fusion network for object detection from visible and thermal infrared images[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2024, 130: 103918.
- [32] ELAMIN A, EL-RABBANY A. UAV-based multi-sensor data fusion for urban land cover mapping using a deep convolutional neural network[J]. Remote Sensing, 2022, 14(17): 4298.
- [33] BULTMANN S, QUENZEL J, BEHNKE S. Real-time multi-modal semantic fusion on unmanned aerial vehicles with label propagation for cross-domain adaptation[J]. Robotics and Autonomous Systems, 2023, 159: 104286.
- [34] BRENNER M, et al. RGB-D and thermal sensor fusion: A systematic literature review[J]. IEEE Access, 2023, 11: 82410–82442.
- [35] GARG T, et al. Drones as a service (DaaS) for 5G networks and blockchain-assisted IoT-based smart city infrastructure[J]. Cluster Computing, 2024, 27(7): 8725–8788.
- [36] XU H, et al. A survey on UAV applications in smart city management: Challenges, advances, and opportunities[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2023, 16: 8982–9010.
- [37] ZHANG M, LI X. Drone-enabled Internet-of-Things relay for environmental monitoring in remote areas without public networks[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2020, 7(8): 7648–7662.
- [38] CASTELLANOS G, et al. System assessment of WUSN using NB-IoT UAV-aided networks in potato crops[J]. IEEE Access, 2020, 8: 56823–56836.
- [39] SINEGLAZOV V M, DASKAL E V. Unmanned aerial vehicle navigation system based on IEEE 802.15.4 standard radiounits[C]//2017 IEEE 4th International Conference Actual Problems of Unmanned Aerial Vehicles Developments (APUAVD). Kyiv, Ukraine: IEEE, 2017: 241–244.
- [40] AHMED Z, et al. Power-Efficient UAV positioning and resource allocation in UAV-assisted wireless networks for video streaming with fairness consideration[J]. Drones, 2025, 9(5): 356.
- [41] DIN S, PAUL A, REHMAN A. 5G-enabled Hierarchical architecture for software-defined intelligent transportation system[J]. Computer Networks, 2019, 150: 81–89.
- [42] KOUMARAS H, et al. 5G-enabled UAVs with command and control software component at the edge for supporting energy efficient opportunistic networks[J]. Energies, 2021, 14(5): 1480.
- [43] VERMA A, et al. VaCoChain: Blockchain-based 5G-assisted UAV vaccine distribution scheme for future pandemics[J]. IEEE Journal of Biomedical and Health Informatics, 2021, 26(5): 1997–2007.
- [44] DUONG Q T, et al. UAV caching in 6G networks: A Survey on models, techniques, and applications[J]. Physical Communication, 2022, 51: 101532.
- [45] 姜宇, 张其增, 彭旭. 5G通信无人机在应急通信中的部署优化研

- 究[C]//中国指挥与控制学会.第十三届中国指挥控制大会论文集(下册).长沙:国防科技大学信息通信学院,2025:400-406.
- [46] SELIM M I, et al. MANET Routing Protocols' Performance Assessment Under Dynamic Network Conditions[J]. Applied Sciences, 2025, 15(6): 2891.
- [47] ROMERO C A T, et al. FANET and MANET, a Support and Composition Relationship[J]. Computers, Materials & Continua, 2025, 82(2).
- [48] 姚玉坤,张本俊,任丽丹.基于OLSR协议的无人机自组网多径路由策略[J].计算机应用研究,2022,39(10):3114-3118.
- [49] DONG S Y. Optimization of OLSR routing protocol in UAV Ad Hoc network[C]//2016 13th International Computer Conference on Wavelet Active Media Technology and Information Processing (ICCWAMTIP). Chengdu, China: IEEE, 2016: 90-94.
- [50] AHMED G, et al. Performance Evaluation of Three Routing Protocols for Drone Communication Networks[J]. Arabian Journal for Science and Engineering, 2024, 49(9): 13149-13161.
- [51] TU T V, VU P D N. Destination sequenced distance vector routing taking into account signal to noise for flying ad hoc network[J]. Vietnam Journal of Science and Technology, 2024, 62(4): 787-797.
- [52] PERKINS C, BELDING-ROYER E, DAS S. RFC3561: Ad hoc on-demand distance vector (AODV) routing[S]. 2003.
- [53] WAQAS A, et al. A method to reduce route discovery cost of UAV ad hoc network[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2023, 2023(1): 1578273.
- [54] ALMANSOR J M, et al. Routing protocols strategies for flying Ad-Hoc network (FANET): review, taxonomy, and open research issues[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 109: 553-577.
- [55] WANG C, et al. Efficient aerial data collection with UAV in large-scale wireless sensor networks[J]. International Journal of Distributed Sensor Networks, 2015, 11(11): 286080.
- [56] ALKHATIEB A, FELEMBAN E, NASEER A. Performance evaluation of ad-hoc routing protocols in (FANETs) [C]//2020 IEEE Wireless Communications and Networking Conference Workshops (WCNCW). Piscataway, NJ: IEEE, 2020: 1-6.
- [57] SUN C, et al. HQA: Hybrid Q-Learning and AODV Multi-Path Routing Algorithm for Flying Ad-Hoc Networks[J]. Vehicular Communications, 2025: 100947.
- [58] DHALL R, DHONGDI S. Review of protocol stack development of flying ad-hoc networks for disaster monitoring applications[J]. Archives of Computational Methods in Engineering, 2023, 30(1):37-68.
- [59] SHIRANI R, et al. On the delay of reactive-greedy-reactive routing in unmanned aeronautical ad-hoc networks[J]. Procedia Computer Science, 2012, 10:535-542.
- [60] MEDINA D, et al. A geographic routing strategy for north atlantic in-flight internet access via airborne mesh networking[J]. IEEE/ACM Transactions on Networking, 2011, 20(4): 1231-1244.
- [61] SUNDARAMOORTHY P S. Practical 3D geographic routing for wireless sensor networks[D]. 2010.
- [62] WHEEB H A, et al. Performance evaluation of standard and modified OLSR protocols for uncoordinated UAV ad-hoc networks in search and rescue environments[J]. Electronics, 2023, 12(6): 1334.
- [63] BISIO I, et al. A systematic review of drone based road traffic monitoring system[J]. IEEE Access, 2022, 10:101537-101555.
- [64] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, FARHADI A. You only look once: Unified, real-time object detection[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 779-788.
- [65] ACATAY O, SOMMER L W, SCHUMANN A, BEYERER J. Comprehensive evaluation of deep learning based detection methods for vehicle detection in aerial imagery[C]//2018 15th IEEE International Conference on Advanced Video and Signal Based Surveillance (AVSS). Auckland, New Zealand: IEEE, 2018: 1-6.
- [66] LI X, LI X. Robust vehicle detection in aerial images based on image spatial pyramid pooling model[C]//2019 IEEE 4th International Conference on Advanced Robotics and Mechatronics (ICARM). IEEE, 2019.
- [67] ZHANG C. Car detection algorithm in urban based on YOLOv5[J]. Applied and Computational Engineering, 2024, 88: 244-250.
- [68] XIA K, et al. Global contextual attention augmented YOLO with ConvMixer prediction heads for PCB surface defect detection[J]. Scientific Reports, 2023, 13(1): 9805.
- [69] MANSOORI M, et al. Self-Prompting Polyp Segmentation in Colonoscopy Using Hybrid YOLO-SAM2 Model[C]//2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). Hyderabad, India: IEEE, 2025: 1-5.
- [70] LIU W, et al. SSD: Single Shot MultiBox Detector[C]//Computer Vision - ECCV 2016. Cham: Springer, 2016: 21-37.
- [71] LI X, LI X, PAN H. Multi-scale vehicle detection in high-resolution aerial images with context information[J]. IEEE Access, 2020, 8: 208643-208657.
- [72] TAN M, PANG R, LE Q V. EfficientDet: Scalable and Efficient Object Detection[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA: IEEE, 2020: 10781-10790.
- [73] ZHANG X, IZQUIERDO E, CHANDRAMOULI K. Dense and small object detection in UAV vision based on cascade network[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision Workshops (ICCVW). Seoul, Korea (South): IEEE, 2019: 118-126.
- [74] CAO Y, et al. VisDrone-DET2021: The Vision Meets Drone Object Detection Challenge Results[C]//Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV) Workshops. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2021: 2847-2854..
- [75] HE K, et al. Deep Residual Learning for Image Recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2016: 770-778.
- [76] WANG M, et al. Research on Vehicle Detection Based on Faster R-CNN for UAV Images[C]//IGARSS 2020—2020 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium. Waikoloa, Hawaii, USA: IEEE, 2020: 1177-1180.
- [77] LE X, et al. Combining Deep and Handcrafted Image Features for Vehicle Classification in Drone Imagery[C]//2018 Digital Image Computing: Techniques and Applications (DICTA 2018). Canberra, Australia: IEEE, 2018: 1-6.
- [78] ADAIMI G, KREISS S, ALAHI A. Perceiving traffic from aerial images [J]. arXiv preprint arXiv: 2009.07611, 2020.

- [79] CHEN Z, et al. R-AFPN: a residual asymptotic feature pyramid network for UAV aerial photography of small targets[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 1–15.
- [80] SUN N, et al. Moving target tracking by unmanned aerial vehicle: A survey and taxonomy[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2024.
- [81] HENRIQUES F J, et al. High-speed tracking with kernelized correlation filters[J]. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2014, 37(3): 583–596.
- [82] LIU Y, et al. A novel real-time moving target tracking and path planning system for a quadrotor UAV in unknown unstructured outdoor scenes[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics: Systems, 2018, 49(11): 2362–2372.
- [83] LIN B, et al. Robust correlation tracking for UAV with feature integration and response map enhancement[J]. Remote Sensing, 2022, 14(16): 4073.
- [84] HUANG Z, et al. Learning aberrance repressed correlation filters for real-time UAV tracking[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). Seoul, Korea (South): IEEE/CVF, 2019: 2891–2900.
- [85] FU C, et al. Disruptor-aware interval-based response inconsistency for correlation filters in real-time aerial tracking[J]. IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, 2020, 59(8): 6301–6313.
- [86] DANELLIJAN M, et al. Learning spatially regularized correlation filters for visual tracking[C]//2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV). Santiago, Chile: IEEE Computer Society, 2015: 4310–4318.
- [87] LI Y, et al. AutoTrack: Towards high-performance visual tracking for UAV with automatic spatio-temporal regularization[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Seattle, WA, USA: IEEE/CVF, 2020: 11923–11932.
- [88] DENG C, et al. Learning dynamic spatial-temporal regularization for UAV object tracking[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 28: 1230–1234.
- [89] ZHANG F, et al. Perceiving temporal environment for correlation filters in real-time UAV tracking[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2021, 29: 6–10.
- [90] BERTINETTO L, et al. Fully-convolutional siamese networks for object tracking[C]//Computer Vision – ECCV 2016 Workshops. Amsterdam, The Netherlands: Springer, 2016: 850–865.
- [91] CAO Z, et al. SiamAPN++: Siamese attentional aggregation network for real-time UAV tracking[C]//2021 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). Prague, Czech Republic: IEEE, 2021: 3086–3092.
- [92] WANG F, et al. Siamadt: siamese attention and deformable features fusion network for visual object tracking[J]. Neural Processing Letters, 2023, 55(6): 7933–7950.
- [93] HU X, et al. SiamHSFT: A Siamese Network-Based Tracker with Hierarchical Sparse Fusion and Transformer for UAV Tracking[J]. Sensors, 2023, 23(21): 8666.
- [94] SUN N, et al. Transformer-based moving target tracking method for unmanned aerial vehicle[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 116: 105483.
- [95] 范晓雨,刘明华,李文静.无人机场景下多层次特征变换的池化Transformer跟踪算法[J].小型微型计算机系统,2025,46(11): 2578–2585.
- [96] SUN N, et al. Transformer-based moving target tracking method for unmanned aerial vehicle[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2022, 116: 105483.
- [97] CAO Z, et al. HiFT: Hierarchical Feature Transformer for Aerial Tracking[C]// Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. Montreal, QC, Canada: IEEE, 2021: 15457–15466.
- [98] CAO Z, et al. TCTrack: Temporal Contexts for Aerial Tracking[C]// 2022 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). New Orleans, LA, USA: IEEE, 2022: 14798–14808.
- [99] LI S, et al. Learning residue-aware correlation filters and refining scale for real-time uav tracking[J]. Pattern Recognition, 2022, 127: 108614.
- [100] MCENROE P, WANG S, LIYANAGE M. A survey on the convergence of edge computing and AI for UAVs: Opportunities and challenges[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2022, 9(17): 15435–15459.
- [101] 李佳一.基于边缘智能的无人机目标检测与跟踪算法研究[D].西安:西安工业大学,2024.
- [102] IANDOLA F N, HAN S, MOSKEWICZ M W, et al. SqueezeNet: AlexNet-level accuracy with 50x fewer parameters and< 0.5 MB model size[J]. arXiv preprint arXiv: 1602.07360, 2016.
- [103] HOWARD A G, ZHU M, CHEN B, et al. Mobilenets: Efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[J]. arXiv preprint arXiv: 1704.04861, 2017.
- [104] SANDLER M, et al. MobileNetV2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]//2018 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). Salt Lake City, UT, USA: IEEE/CVF, 2018: 4510–4520.
- [105] YANG Y, HAN J. Real-Time object detector based MobileNetV3 for UAV applications[J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(12): 18709–18725.
- [106] 肖选杰,张浩天,艾剑良.空中“低慢小”目标检测跟踪算法的应用研究[J].复旦学报(自然科学版),2023,62(5): 605–614.
- [107] 王金磊,魏同权,邓亮,等.车载手部小目标运动跟踪算法研究[J].传感器与微系统,2023,42(8): 65–68+77.
- [108] JIAN L, et al. Combining unmanned aerial vehicles with artificial-intelligence technology for traffic-congestion recognition: electronic eyes in the skies to spot clogged roads[J]. IEEE Consumer Electronics Magazine, 2019, 8(3): 81–86.
- [109] HOSSAIN M, et al. A UAV-Based Traffic Monitoring System for Smart Cities[C]//2019 International Conference on Sustainable Technologies for Industry 4.0 (STI). Dhaka, Bangladesh: IEEE, 2019: 1–6.
- [110] SALVO G, CARUSO L, SCORDO A. Gap acceptance analysis in an urban intersection through a video acquired by an UAV[C]//Recent Advances in Civil Engineering and Mechanics. Florence: WSEAS Press, 2014: 199–205.
- [111] KHAN A R, et al. Unmanned aerial vehicle-based traffic analysis: A

- case study for shockwave identification and flow parameters estimation at signalized intersections[J]. Remote Sensing, 2018, 10 (3): 458.
- [112] KHAN A R, et al. Unmanned aerial vehicle-based traffic analysis: A case study to analyze traffic streams at urban roundabouts[J]. Procedia Computer Science, 2018, 130: 636–643.
- [113] HAO Y, et al. Aggressive lane-change analysis closing to intersection based on UAV video and deep learning[C]//2019 5th International Conference on Transportation Information and Safety (ICTIS). Liverpool, UK: IEEE, 2019: 496–502.
- [114] AHMED A, et al. Examining queue-jumping phenomenon in heterogeneous traffic stream at signalized intersection using UAV-based data[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2021, 25: 93–108.
- [115] COIFMAN B, et al. Surface Transportation Surveillance from Unmanned Aerial Vehicles[C]//Transportation Research Board 83rd Annual Meeting Compendium of Papers CD-ROM (January 11–15, 2004. Washington, DC, USA: Transportation Research Board, 2004: 1–9.
- [116] DE FRÍAS C J, et al. Intelligent cooperative system for traffic monitoring in smart cities[C]//2020 IEEE Intelligent Vehicles Symposium (IV). Las Vegas, NV, USA: IEEE, 2020: 33–38.
- [117] GARCIA-AUNON P, ROLDÁN J J, BARRIENTOS A. Monitoring traffic in future cities with aerial swarms: Developing and optimizing a behavior-based surveillance algorithm[J]. Cognitive Systems Research, 2019, 54: 273–286.
- [118] SHIRAZI M S, et al. Application of unmanned aerial vehicles in smart cities using computer vision techniques[C]//2020 IEEE International Smart Cities Conference (ISC2). IEEE, 2020.
- [119] WAN S, et al. To smart city: Public safety network design for emergency[J]. IEEE Access, 2017, 6: 1451–1460.
- [120] BEG A, et al. UAV-enabled intelligent traffic policing and emergency response handling system for the smart city[J]. Personal and Ubiquitous Computing, 2021, 25(1): 33–50.
- [121] MOSHAYEDI J A, et al. A secure traffic police remote sensing approach via a deep learning-based low-altitude vehicle speed detector through uavs in smart cities: Algorithm, implementation and evaluation[J]. Future Transportation, 2023, 3(1): 189–209.
- [122] 大疆创新. 自动飞行, 快速建模[EB/OL]. (2020-03-19)[2025-07-03]. <https://enterprise-insights.dji.com/cn/blog/rapid-modeling-to-assist-traffic-police-in-law-enforcement/>.
- [123] 网易号. 蜂巢航空无人机“智能”技术 助推高速公路“智慧”升级[EB/OL]. (2022-08-12)[2025-07-03]. <https://www.163.com/dy/article/HEIJ231G051490CK.html>.
- [124] TARIQ R, et al. DronAID: A Smart Human Detection Drone for Rescue[C]//2018 15th International Conference on Smart Cities: Improving Quality of Life Using ICT & IoT (HONET-ICT). Islamabad, Pakistan: IEEE, 2018: 33–37.
- [125] SURINTA O, KHRUAHONG S. Tracking People and Objects with an Autonomous Unmanned Aerial Vehicle using Face and Color Detection[C]//2019 Joint International Conference on Digital Arts, Media and Technology with ECTI Northern Section Conference on Electrical, Electronics, Computer and Telecommunications Engineering (ECTI DAMT-NCON). Nan, Thailand: IEEE, 2019: 206–210.
- [126] WANG, Weijiang, AL E. Low-illumination image enhancement for night-time UAV pedestrian detection. [J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2020, 17(8): 5208–5217.
- [127] 陶德汉, 张勇. 群众自发性聚集活动安保中警用无人机的实战应用[J]. 科技与创新, 2024(21): 167–169; 172.
- [128] 侯智文. 公安民用无人机管控系统的设计与实现[D]. 北京: 中国人民公安大学, 2019.
- [129] 公安部新闻宣传中心. 29名民辅警组成的联合搜救组向这片被称为“死亡之海”的无人区进发[EB/OL]. (2025 04 02)[2025 07 03]. http://www.chinapeace.gov.cn/chinapeace/c100064/2025-04/02/content_12776504.shtml.
- [130] 天水市人民政府. 高位推动抓落实·多方协同强执行[EB/OL]. (2024.11.11)[2025 07 03]. <https://www.tianshui.gov.cn/zrzy/info/1832/508642.htm>.
- [131] 戚金城. 自动起降、自动巡飞! 深圳智慧警用无人机来了[EB/OL]. (2024 10 15)[2025 07 03]. <https://www.dutenews.com/n/article/8455671>.