

基于 PLCnext 平台的无人机交通监控系统设计与实现^{*}

秦 栋¹ 任晓明¹ 叶 舟¹ 陈 坚²

(1.上海电机学院电气学院 上海 200240;2.上海交通大学电子信息与电气工程学院 上海 200240)

摘 要: 为了提高交通监控的效率,特别是在固定式道路摄像头视角有限的情况下,提出了一种基于 PLCnext 平台的无人机交通监控系统。该系统结合 YOLOv9 深度学习方法,控制两台配备摄像头的无人机与 PLCnext 平台协同,提供更广泛的视野覆盖范围和灵活的监控能力,实现对交通车辆的实时监控。为提高航拍图像中低分辨率场景下的检测精度,提出了 YOLOv9s-SPDADown-LSK 模型。该模型通过引入 SPD 层,增强对图像细节特征的保留,使用 ADown 模块优化下采样过程,并在骨干网络中融入 LSK 注意力机制,以强化特征提取能力。实验结果表明,系统在图像处理的延迟约为 80 ms,改进后的模型在 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别达到了 96.3% 和 82.7%,检测准确率为 97.2%,有效减少了误检和漏检,证明了系统的可行性和算法的有效性。

关键词: PLCnext 控制系统;无人机;交通监控;YOLOv9 算法;目标检测;深度学习;注意力机制

中图分类号: TP391.4;TN919.5 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.6

Design and implementation of a drone-based traffic monitoring system using the PLCnext platform

Qin Dong¹ Ren Xiaoming¹ Ye Zhou¹ Chen Jian²

(1. School of Electrical Engineering, Shanghai Dianji University, Shanghai 200240, China; 2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: To improve traffic monitoring efficiency, particularly in situations where the field of view of fixed road cameras is limited, a drone-based traffic monitoring system using the PLCnext platform is proposed. This system integrates YOLOv9 deep learning technology, enabling two UAVs equipped with cameras to cooperate with the PLCnext platform. This collaboration provides broader coverage and more flexible monitoring capabilities for real-time vehicle surveillance. To enhance detection accuracy in low-resolution aerial images, a new model, YOLOv9s-SPDADown-LSK, is introduced. The model utilizes a SPD layer to improve image detail retention, optimizes the downsampling process with the ADown module, and incorporates the LSK attention mechanism in the backbone network to enhance feature extraction. Experimental results indicate that the system achieves an image processing delay of approximately 80 ms, with the modified model reaching mAP@0.5 and mAP@0.5:0.95 values of 96.3% and 82.7%, respectively. The detection accuracy stands at 97.2%, significantly reducing false positives and false negatives, thereby validating the system's feasibility and the effectiveness of the proposed algorithm.

Keywords: PLCnext control system; drone; traffic monitoring; YOLOv9 algorithm; object detection; deep learning; attention mechanism

0 引 言

随着社会与经济的高速发展,我国的机动车数量不断增加,交通管理与监管面临着巨大的压力。传统交通监管

方式大多依赖于路口安装固定摄像头来进行车辆检测,这种方式虽然广泛使用,但存在明显的局限性。首先,固定摄像头拍摄角度是有限的,无法覆盖较大的监控区域;其次,如果要扩大监控范围,必须增加摄像头的数量,导致高昂的

安装和维护成本^[1]。为了解决这些问题,采用无人机技术作为一种新兴的交通监控工具^[2],因其独特的优势逐渐获得了越来越多的关注。无人机具有结构简单、成本低廉、飞行灵活、隐蔽性高等优点^[3],被广泛应用于交通管理、电力巡检、资源遥感、地理测绘等多个行业和领域。相比传统固定摄像头,无人机部署便捷、维护成本低廉、灵活度高,在交通流量监测、突发事故处理等具有显著的优势,无人机操作人员可通过改变无人机位置获得所需要的视野,并且通过内置快捷飞行控制功能,让没有经过培训的交通监管人员也能轻松的使用无人机。文献[4]和[5]分别展示了无人机和告警灯或喊话器的结合以提高交通监管能力的方案,相比之下通过无人机搭配摄像头进行监管,拍摄角度更灵活,可拓展性和采集车辆信息的能力更强。然而,在无人机地面目标检测领域,因视角特性,图像细节易缺失。同时,由于成像面与目标间存在较大距离,导致目标在像素数量上占比较小^[6-7],分辨率也相对较低,而且存在被其他物体部分遮挡的可能,极易出现漏检和误检的情况。

近年来,计算机视觉技术,尤其是目标检测技术,凭借其高效和高精度的特点,已广泛应用于自动驾驶、农业、工业检测和航空等领域^[8]。YOLO(you only look once)算法因其速度快、精度高的特点,在实时交通监控系统中得到了广泛的应用,能够快速识别并定位交通中的目标,特别适用于高速公路和城市交通流量的监控^[9]。董一兵等^[10]提出了LMUAV-YOLOv8算法,通过多尺度特征融合及特征提取模块的改进,提高了无人机目标检测的精度并减少了漏检和误检,但模型结构变得复杂,导致计算速度较慢。敬辉等^[11]提出了基于YOLOv5框架的车辆检测算法,采用新型轻量化注意力机制和多尺度特征检测层,提高了小目标的检测精度,但对漏检率的改善一般。翁俊辉等^[12]提出CS-YOLOv5s模型,结合小目标检测器、跨尺度特征融合以及SPDConv(space-to-depth convolution)模块,提高了模型对密集分布目标的检测能力,但检测的精度较低。梁秀满等^[13]通过可变形卷积、LSK(large selective kernel)注意力机制和WioU(wise intersection over union)损失函数提升小目标检测精度。

上述文献通常采用轻量化和注意力机制方法改善小目标的检测效果。然而,轻量化算法虽然能提升计算速度,但是对检测的精度提升不明显;注意力机制能够使得在复杂背景下更有效地提取目标特征,但会导致计算量大幅增加。并且在极端环境下,特别是在低光照和高密度交通场景中,检测精度也面临挑战^[14-15]。为了解决这些问题,提出一种改进的YOLOv9模型,引入SPDConv替换原模型的普通卷积模块,使用ADown模块替换普通下采样Conv,并在骨干网络中添加LSK注意力机制。改进后的YOLO模型在低光照和复杂交通环境下的目标检测表现显著提升,尤其在小目标和低分辨率图像中具备更强的识别能力。

在实际应用中,交通监控系统还面临着更多的挑战,对

于无人机航拍目标检测的研究中,大都止步于改善检测效果,未进行数据实时处理并传输,从而将无人机的高机动性和目标检测技术的高效性充分结合。因此需要有效地将这些技术改进与系统的实时数据处理、模块化管理及灵活响应能力结合。PLCnext平台作为一种开放式、模块化的工业控制平台,凭借其强大的实时数据处理能力和灵活的编程环境,为无人机交通监控系统提供了强有力的技术支持。首先,PLCnext平台支持多种编程语言^[16],为系统的个性化定制和灵活扩展提供了极大的便利。其次,PLCnext平台具备的强大实时数据处理能力使得无人机与监控系统之间的协同工作更加紧密。另外,PLCnext平台的云连接功能为数据的实时共享和远程处理提供了重要保障。文献[17]展示了PLCnext平台在高速公路隧道系统中的应用,证明了该平台在智能交通监控中的巨大潜力。

针对上述问题,本文提出了一种基于PLCnext平台的无人机交通监控系统,结合了无人机的高机动性、YOLOv9算法的精准检测能力以及PLCnext平台的实时处理数据优势,能够更加高效、灵活地进行城市交通监控。相比于传统的摄像头监控系统,基于无人机的监控系统不仅能够提供更灵活的视角,扩展监控范围,还能够有效地提高交通信息的采集能力,尤其在低光照和高密度交通等复杂环境下,依然能够保持较高的检测精度和响应速度。

1 系统设计

1.1 无人机设计

无人机是整个交通监控系统实现的基础,而四旋翼无人机具有较强的机动性和灵活性,能够在空间有限的环境中稳定悬停,因此非常适用于交通监控等需要灵活调整视角的任务^[18]。

为应对不同监控场景的需求,系统搭建了两架不同尺寸的无人机,以提高适应性和稳定性。系统拓扑结构如图1所示,主要由飞行控制系统、姿态测量系统和通信系统等模块组成^[19]。

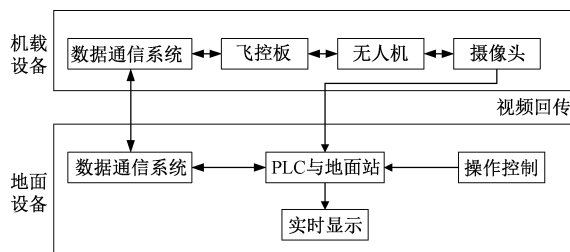


图1 交通监控系统拓扑图

Fig.1 Traffic monitoring system topology

1) 飞行控制系统

飞行控制系统是无人机的核心模块,负责处理来自传感器、GPS和控制端的信号,并生成相应的控制指令以完成飞行动作^[20]。采用STM32F407芯片作为控制核心,支

持 Keil 开发环境与 J-Link 硬件仿真,确保高实时性和稳定性。关键硬件参数如表 1 所示。

表 1 飞控主要硬件参数

传感器名称	型号
惯性传感器(加速度计、陀螺仪)	BMI088
磁场传感器(磁力计)	IST8310/QMC6310
气压传感器(气压高度)	SPL06

飞控程序使用 PID 多环串级控制,姿态测量数据通过 PID 控制器结算后将目前姿态与目标姿态的差值转换为电机控制量,通过姿态环、高度环等共同控制,实现无人机的稳定飞行。以图 2 为例,在控制俯仰角变化时需保证空间位置,因此增加外环 PID 控制,同时添加了角速度反馈以使控制更加平稳。此外飞控程序还预留了应用程序开发(application programming interface, API)接口,可通过通信系统外部调用飞控程序进行一键起飞、降落、执行飞行任务等,大大方便了无人机操控人员。

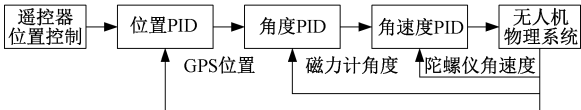


图 2 俯仰角方向控制结构

Fig. 2 Pitch angle directional control structure

2) 姿态测量系统

姿态测量系统包括加速度计、陀螺仪、磁力计和光流传感器,用于实时监测无人机的加速度、角速度、方向和飞行稳定性。此系统能够在不同环境下,尤其是低光条件下,提供稳定的飞行数据。

3) 通信系统

通信系统通过 RF 2.4 G 模块实现双向数据传输,支持实时控制和监控数据传输。通信协议在设计时采用了和校验与附加校验,设计的通信协议确保数据准确性并减少传输错误,同时在飞行控制系统中预留了程序接口,通过功能触发帧可调用预留的飞行程序,在 PLCnext 平台的人机界面(human machine interface, HMI)中设计了多个飞行指令,监管人员可通过 HMI 界面轻松操控无人机飞行,提高了系统整体的可靠性。遥控信息传输模块用于实时调整无人机的飞行姿态和轨迹。

1.2 PLCnext 平台设计

地面站系统由 PC 和 PLCnext 平台共同构成,其中德国菲尼克斯公司的 PLCnext 平台是系统的核心组成部分,兼具 PLC 的稳定性和高度的开放性、可拓展性。该平台包括 AXCF 2152 控制器和 TC ROUTER 3002 T-4G 路由器,支持 Python、C 语言等多种编程语言,能够将控制器中的相关数据传输到 Proficloud 云端中,保障交通监控系统

的高效化与智慧化。PLCnext 平台如图 3 所示。

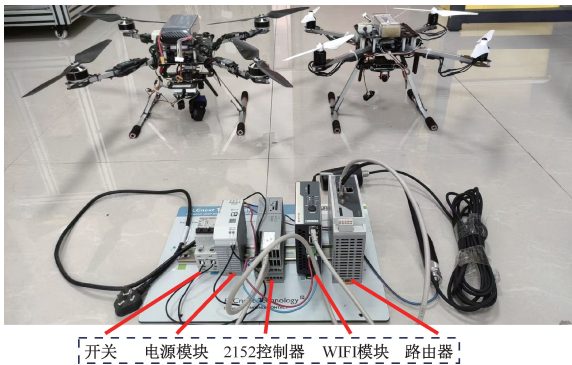


图 3 PLCnext 平台

Fig. 3 PLCnext platform

为实现实时监控与精准控制,地面站系统通过 Python 程序解析无人机传输的飞行数据(如姿态角、高度、电池电压等),并将欧拉角格式数据转换为实际的姿态角,实时更新飞行状态。系统支持将数据保存为 CSV 文件,方便后期分析。通过 PyPlcnextRsc Python 库,数据传输至 PLC 控制器进行姿态控制与反馈,控制器的 HMI 界面用于显示无人机实时状态并提供一键起飞功能,确保操作简便安全。此外,系统还通过 TC ROUTER 3002 T-4G 路由器将数据传输至 Proficloud 云端,实现远程监控和调度。

PLCnext 平台的开放性和多语言支持提升了系统的扩展性与兼容性;结合 YOLO 算法,系统能够在复杂环境中高效识别和追踪目标,显著提高监控精度;云端连接与数据传输功能确保了远程监控和数据分析的可靠性,进一步提升了系统的智能化和管理能力。

1.3 系统工作流程

系统通过无人机搭载摄像头,实时传输采集的图像和位置信息至地面站。地面站基于 PLCnext 平台接收并处理这些数据,包括位置信息、角度数据和图像。利用 YOLOv9 目标检测算法,地面站对图像进行实时分析,准确识别图像中的车辆,并提取关键交通数据,如车辆数量等,辅助交通流量分析与管理。该系统流程如图 4 所示。

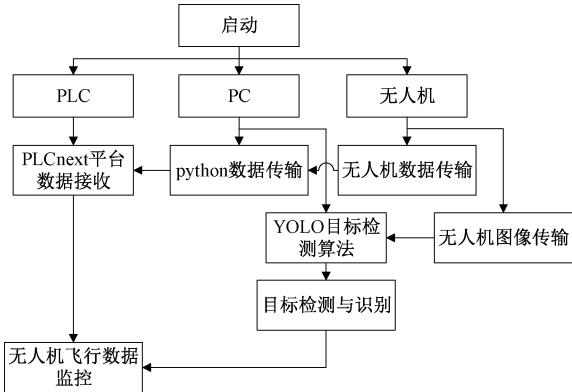


图 4 工作流程

Fig. 4 Work flow

2 YOLOv9 模型及改进

2.1 YOLOv9 算法

YOLOv9 算法通过创新的设计优化了目标检测的精度和速度,特别适用于对实时性要求较高的交通监控系统^[21]。其网络结构引入可编程梯度信息(programmable gradient information, PGI)和高效层聚合网络(generalized efficient layer aggregation network, GELAN)优化目标检测的精度和速度^[22]。

其中,PGI 方法通过主支路、辅助可逆支路和多级辅助信息 3 部分协同工作,解决了深度神经网络中的梯度传递问题,增强了训练稳定性,提升了模型的性能^[14]。PGI 网络结构如图 5 所示。

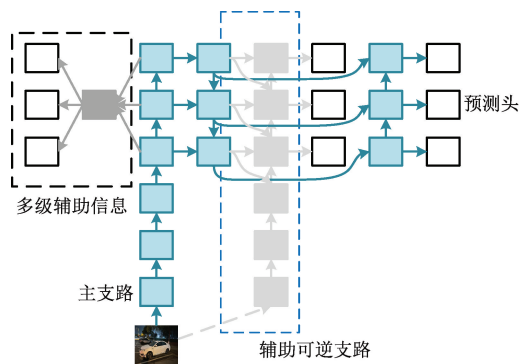


图 5 PGI 网络结构

Fig. 5 PGI network structure

此外,轻量级的 GELAN 网络结构采用动态调整的层间连接策略^[23],优化了信息流的传递,减少了计算复杂度,并加速了推理过程,从而在保证高精度的同时提高了目标检测的效率^[24]。GELAN 模型的结构示意如图 6 所示。

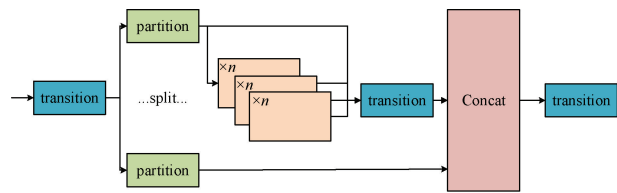


图 6 GELAN 网络结构

Fig. 6 GELAN network structure

2.2 YOLOv9 算法改进

为解决航拍图像检测精度低的问题,以 YOLOv9s 为基线进行 3 部分改进,分别为将 SPDCConv 替换原模型的普通卷积模块、ADown 替换普通下采样 Conv、在骨干网络中添加 LSK 注意力机制。

1) SPDCConv 模块

在无人机交通监控系统的应用场景中,采用 YOLOv9 进行车辆检测时会遇到一些实际问题。由于无人机高空飞行时,车辆目标在图像中显得较小,导致检测效果不佳。此外,输入数据经过卷积和特征提取后,往往会丢失大量细节

信息,影响最终的检测准确性。

为了解决上述问题,引入 SPDCConv 模块来替换原模型中的标准卷积模块。SPDCConv 的结构如图 7 所示,由一个空间到深度(SPD)层和一个非步长卷积(Conv)层组成^[24]。

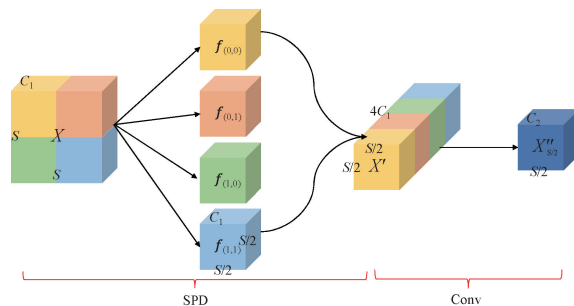


图 7 SPDCConv 结构

Fig. 7 SPDCConv structure

SPD 层用于对输入图像 X 进行空间压缩,并生成 4 个大小相同的子特征图,如式(1)~(4)所示。

$$f_{(0,0)} = X[0:S:scale, 0:S:scale] \quad (1)$$

$$f_{(1,0)} = X[1:S:scale, 0:S:scale] \quad (2)$$

$$f_{(0,1)} = X[0:S:scale, 1:S:scale] \quad (3)$$

$$f_{(1,1)} = X[scale-1:S:scale, 0:scale-1:S:scale] \quad (4)$$

接下来沿着通道维度合并划分的子特征图,得到中间特征图 X' ,通道维度增加为 $4C_1$,空间维度减少一半为 $S/2$,有效增加了通道维度中的特征信息。

考虑到卷积步长(stride)大于 1 时可能造成信息丢失,因此 SPD 后续采用了 1×1 非步长卷积,以保留通道维度中的细节特征并进一步提取关键特征。将 SPDCConv 模块应用于 YOLOv9,尽管略微增加了计算量,但对于目标密集、特征简单的交通场景而言,这种方法可显著提升检测性能。

2) ADown 模块

传统卷积层在下采样时虽然有效,但可能导致信息丢失,尤其在小目标检测中更为明显。为提升检测精度,设计了轻量化的 ADown 模块,替换 SPDCConv 中的普通卷积,改进特征提取过程中的信息保留效果。

ADown 模块结合最大池化(max pooling)和平均池化(average pooling)^[14],通过 1×1 卷积进一步提取不同尺度的特征信息。其多分支结构平衡了空间维度的缩减和特征完整性^[10];平均池化压缩特征图,最大池化保留局部显著特征,卷积则获取上下文信息。最后,两条路径的特征图在通道维度上融合输出,既降低了计算复杂度,又增强了特征表达能力。ADown 结构如图 8 所示。

ADown 模块提升了模型性能,并减少了卷积操作对空间信息的丢失,提供更稳定的特征表示。

3) LSK 模块

在 YOLOv9 的骨干网络中引入 LSK 注意力机制^[25],

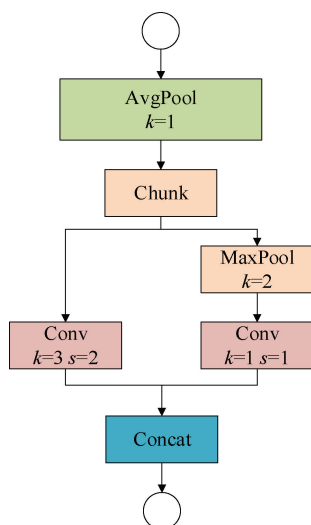


图 8 ADown 结构

Fig. 8 ADown structure

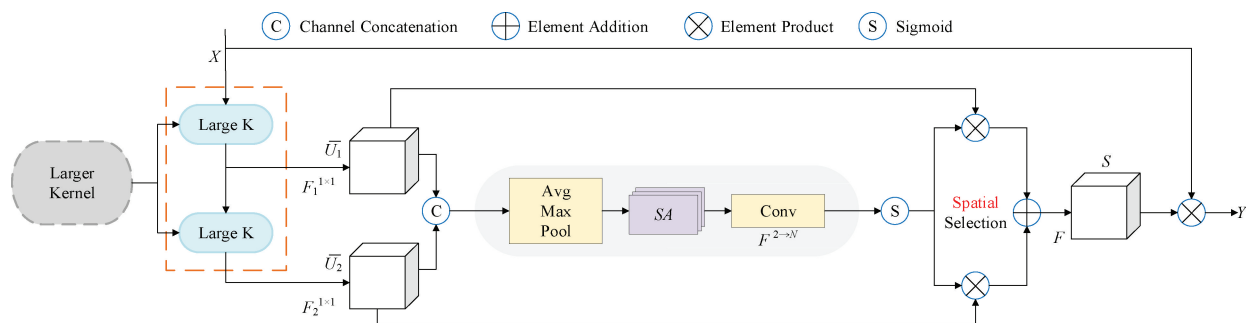


图 9 LSK 结构

Fig. 9 LSK structure

3 实验与结果分析

3.1 数据集

数据集的质量和数量对检测模型的性能有很大的影响,由于目前对车辆的开源数据集较少,且车辆的种类、拍摄角度较为单一,也没有足够复杂天气环境下的车辆图片,故本实验为自建数据集。为了使模型学习到更多鲁棒性的特征,数据预处理阶段对数据进行了深入处理,通过随机加噪声模拟相机缺陷、调节亮度及几何变换等方式模拟不同天气条件以进行数据增强。共收集符合条件的 4 640 张车辆图像,涵盖不同的车辆类型、颜色、尺寸和各种环境条件,有效提高模型的泛化能力,扩大了数据集的可变性。对汽车的数据集利用 labeling 进行手动标注,按照 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。经过划分,训练集共 3 712 张图片,测试集和验证集均为 464 张图片,类别为“car”。

3.2 实验环境

所有实验均在输入尺寸为 640×640 条件下进行,迭代

设计了一种新的 RepNCSPELAN4_LSK 模块,以增强模型对关键目标特征的关注,特别是在复杂背景和小目标检测中。LSK 注意力机制通过大核卷积结构自适应调整感受野,保留上下文信息,提升模型对目标细节的敏感度。其结构如图 9 所示,其中 X 表示输入特征, S 表示注意力特征, F 表示卷积操作, Y 表示输出特征。

该模块核心通过深度可分离卷积层提取多尺度特征图,通过拼接得到多尺度特征图 U 。随后进行池化操作生成空间注意力特征图 SA_{avg} 和 SA_{max} ,获得空间注意力特征图 SA ,并通过 Sigmoid 激活函数生成空间选择掩膜^[26]。最后,输入特征图 X 与注意力特征图 S 逐元素相乘,得到加权后的输出特征图 Y 。

在 RepNCSPELAN4 中,LSK 机制通过多尺度空间关系处理,保留重要细节并聚焦于高辨识度特征区域,实现了高效的信息融合。在保持较低计算量的同时,提升了小目标和复杂场景下的检测能力,显著增强了模型的精度和鲁棒性。

次数(Epochs)设置为 300,每批样本数量(batch-size)为 12,初始学习率为 0.01,采用随机梯度下降(stochastic gradient descent, SGD)优化器计算最优学习率,得到最优目标检测模型。训练检测模型的硬件参数如表 2 所示。

表 2 实验硬件环境

Table 2 Experimental hardware environment

硬件类别	型号
处理器	Intel Core i7-10700K
显卡	NVIDIA GeForce RTX 3060
操作系统	Windows 10
模型框架	Pytorch
运行内存	16 GB

3.3 性能指标

为了精确评估网络架构的性能,采用准确率、召回率、F1 分数、平均精度(mean average precision, mAP)作为评价指标。

一个检测结果可能是预测正确,也可能是预测错误。

模型正确预测为正例的情况称为 TP(true positive),正确预测为负例的情况称为 TN(true negative);若模型错误地将负例预测为正例,称为 FP(false positive),错误地将正例预测为负例,称为 FN(false negative)。准确率(precision, P)表示验证集中被正确识别的样本比例,召回率(recall, R)则表示模型在验证集上未漏检的程度,其计算方式如式(5)和(6)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP}$$

(5)

$$R = \frac{TP}{TP + FN}$$

(6)

F1 分数是二分类问题中的关键评估指标,综合考虑了精度和召回率,计算方法如式(7)所示。

$$F1 = \frac{2 \times P \times R}{P + R}$$

(7)

在实验中,交并比(intersection over union, IoU)用于衡量预测框与实际框之间的吻合度。当预测框与实际框的 IoU 值大于 0.5 时,所有类别 P-R 曲线下方面积的平均值被称为 mAP@0.5;而不同 IoU 阈值(0.5—0.95,步长为 0.05)的平均精度的均值则称为 mAP@0.5 : 0.95,其计算方法如式(8)所示。其中,C 代表类别总数,AP_{*i*} 表示第 *i*

类的 AP 值。与 P 和 R 相比,mAP 更能全面反映模型的整体性能。

$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^C AP_i}{C}$$

(8)

另外,参数量和计算量(Gflops)表示了模型的计算复杂性。这两个指标与模型的规模成正比,参数量越大,计算量越大,模型越庞大,部署时需要更多的资源。

为准确评估交通监控系统的实时性,需要关注处理速度和响应时间两个关键指标。处理速度是指模型在单位时间内处理的图像帧数,通常以帧每秒(fps)为单位表示。该系统中,图像通过 5.8 GHz 图传模块实时传输至地面接收站。相机采集的图像经编码器压缩后,通过无线信号发送,传输延迟通常在 20 ms 左右,算法模型处理单张图片的时间约为 60 ms。

3.4 对比试验

为验证改进模型的有效性和优势,设计了一系列对比实验,选用主流 YOLO 算法模型进行比较,包括 YOLOv5-s、YOLOv9-c、YOLOv9-s、YOLOv9s-HWD、YOLOv9s-GhostConv、YOLOv9s-C2f、YOLOv9s-C3 和 YOLOv9s-SPDADown-LSK,实验结果如表 3 所示。

表 3 对比实验

Table 3 Comparison experiment

检测算法	P/%	R/%	F1/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	参数量/M	GFLOPs
YOLOv5-s	92.3	91.8	92.0	94.1	77.7	7.0	15.8
YOLOv9-c	91.0	90.8	90.9	95.8	84.9	50.6	236.6
YOLOv9s	94.0	91.8	92.9	95.3	81.8	9.59	38.7
YOLOv9s-HWD	92.2	81.2	86.4	90.1	71.2	9.12	37.2
YOLOv9s-GhostConv	91.4	92.4	91.9	94.1	78.8	9.58	38.2
YOLOv9s-C2f	87.5	94.1	90.7	95.2	80.8	9.18	38.1
YOLOv9s-C3	88.3	93.3	90.7	96.0	81.2	9.36	37.3
YOLOv9s-SPDADown-LSK	97.2	96.0	96.6	96.3	82.7	9.69	39.1

结合无人机交通监控系统的需求,数据集中车辆多为小目标物体。虽然新的 YOLOv9 算法一定程度有所改善,但实际应用中仍存在明显的漏检现象。改进后的模型在准确率方面达到了 97.2%,相较于对比算法提升了 3.2%~9.7%不等,误检率显著降低。召回率达到 96%,漏检现象有所改善。其中仅有 YOLOv9c 算法的平均精度 mAP@0.5:0.95 高于改进算法,但其参数量太大,实时性不能达到要求。

对于交通监控领域,平均精度是评价模型性能的重要指标。相比于原 YOLOv9s 模型,mAP@0.5 提升至 96.3%,提高了 1%;mAP@0.5:0.95 提升了 0.9%,说明该模块有助于更准确地识别目标。在不同阈值下,改进算

法均能获得较高的检测准确性和广泛的覆盖率,适用于不同的场景和需求。

尽管 SPDADown-LSK 模块主要针对小目标图像的精确检测,但并未显著增加模型的参数量和浮点运算数;由于 YOLOv9-s 的参数量本身较小,在实时性方面,改进后的模型在动态交通环境中能够有效支持实时监控。

3.5 消融实验

为了验证提出的各模块对模型性能的影响,本研究进行了消融实验,分别评估了 SPDConv 模块、ADown 模块和 LSK 模块的效果,并以 YOLOv9s 模型为基线。在相同的计算环境和数据设置下运行所有模型,结果如表 4 所示。

表 4 消融实验

Table 4 Ablation experiment

序号	SPDConv	SPDAdown	LSK	P/%	R/%	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%
1				94.0	91.8	95.3	81.8
2	✓			94.3	92.7	95.5	82.0
3	✓	✓		95.8	91.8	96.1	82.3
4	✓	✓	✓	97.2	96.0	96.3	82.7

表 4 中“✓”表示已在 YOLOv9s 模型中添加的改进方法,可以看出检测准确率、召回率和平均精度均值均有提升。与基线模型相比,引入 SPDConv 模块后,mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 均提升了 0.2%;结合 SPDConv 和 SPDADown 时,mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别提升了 0.8%和 0.5%;在此基础上进一步加入 LSK 注意力机制后,mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 分别提升了 1%和 0.9%,表明各模块及其组合后改进有效。

改进算法与原模型网络检测结果的可视化效果对比如图 10 所示,从左往右分别是原始输入图片、YOLOv9-s

原始模型检测输出图片和改进后模型输出图片。图 10(b)中存在较明显的漏检问题,并且不能精确识别出图像中的目标车辆。图 10(c)中可以看出,本文的算法在小目标检测上得到了一定的改善,检测准确率高,有效解决了目标的漏检和误检问题,取得了较好的识别效果。

3.6 系统测试

为了直观验证本文算法模型的性能,选择了 3 个具有挑战性的场景:低光照场景、复杂背景场景和遮挡目标场景。这些场景分别对应图 11(a)、(b)、(c),并在图中展示了推理结果。

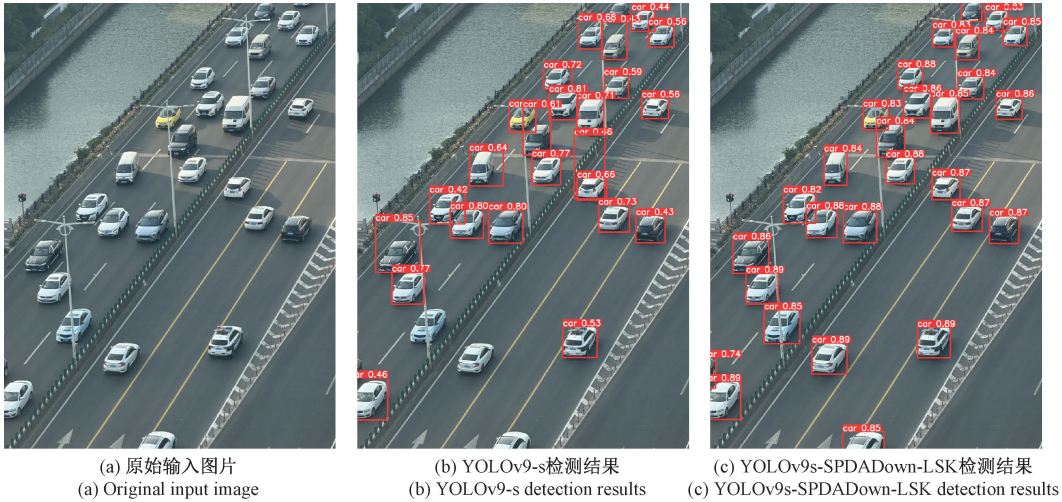


图 10 YOLOv9-s 原模型与改进模型对比

Fig. 10 Comparison between the original model and the improved model of YOLOv9-s



图 11 3 类复杂场景下目标检测效果

Fig. 11 Effectiveness of target detection in three types of complex scenes

整个无人机交通监控平台搭建完毕后,进行飞行测试,无人机可飞行至 60 m 以上高度,并且可稳定悬停或执行飞行指令,实际飞行速度的测试结果如表 5 所示。

表 5 飞行速度
Table 5 Flight speeds

飞行方向	巡航速度/(m·s ⁻¹)	最大速度/(m·s ⁻¹)
水平	4	10
上升	2	5
下降	2	5



(a) 目标检测界面
(a) Object detection interface



(b) 本地HMI界面
(b) Local HMI interface



(c) 云端界面
(c) Cloud interface

图 12 系统测试
Fig. 12 System tests

4 结 论

为了解决传统交通监管中固定摄像头监控范围有限、灵活性不足等问题,设计了一种基于 PLCnext 平台的无人机交通监控系统。该系统集成了无人机、PLCnext 平台和 YOLO 目标检测算法,提供了高效且灵活的交通监控解决方案。通过引入 SPDCConv 模块替代传统卷积模块,采用 ADown 模块替代传统下采样过程,并在骨干网络中加入 LSK 注意力机制,对 YOLOv9s 模型进行了优化。实验结果表明,改进后的系统显著减少了小目标检测中的误检和漏检。在与传统监控系统的对比中,新系统不仅具有更广的监控覆盖范围和更高的灵活性,而且能够根据实际需求快速部署和调整,支持大范围道路区域的实时监控与车辆识别。优化后的模型在 mAP@0.5 和 mAP@0.5:0.95 上分别比原始模型提升了 1% 和 0.9%,从接收图像到处理完成延迟约 80 ms,验证了该系统在实际应用中的优势。

未来的研究将着重丰富复杂交通场景下的数据集和检测类别,并继续优化网络结构以实现模型轻量化,推动设备端部署。同时,考虑与地面设施联动,实现与红绿灯等交通管理设备的协同工作,进一步提升道路通行效率,朝着智能交通设施的方向不断迈进。

参考文献

[1] 孙宇星,张豪杰,胡松,等. 基于动态监管数据的公路运输车辆安全评价研究[J]. 公路, 2020, 65(5): 223-230.

对无人机的续航能力也进行了测试,在悬停状态下可飞行 30 min 以上,考虑实际工作中的各种因素,该系统中无人机的续航能力为 25 min 左右。

在实际应用中,通过采集和处理高质量的图像数据,并结合 YOLOv9s-SPDADown-LSK 模型,系统能够在无人机快速移动时依然准确检测地面车辆,从接收图像到处理完成延迟约 80 ms,验证了算法的有效性,实际检测效果如图 12(a)所示。同时,其飞行状态与本地 HMI 界面和云端上的信息相对应,分别如图 12(b)和(c)所示。

SUN Y X, ZHANG H J, HU S, et al. Research on safety evaluation of road transportation vehicles based on dynamic supervision data[J]. Highway, 2020, 65(5): 223-230.

[2] 陈朋磊,王江涛,张志伟,等. 基于特征聚合与多元协同特征交互的航拍图像小目标检测[J]. 电子测量与仪器学报,2023, 37(10): 183-192.

CHEN P L, WANG J T, ZHANG ZH W, et al. Small target detection in aerial images based on feature aggregation and multiple cooperative features interaction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2023, 37(10): 183-192.

[3] 祁圣君,井立,王亚龙. 无人机系统及发展趋势综述[J]. 飞航导弹, 2018(4): 17-21.

QI SH J, JING L, WANG Y L. Overview of unmanned aircraft systems and trends [J]. Aerodynamic Missile Journal, 2018(4): 17-21.

[4] 丁黎峰,李兴运. 基于无人机技术的江苏高速公路交通管控平台浅析[J]. 中国交通信息化, 2020(9): 111-112.

DING L F, LI X Y. An analysis of Jiangsu highway traffic control platform based on UAV technology[J]. China ITS Journal, 2020(9): 111-112.

[5] 徐莹. 基于无人机模式的道路交通监控[J]. 电子器件与信息技术, 2020, 4(6): 42-43.

XU Y. Road traffic monitoring based on UAV

- model[J]. *Electronic Component and Information Technology*, 2020, 4(6): 42-43.
- [6] 闫钧华, 张琨, 施天俊, 等. 融合多层次特征的遥感图像地面弱小目标检测[J]. *仪器仪表学报*, 2022, 43(3): 221-229.
- YAN J H, ZHANG K, SHI T J, et al. Multi-level feature fusion based dim small ground target detection in remote sensing images [J]. *Chinese Journal of Scientific Instrument*, 2022, 43(3): 221-229.
- [7] 苏雨蕾, 黄丹丹, 刘智, 等. 无人机对地小目标检测方法研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(9): 144-154.
- SU Y L, HUANG D D, LIU ZH, et al. Research on detection methods of small targets on ground by UAV[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(9): 144-154.
- [8] 郭庆梅, 刘宁波, 王中训, 等. 基于深度学习的目标检测算法综述[J]. *探测与控制学报*, 2023, 45(6): 10-20, 26.
- GUO Q M, LIU N B, WANG ZH X, et al. Review of deep learning based object detection algorithms [J]. *Journal of Detection & Control*, 2023, 45(6): 10-20, 26.
- [9] ZOU H H, ZHAN H W, ZHANG L Q. Neural network based on multi-scale saliency fusion for traffic signs detection [J]. *Sustainability*, 2022, 14(24): 16491.
- [10] 董一兵, 曾辉, 侯少杰. LMUAV-YOLOv8: 低空无人机视觉目标检测轻量化网络[J]. *计算机工程与应用*, 2025, 61(3): 94-110.
- DONG Y B, ZENG H, HOU SH J. LMUAV-YOLOv8: Lightweight network for object detection in low-altitude UAV vision [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2025, 61(3): 94-110.
- [11] 敬辉, 葛动元, 姚锡凡. 基于改进注意力与多尺度特征的车辆识别[J]. *计算机工程与设计*, 2024, 45(10): 3120-3127.
- JING H, GE D Y, YAO X F. Vehicle recognition based on improved attention and multi-scale features [J]. *Computer Engineering and Design*, 2024, 45(10): 3120-3127.
- [12] 翁俊辉, 成乐, 黄曼莉, 等. 基于 CS-YOLOv5s 的无人机航拍图像小目标检测[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(7): 157-162.
- WENG J H, CHENG L, HUANG M L, et al. Small target detection of UAV aerial images based on CS-YOLOv5s [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(7): 157-162.
- [13] 梁秀满, 贾梓涵, 刘振东, 等. 改进 YOLOv8n 的无人机航拍图像检测算法[J]. *光电与控制*, 2025, 32(1): 34-40, 67.
- LIANG X M, JIA Z H, LIU ZH D, et al. Improved YOLOv8n UAV aerial image detection algorithm [J]. *Optoelectronics and Control*, 2025, 32(1): 34-40, 67.
- [14] WANG C Y, LIAO H Y M. YOLOv9: Learning what you want to learn using programmable gradient information [C]. *European Conference on Computer vision*. Cham: Springer Nature Switzerland, 2024: 1-21.
- [15] 徐慧智, 郝东升, 徐小婷, 等. 基于深度学习的高速公路小目标检测算法[J/OL]. *吉林大学学报(工学版)*, 1-12[2024-10-25]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230939>.
- XU H ZH, HAO D SH, XU X T, et al. Expressway small object detection algorithm based on deep learning [J/OL]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 1-12[2024-10-25]. <https://doi.org/10.13229/j.cnki.jdxbgxb.20230939>.
- [16] 齐荣臣, 张龙, 杜品圣, 等. 人工智能技术在智能制造示范线上的应用[J]. *自动化博览*, 2019(9): 99-102.
- QI R CH, ZHANG L, DU P SH, et al. The application of artificial intelligence technology in the smart manufacture demo line [J]. *Automation Panorama*, 2019(9): 99-102.
- [17] 段志宏, 韩永胜, 靳光永. 基于 PLCnext 技术的高速公路隧道智能监控系统[J]. *测控技术*, 2021, 40(3): 86-90.
- DUAN ZH H, HAN Y SH, JIN G Y. Highway tunnel intelligent monitoring system based on PLCnext technology [J]. *Measurement & Control Technology*, 2021, 40(3): 86-90.
- [18] MAARUF M, MAHMOUD M S, MA'ARIF A. A survey of control methods for quadrotor UAV [J]. *International Journal of Robotics and Control Systems*, 2022, 2(4): 652-665.
- [19] 陈谋, 马浩翔, 雍可南, 等. 无人机安全飞行控制综述[J]. *机器人*, 2023, 45(3): 345-366.
- CHEN M, MA H X, YONG K N, et al. Safety flight control of UAV: A survey [J]. *Robots*, 2023, 45(3): 345-366.
- [20] 郭雷, 余翔, 张霄, 等. 无人机安全控制系统技术: 进展与展望[J]. *中国科学: 信息科学*, 2020, 50(2): 184-194.
- GUO L, YU X, ZHANG X, et al. Safety control system technologies for UAVs: Review and prospect [J]. *Scientia*

Sinica(Informationis), 2020, 50(2): 184-194.

[21] 申光鹏, 苗鸿宾, 余浪, 等. 基于深度学习的目标识别与抓取研究[J]. 制造技术与机床, 2024(2): 85-90, 98.

SHEN G P, MIAO H B, YU L, et al. Object recognition and grabbing detection based on deep learning[J]. Manufacturing Technology & Machine Tool, 2024(2): 85-90,98.

[22] 高明华, 杨璨. 基于改进卷积神经网络的交通目标检测方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2022, 52(6): 1353-1361.

GAO M H, YANG C. Traffic target detection method based on improved convolution neural network[J]. Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition), 2022, 52(6): 1353-1361.

[23] AN R, ZHANG X, SUN M, et al. GC-YOLOv9: Innovative smart city traffic monitoring solution[J]. Alexandria Engineering Journal, 2024, 106: 277-287.

[24] GU Z, ZHU K, YOU S. YOLO-SSFS: A method combining SPD-Conv/STD/L/IM-FPN/SIoU for outdoor small target vehicle detection[J]. Electronics, 2023, 12(18): 3744.

[25] LI Y X, HOU Q B, ZHENG ZH H, et al. Large selective kernel network for remote sensing object detection[C]. IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2023: 16794-16805.

[26] 王雷雨, 王正勇, 陈洪刚, 等. 改进 Oriented R-CNN 的遥感图像定向目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2024,47(21):138-149.

WANG L Y, WANG ZH Y, CHEN H G, et al. Oriented target detection algorithm for remote sensing images based on improved oriented R-CNN[J]. Electronic Measurement Technology, 2024,47(21):138-149.

作者简介

秦栋, 硕士研究生, 主要研究方向为目标检测、智能控制等。

E-mail:1934096243@qq.com

任晓明(通信作者), 博士, 副教授, 主要研究方向为高电压技术、储能技术、智能控制技术等。

E-mail:renxm@sdju.edu.cn

叶舟, 本科, 主要研究方向为智能控制。

E-mail:2082500094@qq.com

陈坚, 博士, 主要研究方向为高电压试验技术。

E-mail:chen_jian@sjtu.edu.cn