基于 YOLOv11 的嵌入式交通拥堵监测系统研究

单 言[1] 陈伟利[1,2]
SHAN Yan CHEN Weili

摘 要 针对日益严重的城市交通拥堵问题，文章提出了一套基于树莓派 5 与改进 YOLOv11s 的嵌入式监测系统。在路网各节点部署嵌入式设备树莓派，通过部署改进 YOLOv11s，实时采集道路图像数据。算法引入了 TSDAM 双分支注意力模块、SPDConv 下采样模块和 EIoU 边界框损失函数，提升了对远处小目标及遮挡车辆的检测精度。同时，系统通过 MQTT 协议将各节点检测结果上传至 OneNET 云平台，同时动态预估路段通行时间，并通过显示屏为驾驶员提供前方路况预警。所提系统为城市智慧交通管理提供了一种低成本、易部署的边缘计算方案，尤其适用于路网节点密集、实时性要求较高的场景。

关键词 深度学习、YOLOv11s、交通拥堵、树莓派

doi：10.3969/j.issn.1672-9528.2026.08.001

0 引言

随着我国城镇化建设水平的提高和进程的加快，交通拥堵已经成为一个城市治理问题。而深度学习作为机器学习领域中一个重要的分支[1]，为解决复杂的交通问题提供了新的解决路径。本系统以高性能嵌入式平台树莓派为核心，利用 YOLOv11s 模型检测道路车辆并计算关键参数[2]。尽管已有研究将 YOLO 系列应用于交通场景，但在实际道路监测中仍面临远处车辆在图像中表现为小目标，特征信息少，易被背景淹没[3-5]。为此，本文提出并实现了一套基于树莓派 5 与改进 YOLOv11s 的嵌入式交通拥堵监测系统。通过改进以增强小目标与遮挡车辆的检测能力，为构建下一代分布式、智能化的交通管理基础设施提供一种切实可行的技术参考。

1 硬件设计

该系统以树莓派为核心，其操作系统基于 Linux 系统，凭借其较强的处理能力和硬件加速功能，为实现基于边缘的实时目标检测提供了平台，其系统框图如图 1 所示。

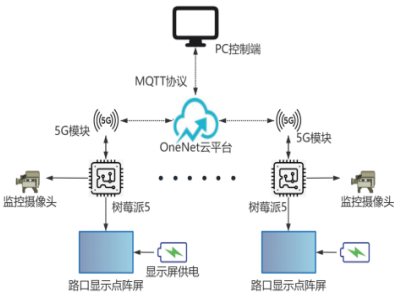


图 1 系统结构框图

1.1 树莓派 5

树莓派诞生以来历经多代更迭，其运行基于 Linux 的 Raspbian 系统对 Python 语言有着天然友好的兼容性，而本文选用的树莓派 5 搭载了 Broadcom BCM2712 四核 2.4 GHz 64 位 CPU 以及 800 MHz GPU，同时其拥有 40pin GPIO 口可以控制显示屏以及 CSI 摄像头接口，在多核处理与图像处理上相比 ESP32 等具有显著优势。

1.2 图像采集模块

图像采集模块采用 MIPI-CSI 摄像头，其采用索尼 IMX219 感光芯片，总像素数量为 8 MP，其接口可以用 22Pin-FPC 连接线与树莓派相连接，可以适配树莓派 5。采集到的图像分辨率通过 OpenCV 统一调成 640×640，可直接被 YOLOv11s 使用。

1.3 显示模块

为保证来往车辆可以及时得知前方路况的拥堵情况，本系统的显示模块由多个 HUB75 接口 P10 LED 户外显示屏拼接而成，同时设置独立电源确保显示屏正常工作。点阵屏将显示前方道路拥堵情况以及预计的通行时间和车速，让驾驶员可以提前了解前方路况。

1.4 通讯模块

考虑到道路较长，安装到各路口的设备相距过远，传统的光纤、Wi-Fi 无法满足长距离的设备通讯。因此本研究采用 RM500U M.2 封装 5G 通信模组，通过 USB 串口驱动用 AT 指令为树莓派设置 5G 网卡，使其可以与其他设备进行通信。

1.5 MQTT 服务器

通信协议采用 MQTT 协议，设置 MQTT 服务器

1. 吉林建筑大学电气与计算机学院 吉林长春 130118
2. 吉林省建筑火灾风险防控与应急救援重点实验室 吉林长春 130118

Broker，MQTT 是一种基于发布－订阅模式的轻量级消息传输协议，可以将多个不同来源的数据封装可靠传输在对应主题的 MQTT 数据包中，以实现与边缘节点的数据交付。系统将根据道路信号灯周期，通过 MQTT 协议传输数据，上位机从 OneNET 物联网云平台接收树莓派发送的道路数据。

2 树莓派部署改进 YOLOv11s

在树莓派上运行 YOLOv11，通过调用安装在树莓派上的摄像头即可将拍到的道路上排队等待绿灯通行的车辆图片进行分析。本系统在目标检测的算法上采用 YOLOv11s 框架，相比较于其他系列的框架，YOLOv11 在保证足够的精确度的同时，具有对低配置设备兼容性更好的特点，与计算性能较低的树莓派 5 可以很好地适配。YOLOv11 自 2024 年推出以来共有五个版本，分别为 YOLOv11n、YOLOv11s、YOLOv11m、YOLOv11l、YOLOv11x，各版本参数如表 1 所示。

表 1 各版本 YOLOv11 比较

Model	size	FLOPS/10^9	mAP50/%	Params/10^6
YOLOv11n	640	6.5	37.3	2.6
YOLOv11s	640	21.5	44.9	9.4
YOLOv11m	640	68.0	50.2	20.1
YOLOv11l	640	86.9	53.1	25.3
YOLOv11x	640	194.9	53.9	56.9

综合考虑树莓派的性能与目标检测需求，本系统选用 YOLOv11s 版本进行改进并训练，改进 YOLOv11s 整体网络结构如图 2 所示。

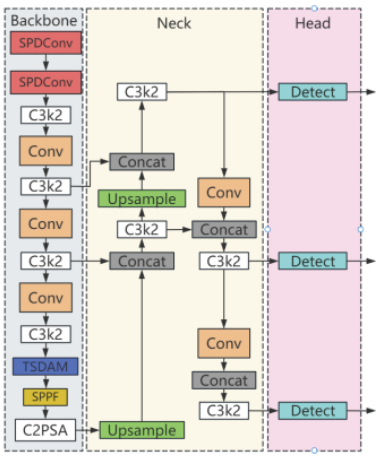


图 2 改进后 YOLOv11s 结构

在车辆检测任务中，存在目标车辆距离拍摄摄像头较远和部分被遮挡导致图像较小的情况，且小目标特征存在易被复杂背景信息干扰的情况，其影响 YOLO11s 对小目标特征提取能力，容易导致远处车辆特征被淹没而影响检测精度。为此本研究以增强 YOLOv11s 对小目标的识别能力为目标，对其进行改进。

2.1 TSDAM 模块

为此，本文引入 TSDAM 双分支注意力模块，模块整体如图 3 所示，该模块通过双分支并行结构实现对小目标特征增强与多尺度特征提取，能够显著提升对小目标的检测能力。

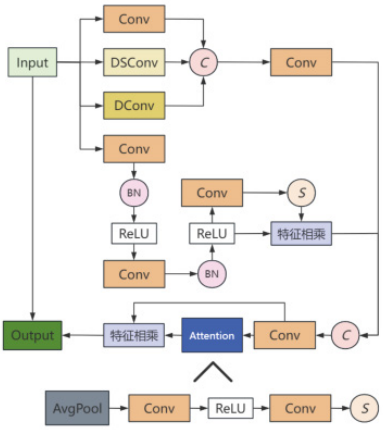


图 3 TSDAM 结构图

TSDAM 模块由多尺度特征提取分支和车辆检测增强分支两个分支组成。其中多尺度特征提取分支引入不同感受野的卷积对特征进行建模并对通道信息进行映射与压缩。结合深度可分离卷积，引入空洞卷积提取局部空间特征，用以增大感受野范围，将小目标与前后信息的联合建模，并将不同尺度的特征在通道维度进行拼接、卷积，其过程可表示为：

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{ms}} = \mathrm{Conv}(\mathrm{Concat}(\boldsymbol{F}_1, \boldsymbol{F}_2, \boldsymbol{F}_3)) \tag{1}$$

式中：$\boldsymbol{F}_1$、$\boldsymbol{F}_2$、$\boldsymbol{F}_3$ 分别表示三种感受野卷积操作提取的特征，$\boldsymbol{F}_{\mathrm{ms}}$ 表示拼接并融合后的多尺度特征。

车辆检测增强分支是对检测区域中的显著性特征进行强化。其通过对特征变换生成权重映射，对特征响应进行强调，使网络能够更加关注与车辆相关的关键信息，并抑制背景区域的干扰。其数学形式可表示为：

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{enh}} = \boldsymbol{F} \odot A \tag{2}$$

式中：$\boldsymbol{F}$ 为输入车辆检测增强分支的中间特征图，A 为由网络自适应学习得到的注意力权重图，$\odot$ 为逐元素乘法。

通过该机制得到的增强特征图能够突出复杂道路场景中车辆的特征，从而有助于改善小目标检测过程中易出现的误检与漏检问题。分支在通道维度进行整合，并通过轻量化通道注意力机制进行全局特征重标定，其数学形式可表示为：

$$\boldsymbol{F}_{\mathrm{attn}} = \boldsymbol{F}_{\mathrm{concat}} \odot \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{attn}}(\boldsymbol{F}_{\mathrm{concat}})) \tag{3}$$

式中：$\boldsymbol{F}_{\mathrm{concat}}$ 为双分支特征在通道维度拼接后通过卷积进行融合得到的特征，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{attn}}$ 为通道注意力映射函数，$\sigma(*)$ 为激活函数。

通过该机制得到的 $\boldsymbol{F}_{\mathrm{attn}}$ 能够自适应调整不同通道的响应权重，强化车辆相关特征并抑制背景干扰，进一步提高特征的判别能力。为 YOLO11s 在实际道路场景中的车辆检测提供了可靠保障。

2.2 SPDConv 模块

SPDConv（space-to-depth convolution）为面向小目标检测的高效下采样模块[6]。传统的卷积和池化操作因降低特征图分辨率会丢弃大量空间信息[7]，导致小目标特征严重损失。

SPDConv 通过空间到深度变换更好地保留了小目标特征。其原理分为以下两步：首先，对像素进行重组，将输入特征图切分并堆叠至通道维度，使空间分辨率减半并将通道数扩展四倍，其数学形式可表示为：

$$X'_{(i,j,k)}=\begin{cases}X_{(2i,2j,c)}, & k=c\\ X_{(2i,2j+1,c)}, & k=c+C\\ X_{(2i+1,2j,c)}, & k=c+2C\\ X_{(2i+1,2j+1,c)}, & k=c+3C\end{cases} \tag{4}$$

式中：i、j 为变换后的空间索引，c 为原始通道索引，C 为原始通道数，k 为变换后的通道索引。

随后，通过卷积对扩展后的通道信息进行线性映射和压缩，将其调整至目标通道数，其数学形式可表示为：

$$Y=W*X'+b \tag{5}$$

式中：W 表示可学习的卷积权重，b 表示偏置项，* 表示卷积操作。

实现在保持判别性特征的同时进行有效的下采样，从而增强模型对小目标的识别能力。其下采样行为是信息无损的，这使得浅层特征图中的小目标细节能够被传递至后续网络层，能显著提升远距离、低分辨率小目标的检测精度。其模块结构如图 4 所示。

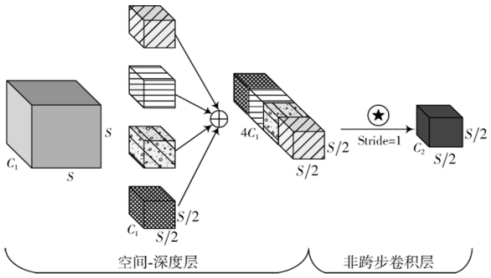


图 4 SPDConv 结构

2.3 EIoU 损失函数

YOLOv11 的边界框损失函数为 CIoU，CIoU 损失函数虽然考虑了边界框回归的重叠面积、中心点距离、高宽比，但其仅反映高宽的差异性，不反映高宽与置信度的真实差异。而实际路面情况较为复杂，在不同天气影响下，车辆目标检测的难度会增大。同时车辆遮挡情况和小目标对损失函数的影响较小，从而影响训练效果。因此本研究引入 EIoU 作为边界框损失函数，EIoU 损失函数由 IoU 损失、中心距损失和高宽损失三部分组成。其前两部分基本沿用 CIoU。而高宽损失分为预测高宽与真实最小边界框高宽的差值和最小预测边界框与真实边界框高宽的差值两部分。其可以提高模型的收敛速度，使其具有更好的定位效果和准确度。数学形式可表示为：

$$\begin{aligned}L_{\mathrm{EIoU}}&=L_{\mathrm{IoU}}+L_{\mathrm{dis}}+L_{\mathrm{asp}}\\&=1-\mathrm{IoU}+\frac{\rho^2(b,b^{\mathrm{gt}})}{(w^c)^2+(h^c)^2}+\frac{\rho^2(w,w^{\mathrm{gt}})}{(w^c)^2}+\frac{\rho^2(h,h^{\mathrm{gt}})}{(h^c)^2}\end{aligned} \tag{6}$$

式中：w^c 和 h^c 是最小边界框的高度和宽度，ρ 是两点间的欧氏距离。

2.4 实验结果

本次实验所用数据集 UA-DETRAC 由 6 714 张图片组成，其中 5 714 张用作训练集，1 000 张用作验证集，涵盖了不同城市、多种天气条件与光照变化。数据集中标注的物体类别包括汽车、公交车等。评估模型对各种型号汽车的识别能力。本实验在 64 位 Windows11 下，采用 PyTorch1.9.0、OpenCV 和 Pycharm，利用 CUDA11.0 加速。GPU 为 NVIDIA RTX 4060，初始学习率 0.001，衰减率 0.95。训练分 2 个阶段：20 轮冻结训练，100 轮解冻训练 batch size=8。

为验证改进之后的模型在性能上是否有所提升，本文通过比较更改前后模型的精确率、召回率、平均精度均值，并进行了分析 [8]。

精确率（Precision）的计算公式为：

$$\mathrm{Precision}=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{FP}} \tag{7}$$

召回率（Recall）的计算公式为：

$$\mathrm{Recall}=\frac{\mathrm{TP}}{\mathrm{TP}+\mathrm{TN}} \tag{8}$$

平均精度均值（mAP）的计算公式为：

$$\mathrm{mAP}=\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{m}\mathrm{AP}_i \tag{9}$$

为了验证改进的有效性，将其与其他主流算法进行对比实验，结果如表 2 所示。

表 2 对比实验

单位：%

模型	*P*	*R*	mAP50	mAP50-95
YOLOv5s	71.2	70.4	72.9	52.9
YOLOv8s	75.7	69.3	74.8	56.4
YOLOv11s	76.9	73.0	78.2	57.0
改进 YOLOv11s	77.1	79.2	80.8	61.3

根据表 2 的对比实验结果可知，改进后的 YOLOv11s 模型在对道路车辆检测任务中展现出最优的综合性能，精确率为 77.1%，召回率为 79.2%，mAP@0.5 为 80.8%，均超过了原版 YOLOv11s 以及其他主流模型，其中改进后的模型精确率、召回率、mAP@0.5 较原版 YOLOv11s 分别提高了 0.2%、6.2%、2.6%，显示出其优秀的性能。其模型的精确率 - 召回率曲线对比如图 5 所示，曲线下面积明显提升，显示出模型对于车辆检测性能的总体提升。

为了验证本文各个模块的有效性，在 YOLOv10n 的基础上依次加入各个模块进行消融实验，实验结果如表 3 所示。

通过以上消融实验的综合评估，验证了本文算法在基准模型的基础上车辆检测的改进方法的有效性与可行性。根据实验分析可以得出，改进后的 YOLOv11s 模型具有较高的性能，足以胜任车辆检测的功能，其部分检测效果如图 6 所示，左侧是基准模型的检测效果，右侧改进后 YOLOv11s 的检测效果。

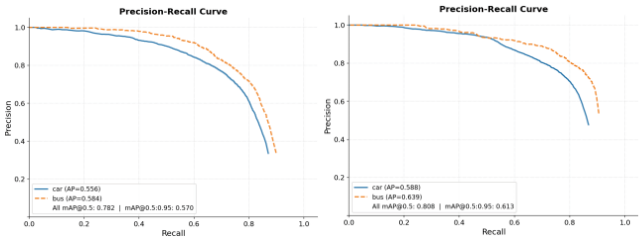


图 5 改进前后 PR 曲线对比

表 3 消融实验

单位：%

模型	*P*	*R*	mAP50	mAP50-95
YOLOv11s	76.9	73.0	78.2	57.0
+EIoU	77.0	77.4	79.9	60.1
+TSDAM	77.3	78.1	80.2	60.4
+SPDConv	77.0	73.3	78.9	59.3
ALL	77.1	79.2	80.8	61.3



YOLOv11s 改进 YOLOv11s

图 6 检测结果对比

2.5 数据处理

对在红灯时拍摄到的等待通行的车辆图像进行识别并计算单位时间内驶入路段的累计车流量。对于车辆行驶时间，目前广泛采用的道路阻抗函数是美国联邦公路局提出的 BPR 函数[9]。通过 BPR 道路阻抗函数求得预计车辆路段行驶时间[10]。树莓派将通过显示屏控制其显示前方道路预计通过时间。同时将其道路信息通过 MQTT 协议传输给上位机[11]，进行道路数据统计。

$$t_{a,k} = t_{a0}\left(1 + \alpha\left(\frac{q_{a,k}}{C_a}\right)^{\beta}\right) \quad (10)$$

式中：$t_{a,k}$ 表示路段 a 在时段 k 的行驶时间，t_{a0} 表示路段 a 的自由流程时间，$q_{a,k}$ 表示路段 a 在时段 k 的累计流量，C_a 表示路段 a 的通行能力，α=0.15，β=4。云平台统计界面如图 7 所示。

3 结语

本文设计并实现了一套基于树莓派 5 和改进 YOLOv11s 的交通拥堵监测系统，通过引入 TSDAM 多尺度特征增强模块、SPDConv 下采样模块和 EIoU 损失函数，有效提升了车辆检测精度（mAP50 提升 2.6%），并依托 5G 通信和 MQTT 协议构建了分布式数据传输架构，结合 BPR 路阻函数实现了路段通行时间的动态预估。该系统为城市智慧交通管理提供了一种低成本、易部署的边缘计算方案，尤其适用于路网节点密集、实时性要求较高的场景。

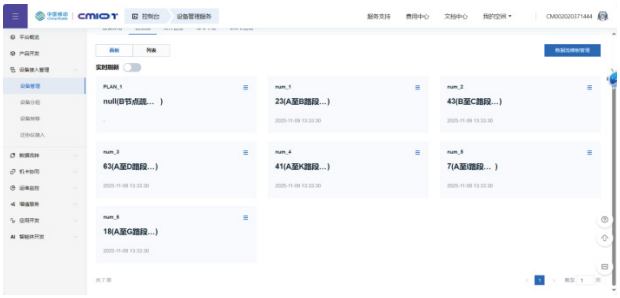


图 7 OneNET 云平台

参考文献：

[1] 郭俊，郭金霆，张世龙．基于改进 YOLOv8 的夜间车辆检测研究 [J]. 计算技术与自动化，2026,45(1):108-113.

[2] 闫曙光，刘罡，侯恩翔，等．基于改进 YOLOv5 的交通标志检测算法 [J]. 电子科技，2026,39(3):57-64.

[3] 张庆琳．城市道路交通拥堵判别及疏导研究 [D]. 大连：大连交通大学，2023.

[4] 崔泽涛，潘广贞，王志雄 .TSP-YOLO: 基于改进 YOLO11n 的交通标志检测 [J]. 计算机系统应用 ,2026,35(8):237-246.

[5] 刘宏利，赵鑫，李超，等．基于改进 YOLO11 的车辆目标检测 [J/OL]. 天津理工大学学报 ,1-8[2026-07-29].https://link.cnki.net/urlid/12.1374.n.20260528.1213.006.

[6] 陈厚杰，刘晓梅，马小娟，等．改进 YOLOv10n 的水下目标检测模型 [J]. 现代电子技术，2026,49(11): 125-132.

[7] 黄鹏，王宸，杨帅，等．基于 YOLO-Bush 的橡胶衬套表面缺陷实时检测算法 [J]. 仪表技术与传感器，2026(6): 112-119.

[8]Song Jian, Liu Xiyang, Du Haoming, et al. LCD-YOLO: an automatic steel surface defect detection model based on YOLOv11[J].International Journal of Structural Integrity, 2026, 17(4): 714-736.

[9] 潘芋燕，张斌，郭继孚，等．基于交通流基本图的过饱和交通状态道路阻抗函数 [J]. 公路交通科技，2025, 42(2):1-12.

[10]Wang Wenhao, Tang Aihong, Wei Feng, et al. Electric vehicle charging load forecasting considering weather impact[J]. Applied Energy, 2025, 383125337.

[11] 伍习雄，耿加波，唐世斌．基于物联网的边坡稳定性监测系统设计与应用 [J]. 采矿技术，2026, 26(3): 145-154.

【作者简介】

单言（2002—），男，黑龙江哈尔滨人，硕士研究生，研究方向：先进电子元器件及系统设计开发、计算机视觉。

（收稿日期：2026-07-11 修回日期：2026-08-07）