

基于红外热成像的多场景智能辅助驾驶系统

智绘交通队

摘要

随着社会经济和汽车产业的飞速发展，道路上汽车数量的不断增加，传统车载监测系统在复杂环境中的表现面临着前所未有的挑战，尤其是在暗光、强光、炫光、雨雾等恶劣条件下。这些环境因素极大地影响了驾驶员的感知能力，从而直接威胁到驾驶安全。即使在这些复杂条件下，交通管理部门的工作人员仍需进行常规巡逻，并在事故发生后第一时间进行响应。针对这些挑战，本项目的核心目标是开发一种基于红外热成像的多场景智能辅助驾驶系统。该系统由道路端交通事件检测和车载端多模态融合感知两部分组成，道路端检测到异常交通事件就会向事故点附近 10 km 范围内的车载终端发送预警信息。本系统通过融合红外（IR）图像与可见光（RGB）图像多模态感知技术和单目几何测距，可在低照度、恶劣天气、强光反射等环境下全天候提供高精度目标感知、目标测距和防撞预警等功能。系统通过无线智能眼镜显示、抬头显示、车载大屏幕交互功能，为驾驶员提供即时的清晰画面和预警信息，有效提升驾驶员在复杂情境下的反应速度与决策能力，并为交通管理部门的日常巡检提供有力的安全保障。在硬件方面，基于 RK3588 芯片飞凌开发板用于路侧交通事件检测和车载多模态监测。利用 AI ISP、RGA 和 DMA 技术实现了高效的图像处理，能够实时检测。

第一部分 作品概述

1.1 功能与特性

本项目聚焦“路端+车端”协同联动，构建一套基于红外与 RGB 图像融合的全天候智能监测系统：道路端实时检测突发事件并向车端推送预警信息，车端融合多源数据进行本地感知和主动响应，显著提升决策效率与行车安全。系统技术方案组网图如图 1 所示。系统由道路端交通事件检测和车载端多模态融合感知

两部分组成,道路端检测到异常交通事件就会向事故点附近 10 km 范围内的车载终端发送预警信息。本系统通过融合红外 (IR) 图像与可见光 (RGB) 图像、车载自动诊断系统 (OBD)、GPS 定位与测速、姿态传感器的多模态感知技术,可在低照度、恶劣天气、强光反射等环境下全天候提供高精度目标感知、目标测距和防撞预警等功能。系统通过无线智能眼镜显示 (图传)、抬头显示 (HUD)、车载大屏幕和语音交互功能,为驾驶员提供即时的清晰画面和预警信息,有效提升驾驶员在复杂情境下的反应速度与决策能力,从而极大地提升驾驶安全性,并为交通管理部门的日常巡检提供有力的安全保障。系统安装分布图如图 2 所示,系统分 2 部分安装在道路端、车外、车内,这样即可实现车路协同预警。

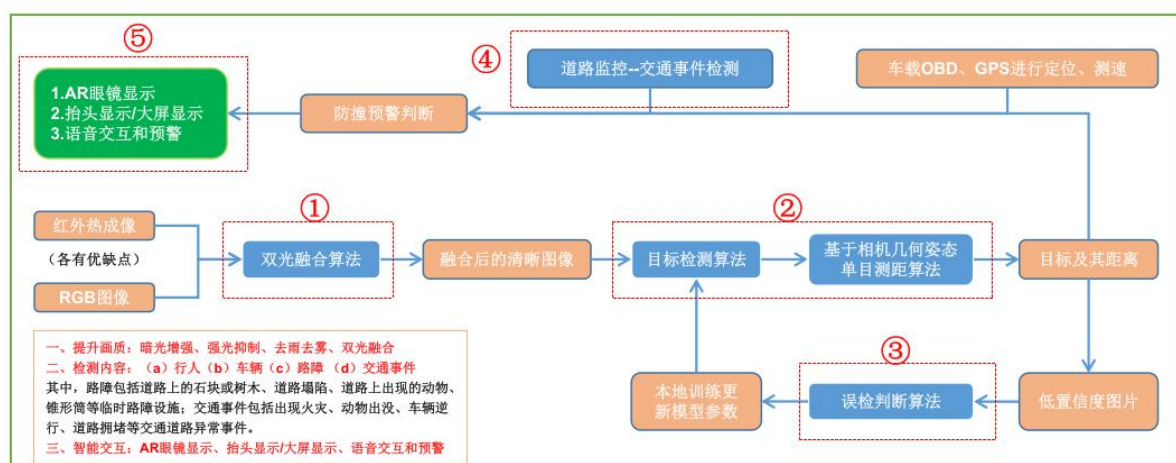


图 1 系统技术方案组网图

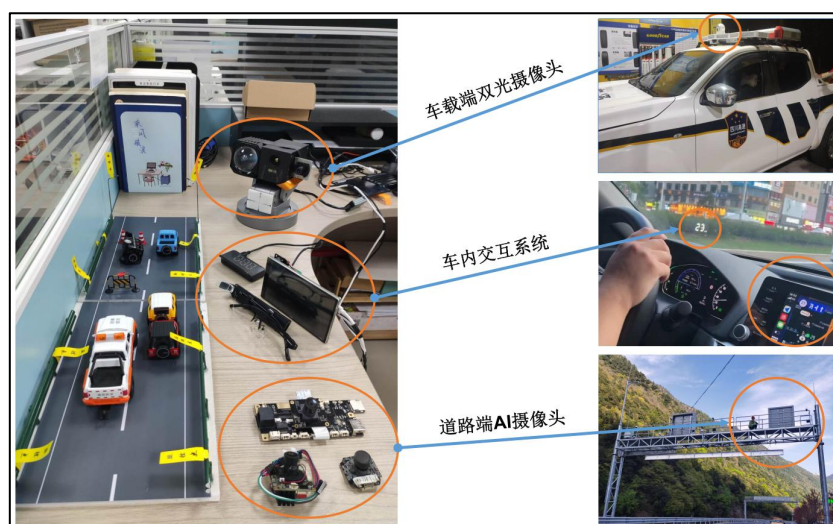


图 2 系统安装分布图

1.2 应用领域

近年来，随着汽车数量持续增长，交通环境日趋复杂，驾驶安全问题愈加严峻。传统车载监测系统在夜间、强光、雨雾等极端条件下感知能力有限，难以为驾驶员提供清晰、准确的信息，增加了驾驶风险，发明背景及复杂场景示意图如图 3 所示。尤其交通管理部门的工作人员需要在复杂环境下事故处理和路面巡查，恶劣环境带来的感知缺失成为制约智能交通发展的关键因素。



图 3 发明背景及复杂场景示意图

1.3 主要技术特点

(1) 本研究采用优化方法对每张源图像进行分解，将图像分解为基底部分 (Base Part) I_k^b 和细节内容 (Detail Content) I_k^d 。基底部分的获取可通过水平方向和垂直方向的梯度算子求解，基底部分采用加权平均策略融合。

(2) 本研究提出一种名为 MHWNet，以提升在复杂环境下的交通目标检测能力，以及实时检测能力。

a. 本算法瓶颈模块融入轻量级网络得到 BM_GhostNetV2。利用简单线性变换生成冗余特征，减少计算复杂度，同时增强了特征表达能力。

b. 提出分层特征聚合模块 HFAM，通过层次化的特征聚合策略，有效融合了不同尺度的特征，提升网络在多尺度目标检测中的表现。

c. 设计了一种新颖的小波下采样模块 WFCConv，通过并行处理和信息融合，减少了下采样过程中的信息丢失，提高特征保真度。

1.4 主要性能指标

我们通过精确率（Pre）、召回率（Rec）、IoU=0.5 时的平均精度（mAP）、IoU \in [0.5 : 0.05 : 0.95]时的平均精度（mAP95）、参数量（Par，单位为 10⁶）、计算量（GFLOPs）、模型占用大小（Size，单位为 MB）、帧率（FPS）等指标来评估模型性能。为验证模型的有效性，MHWNet 与不同模型对比如表 1 所示。相比其他检测模型，MHWNet 在检测精度和速度上均有提升。

表 5-4 MHWNet 与不同模型对比

Model	Pre	Rec	mAP50	mAP95	Par	FLOPs	Size	FPS
Faster R-CNN	0.759	0.782	0.765	0.536	41.6	130.2	170	4
SSD	0.845	0.866	0.855	0.612	34.4	105	102.1	6
YOLOv5m-7.0	0.977	0.964	0.986	0.752	20.9	48.2	42.8	20
YOLOv6m	0.946	0.951	0.970	0.707	34.9	85.8	76.1	8
YOLOv7	0.948	0.959	0.974	0.712	35.4	102.3	75.6	6
YOLOv8m	0.957	0.954	0.982	0.752	23.4	79.1	48.0	10
YOLOv9-gelan-c	0.975	0.966	0.983	0.770	25.4	103.2	51.4	10
YOLOv10m	0.972	0.956	0.981	0.726	16.5	64	33	10
YOLOv11m	0.968	0.971	0.983	0.766	20	68.2	40.6	11
YOLOv12m	0.967	0.963	0.983	0.758	25.9	79.1	52.0	12
MHWNet	0.969	0.969	0.983	0.770	7.8	30.3	16.3	26

1.5 实验结果可视化分析

为了更直观感受 MHWNet 网络结构的有效性，对不同尺度大小特征图进行热力图可视化分析，不同尺度的特征热力图如图 4 所示。特征图尺度大小分别是 20*20、80*80。我们可以看到 MHWNet 比 YOLOv12m 表现更好。图 4(b)的特征分布均匀，物体特征明显。而在图 4(a)中，物体特征隐藏在背景特征中，无法清晰地区分物体。路端交通事件检测可视化效果如图 5 所示，雾天场景下目标检测与单目几何测距效果如图 6 所示。

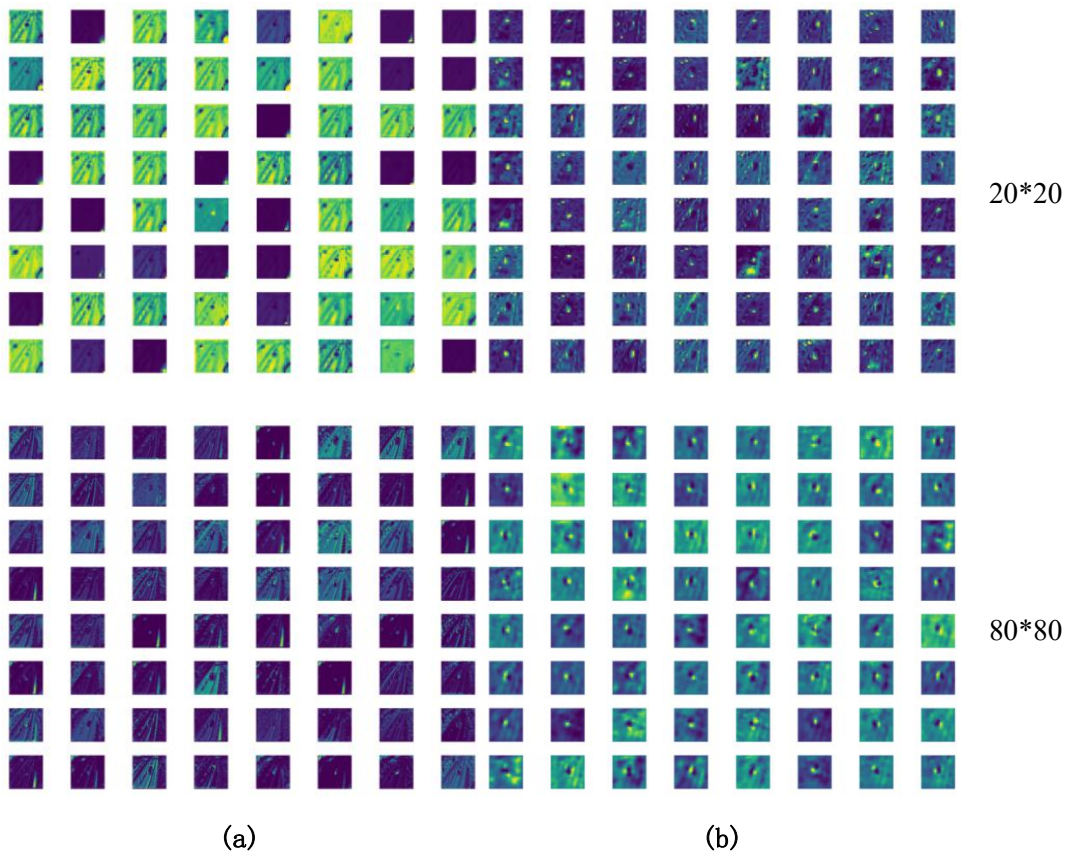


图 4 不同尺度的特征热力图 (a) YOLOv12m (b) MHWNet



图5 路端交通事件检测可视化效果



图 6 雾天场景下目标检测与单目几何测距效果

1.6 主要创新点

（1）基于目标结构特征的轻量级双光融合。在复杂驾驶环境中，通过提取 RGB 和 IR 图像的互补信息，进一步增强目标检测的精度和鲁棒性。

（2）基于多尺度特征融合的目标检测与单目测距。本项目在 YOLO 网络基础上进行了优化得到 MHWNet，以提升其在多尺度、复杂场景下的检测能力，尤其针对行人、车辆、路障等目标类别进行检测。此外，本项目结合单目视觉和平面几何约束测距。

（3）路端检测增强与车路协同联动机制。传统车载系统常受限于本地视野，在遇到弯道遮挡、突发事故等场景时反应滞后。为此，本项目强调“车端+路端”协同预警。

1.7 设计流程

系统设计流程图如图 7 所示。系统由道路端交通事件检测和车载端多模态融合感知两部分组成，道路端检测到异常交通事件就会向事故点附近 10 km 范围内的车载终端发送预警信息。本系统通过融合红外（IR）图像与可见光（RGB）图像、车载自动诊断系统（OBD）、GPS 定位与测速、姿态传感器的多模态感知技术，可在低照度、恶劣天气、强光反射等环境下全天候提供高精度目标感知、

目标测距和防撞预警等功能。

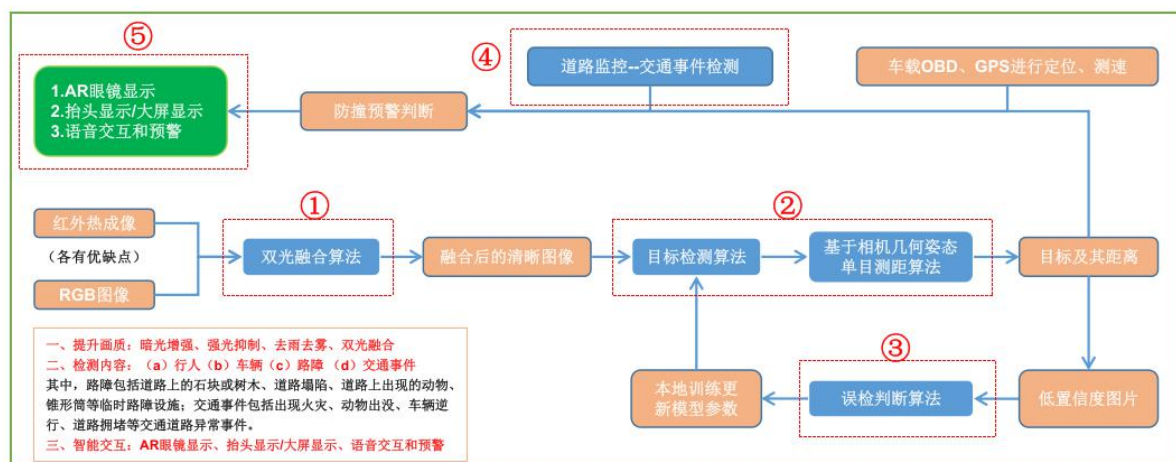


图7 系统设计流程图

第二部分 系统组成及功能说明

2.1 整体介绍

系统由道路端交通事件检测和车载端多模态融合感知两部分组成，道路端检测到异常交通事件就会向事故点附近 10 km 范围内的车载终端发送预警信息。路端检测和车载端检测都基于瑞芯微 RK3588 芯片完成。

2.2 硬件系统介绍

2.2.1 硬件整体介绍

RK3588 作为中央层核心处理器，采用先进的 8nm 制程工艺，集成六核 CPU 架构，主频最高可达 2.4GHz，搭配 Mali-G610 MP4 GPU，可提供高达 3Tops 的 AI 算力，满足复杂算法的并行计算需求。其支持 LPDDR4X/LPDDR5 内存与 PCIe 3.0/4.0 总线，为多路数据融合提供高速通道。在存储接口方面，RK3588 集成双通道 eMMC 5.1 控制器及 SATA 3.0 接口，可实现大容量数据的快速读写。视频处理能力上，支持 8K@60fps H.265/H.264 解码及 8K@30fps 编码，适配多路高清摄像头数据的实时处理。通信接口丰富，包含 USB 3.1 Gen2、千兆以太网及 Wi-Fi 6/BT 5.2，满足不同设备间的高速互联。芯片内置 NPU 单元支持 INT8/FP16 混合精度运算，可高效部署深度学习模型，为系统提供端侧 AI 推理能力。RK3588 凭借其强大的算力、丰富的接口及低功耗特性，成为边缘计

算中央决策层的理想选择，尤其适合多传感器数据融合、复杂事件检测及智能预警决策等场景。

2.2.2 机械设计介绍（如果有的话，从总体到局部，逐级给出各组件的具体设计图，可以是 CAD 文件截图或者手绘图片）；

车载双光监测模组由热成像模组、可见光模组、百瓦大灯组成。

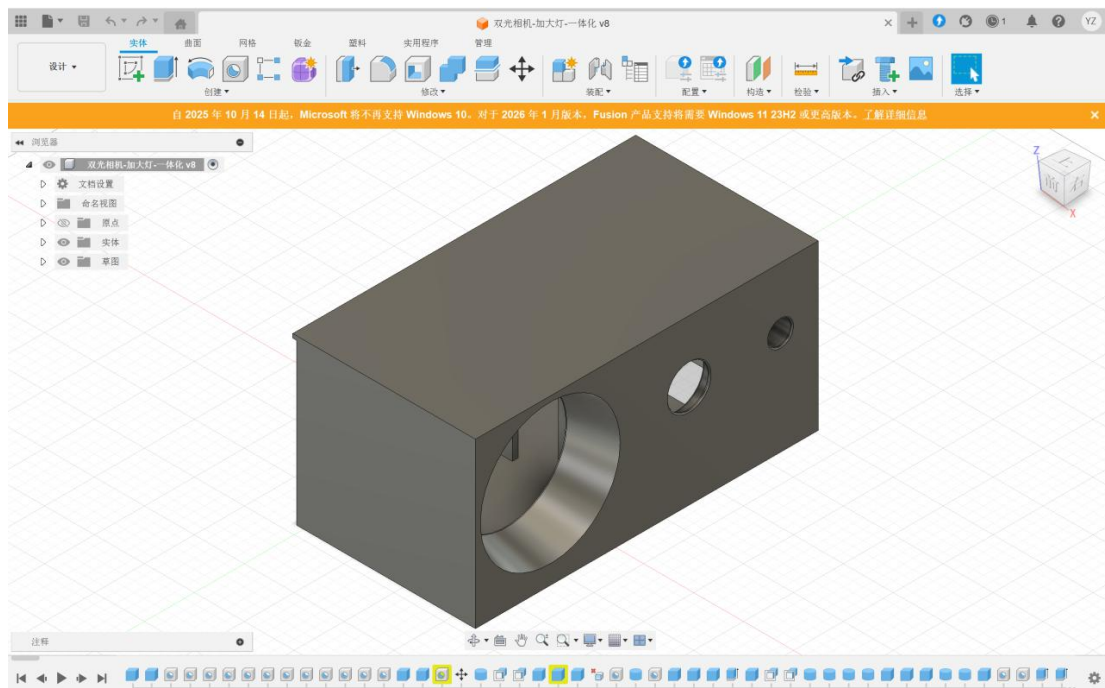


图 8 3D 建模结构图



图 9 外观结构结合相机模组实物图

2.2.3 电路各模块介绍（从总体到局部，逐级给出各模块的具体设计图，并标记出关键的输入、输出信号线，可以是电路图、SCH 原理图、PCB 版图等截图）；

本项目使用相机模组和现有 RK3588 开发板，不涉及电路制作。

2.3 软件系统介绍

2.3.1 软件整体介绍（含 PC 端或云端，结合关键图片）；

2.3.2 软件各模块介绍（根据总体框图，给出各模块的具体设计说明。从顶层到底层逐次给出各函数的流程图及其关键输入、输出变量）；

本项目主要做算法，画面显示直接通过 HDMI 接入显示器。

第三部分 完成情况及性能参数

3.1 整体介绍（整个系统实物的正面、斜 45° 全局性照片）



图 10 系统实物实物图



图 11 可见光测距软件成果图



图 12 热成像测距软件成果图

第四部分 总结 可扩展之处

本系统在现有功能基础上具备以下扩展潜力。

（1）多传感器融合升级：可集成毫米波雷达或激光雷达，弥补红外与可见光在极端天气下的局限性，提升目标检测与测距精度。

（2）通信协议优化：通过 5G-V2X 技术扩展预警范围与实时性，实现车-路-

云协同，支持动态路径规划与全局交通调度。

（3）边缘计算与云计算结合：利用云端训练优化路侧设备的 AI 模型，实现自适应环境变化的检测算法，如针对团雾、冰雹等特殊场景的专项优化。

（4）功能场景延伸：拓展至应急车辆（消防、救护车）优先通行、行人闯入预警等场景，增强公共安全。

（5）能源与部署优化：结合太阳能供电与低功耗设计，推动无电网覆盖区域的低成本部署，助力智慧农村交通建设。

4.2 心得体会

在研发与制作基于红外热成像的多场景智能辅助驾驶系统过程中，团队经历了技术攻关、跨学科协作与工程落地的多重挑战，收获颇丰。

技术研发层面，引入 RGA（Raster Graphic Acceleration）硬件加速，将预处理耗时从 200ms 压缩至 50ms 以内。单目测距模块的精度受限于标定误差，通过双线性插值补偿镜头畸变，并在 RK3588 上部署量化模型，最终在 10m 范围内实现 $\pm 0.3\text{m}$ 误差控制。硬件集成阶段，长时间高负载运行下，RK3588 温度高，导致图像处理帧率下降。团队通过增加散热鳍片与优化线程调度（如将 AI 推理任务分配至 NPU 核心），将温度稳定在 50℃ 以下。此外，无线智能眼镜的显示延迟（初始 300ms）通过协议优化降至 80ms，确保了预警信息的即时性。

团队协作与项目管理中，跨专业分工（如电子组负责硬件调试，算法组专注模型量化）需紧密协同。例如，路侧检测模块的夜间误报率较高，算法组通过引入热成像动态阈值分割，而电子组同步调整 ISP 参数，最终将误报率从 15% 降至 3%。社会价值验证方面，系统在四川、广西某高速路段实测中，成功预警 3 起夜间违章停车事件，但雨雾联测时发现红外穿透性受大雨衰减影响。这促使我们思考未来引入偏振成像的可能性。指导老师提出的“以场景定义技术”理念，让我们深刻认识到：技术落地需平衡理想性能与工程约束，为控制成本舍弃了高精度雷达方案，转而优化算法鲁棒性。

第五部分 参考文献

- [1] 钟帅,王丽萍.无人机航拍图像目标检测技术研究综述[J/OL].激光与光电子学进展,1-32[2024-12-12].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/31.1690.TN.20241209.0956.042.html>.
- [2] 潘凯祥,徐伟铭,何小英,等.聚合双流特征的高分遥感影像场景分类模型[J/OL].海南大学学报(自然科学版),1-13[2024-12-12].<https://doi.org/10.15886/j.cnki.hdxzbzkb.2023121401>.
- [3] 陈俊岭.滨海新区智能导航辅助驾驶技术的推广应用[J].农机科技推广,2024,(09):27-28.
- [4] 郭伟,唐思涛,王春艳.基于 YOLOv7 道路交通热红外图像目标检测算法[J].计算机技术与发展,2024,34(11):43-50.DOI:10.20165/j.cnki.ISSN1673-629X.2024.0223.
- [5] Azam M A, Khan K B, Salahuddin S, et al. A review on multimodal medical image fusion: Compendious analysis of medical modalities, multimodal databases, fusion techniques and quality metrics[J]. Computers in biology and medicine, 2022, 144: 105253.
- [6] 徐彦威,李军,董元方,等.YOLO 系列目标检测算法综述[J/OL].计算机科学与探索,1-19[2024-06-19].<http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.5602.TP.20240611.1631.006.html>.
- [7] 陈梓延,王晓龙,何迪,等.基于改进 YOLOv8 的轻量化车辆检测网络[J/OL].计算机工程,1-13[2024-06-19].<https://doi.org/10.19678/j.issn.1000-3428.0069122>.
- [8] 周俞.耦合轻量级网络 GhostNet 的无人机树冠检测研究[J].江西科学,2024,42(02):372-377.DOI:10.13990/j.issn1001-3679.2024.02.024.
- [9] 杨杰,蒋严宣,熊欣燕.结合 Transformer 和 SimAM 轻量化路面损伤检测算法[J/OL].铁道科学与工程学报,1-10[2024-06-19].<https://doi.org/10.19713/j.cnki.43-1423/u.T20232012>.
- [10] Pham M T, Courtrai L, Friguet C, et al. YOLO-Fine: One-stage detector of small objects under various backgrounds in remote sensing images[J]. Remote Sensing, 2020, 12(15): 2501.
- [11] Yang L, Zhang R Y, Li L, et al. Simam: A simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]//International conference on machine learning. PMLR, 2021: 11863-11874.
- [12] Chen S, Zhan R, Wang W, et al. Learning slimming SAR ship object detector through network pruning and knowledge distillation[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2020, 14: 1267-1282.