

LEDA-YOLO: 解耦与变形融合的轨道障碍物检测

周娟, 张成杰, 肖楠, 宋辉

(华东交通大学信息与软件工程学院, 江西 南昌 330013)

摘要: 在基于无人机的铁路基础设施安全巡检中, 感知侵限碎石等障碍物对保障行车安全至关重要。然而, 此类障碍物边缘形态极不规则, 且实际工程部署面临严苛的计算资源限制, 现有模型难以兼顾特征提取效率与形状自适应感知。本文提出一种零预训练权重的定制化 YOLO11 检测架构: 主干网络设计轻量化金字塔适配器 (LEPA) 解耦特征并大幅剥离冗余参数; 在多尺度融合阶段引入基于形变与注意力的多尺度融合模块 (DAMF), 结合空间注意力掩码与形变偏移, 自适应包裹不规则目标轮廓。实验表明, 相比 YOLO11, 本方法的平均精度均值(mean Average Precision, mAP) @0.5 与 mAP@[0.5:0.95] 分别提升了 1.72 和 5.12 个百分点。得益于特征解耦, 模型参数量与理论计算量分别显著降低了 5.41% 与 11.11%。本研究有效解决了算力与目标形状限制, 实现了铁路环境下的轻量化感知。

关键词: 轨道障碍物检测; YOLO11; 特征解耦; 可变形卷积; 形状自适应

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

LEDA-YOLO: Track Obstacle Detection Based on Decoupling and Deformable Fusion

Zhou Juan, Zhang Chengjie, Xiao Nan, Song Hui

(School of Information and Software Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

Abstract: In the safety inspection of railway infrastructure based on Unmanned Aerial Vehicles (UAVs), the perception of encroaching obstacles, such as gravel, is crucial for ensuring operational safety. However, the highly irregular edge morphology of such obstacles, coupled with the strict computational resource constraints in practical engineering deployment, makes it difficult for existing models to balance feature extraction efficiency with shape-adaptive perception. This paper proposes a customized YOLO11 detection architecture with zero pre-trained weights: in the backbone network, a Lightweight Efficient Pyramid Adapter (LEPA) is designed to decouple features and significantly strip away redundant parameters; in the multi-scale fusion stage, a Deformable Attentional Multi-scale Fusion (DAMF) module is introduced, which combines spatial attention masks with deformable offsets to adaptively conform to irregular target contours. Experiments show that, compared to YOLO11, the proposed method boosts the mean Average Precision (mAP) @0.5 and mAP@[0.5:0.95] by 1.72 and 5.12 percentage points, respectively. Benefiting from feature decoupling, the parameter count and theoretical computational complexity are significantly reduced by 5.41% and 11.11%, respectively. This study effectively solves the limitations of computational power and target shape, achieving lightweight perception in railway environments.

Key words: Track obstacle detection; YOLO11; Feature decoupling; Deformable Convolution; Shape adaptation

轨道交通的安全与高效运行高度依赖于对复杂前方环境的实时感知。Rahman 等^[1]在其基于深度神经网络的研究中指出, 轨道区域的异物入侵(如碎石、散落部件等)易引发列车设备损坏甚至脱轨等灾难性事故。针对传统人工巡检低效且高成本的局限性, Chen^[2]在最新发表的轨道障碍物检测综述中强调, 基于深度学习的视觉目标检测技术凭借其强大的自动化特征提取能力, 已成为实现监控智能化的核心范式。在此基础上, Guan 等^[3]提出, 如何在复杂的光照与背景下快速且精准地定位高危障碍物, 是当前提升铁路系统整体预警能力的关键所在。近年来, 为进一步拓宽智能监控的覆盖广度, 基于无人机(UAV)的视觉巡检技术因其机动性强、部署灵活, 逐渐成为传统巡检模式的重要升级方向^[4-6]。需要明确的是, 受限于列车高速行驶时的制动物理距离, 此类无人机视觉感知系统并非服务于行驶列车的紧急自动制动, 而是主要定位于列车发车前的自动化清道、灾害发生后的早期危险排查, 以及日常铁路沿线的无人化巡检。通过在

收稿日期: 2026-04-20

前端实时处理视频流并上报异常，可有效防患于未然。然而，在实际的无人机巡检场景中，受限于高空俯视视角以及复杂的轨道道砟纹理干扰，加之机载边缘设备的算力往往严重受限，现有的轻量化目标检测算法在面对侵限碎石等微小、边缘极不规则的障碍物时，难以兼顾特征提取效率与形状自适应感知，往往面临严重的特征提取受限与漏检问题^{[7]-[8]}。

目前，以 YOLO 系列为代表的单阶段目标检测网络在交通视觉领域被广泛采用（如刘力等^[9]验证了 YOLO 架构在铁道防灾预警中的潜力），但 Du 等^[10]在其对 YOLO 架构的改进研究中证实，该类模型在应对高度复杂的真实场景时仍面临技术挑战。首先是形状自适应能力的缺失：魏文晓等^[11]在针对小目标与复杂目标检测的研究中明确指出，传统检测器依赖的规则网格卷积导致感受野固定，难以应对障碍物高度不规则的边缘形态与显著的尺度变化，极易在特征提取时引入背景噪声干扰。其次是边缘部署的效率瓶颈：Song 等^[12]在面向铁路监控的轻量化算法研究中提出，现有的高精度模型往往伴随着严重的结构冗余与庞大的参数量，尽管已有学者如杜开华等^[13]尝试通过特征降冗余策略来缓解该问题，但这往往难以与复杂的形状自适应机制相兼顾，这与轨道边缘设备受限的算力依然存在矛盾，导致模型在追求高精度的同时很难满足实时性（FPS）的严苛要求。

为突破算力受限与形状多变的技术壁垒，Sheng 等^[14]倡导针对特定轨道场景设计具有高度针对性的智能化感知架构。受此启发，本研究提出了一种零预训练权重的定制化 YOLO11 轻量级高精度轨道检测架构。在主干网络的轻量化设计上，借鉴 Ji 等^[15]关于 YOLO11 主干结构优化的思路，本文创新设计了轻量化金字塔适配器（LEPA），通过深度可分离卷积机制对特征进行有效解耦，在无损深层语义表达的前提下大幅剥离了冗余参数。在特征融合阶段，参考 Wang 等^[16]提出的多尺度可变形机制，本文引入了基于形变与注意力的多尺度融合模块（DAMF），该模块将空间注意力掩码与可变形偏移量进行了有效结合。

1 LEDA-YOLO 模型结构及原理

1.1 LEDA-YOLO 方法结构

如图 1 所示，LEDA-YOLO 的整体框架由封闭主干网络（Enclosed Backbone）、封闭颈部网络（Enclosed Neck）和封闭检测头（Enclosed head）三个核心部分组成。输入图像（Input Image）首先进入主干网络进行多层级的特征提取，依次经过常规卷积（Conv）、C3k2 模块以及特征金字塔池化结构（SPPF 与 C2PSA）。随后，颈部网络采用 FPN-PAN（特征金字塔与路径聚合网络）架构，将主干网络提取出的三个不同尺度的高级特征（尺寸分别为 $[128, H/8, W/8]$ 、 $[128, H/16, W/16]$ 、 $[256, H/32, W/32]$ ）进行自顶向下与自底向上的双向融合，以充分利用深层语义与浅层细节特征的互补性。最后，融合后的特征送入封闭检测头，在 P3、P4、P5 三个不同尺度上输出目标（设定类别数 $n_c = 4$ ）的分类与边界框回归结果。

针对传统目标检测模型在复杂轨道环境中参数量大且难以捕捉不规则障碍物边缘的缺陷，本文在基础架构上提出了以下两个方面的核心改进：

1) 设计轻量化金字塔适配器（LEPA）优化主干网络特征解耦：为了在不显著降低特征表达能力的前提下剥离多余的计算参数，本文对主干网络（Enclosed Backbone）进行了深度定制。如图 1 左侧所示，主干网络在浅层保留了 C3K2[256] 模块以提取基础的轨道纹理与背景特征；而在特征维度加深的中后期阶段，连续嵌入了两个 LEPA 模块。特征流在向深层传递时，交替通过常规卷积（Conv）与 LEPA 模块。LEPA 模块通过深度可分离特征解耦机制，在维持网络感受野和深层语义提取能力的同时，降低了计算复杂度和参数冗余，为实现边缘设备的实时性（FPS）部署奠定了轻量化基础。

2) 引入可变形注意力多尺度融合模块（C2f_DAMF）重构颈部网络：针对轨道场景中的碎石、异物往往具有高度不规则几何形态的难点，本文在颈部网络（Enclosed Neck）的自底向上特征融合阶段引入了 C2f_DAMF 模块。如图 1 中部所示，在特征图经过上采样（Upsample）并与主干网络对应的特征进行拼接（Concat）后，分别接入了 C2f_DAMF[512] 和 C2f_DAMF[256] 模块。该模块融合了可变形卷积机制与空间注意力掩码，使得网络能够在多尺度拼接融合过程中打破传统规则卷积的固定网格限制。通过自适应学习形状偏移量，模型能够精准贴合并包裹形状多变的障碍物边缘，从而有效提升模型对多尺度目标（尤其是小尺度和形态不规则目标）的感知与定位精度。

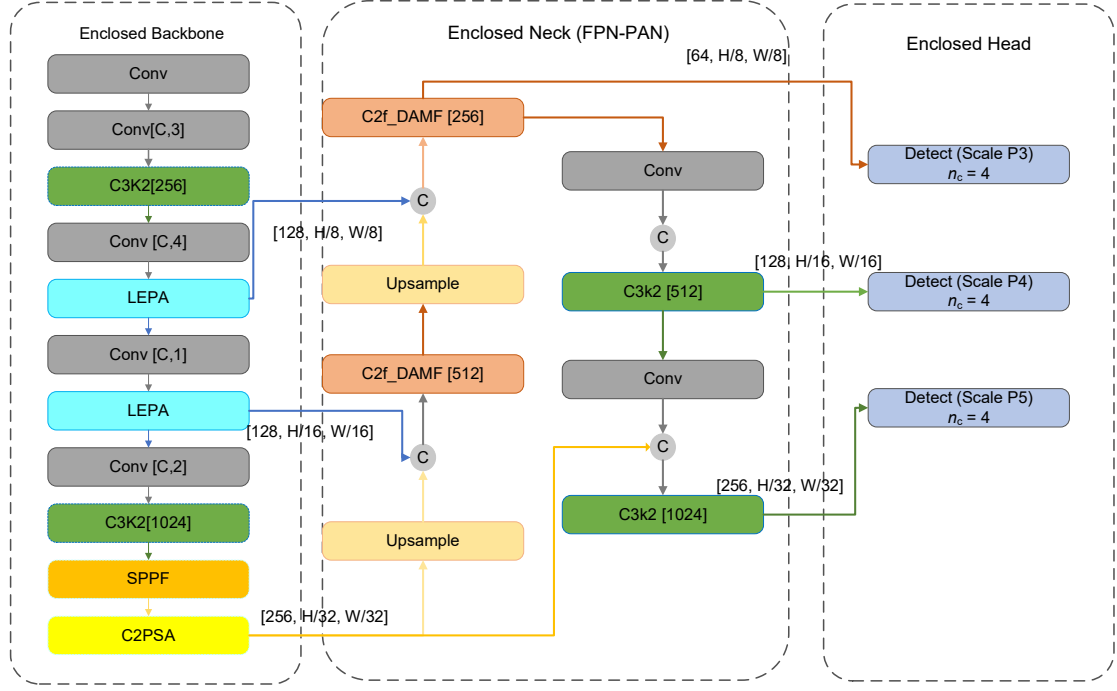


图 1 LEDA-YOLO 方法结构

Fig. 1 Structure of the LEDA-YOLO methodology

1.2 轻量化金字塔适配器 (LEPA)

在主干网络深层，特征图通道数倍增导致的高计算量限制了模型在边缘设备的推理速度。为此，本文设计了轻量化金字塔适配器（LEPA），通过并行特征解耦与深度可分离架构实现高效的信道压缩（如图 2 所示）。

给定输入张量 $X \in \mathbb{R}^{C_1 \times H \times W}$ ，LEPA 采用双分支并行策略：

深度特征自适应分支：输入先经 1×1 卷积 $Cv1$ 将通道数从 C_1 压缩至 C' ($C' = \text{int}(C_1 \times e)$ ， e 为扩展系数)，随后送入由 n 个瓶颈块串联的 3×3 深度卷积（DWConv）进行逐通道提取，以阻断跨通道冗余计算：

$$X_{top} = DWConv_{3 \times 3}(\dots(DWConv_{3 \times 3}(Cv1(X)))\dots)$$

并行连接分支：为保留原始映射信息并防止梯度消失，输入 X 同步经 1×1 卷积 $Cv2$ 执行通道对齐：

$$X_{bot} = Cv2(X)$$

最后，在通道维度拼接 X_{top} 与 X_{bot} ，并利用 1×1 卷积 $Cv3$ 进行跨通道交融，恢复至目标通道数 C_2 ：

$$Y_{out} = Cv3(Concat(X_{top}, X_{bot}))$$

通过该设计，LEPA 在大幅剥离深层冗余参数的同时，有效维持了多感受野特征的传递。

LEPA (Lightweight Efficient Pyramid Adapter)

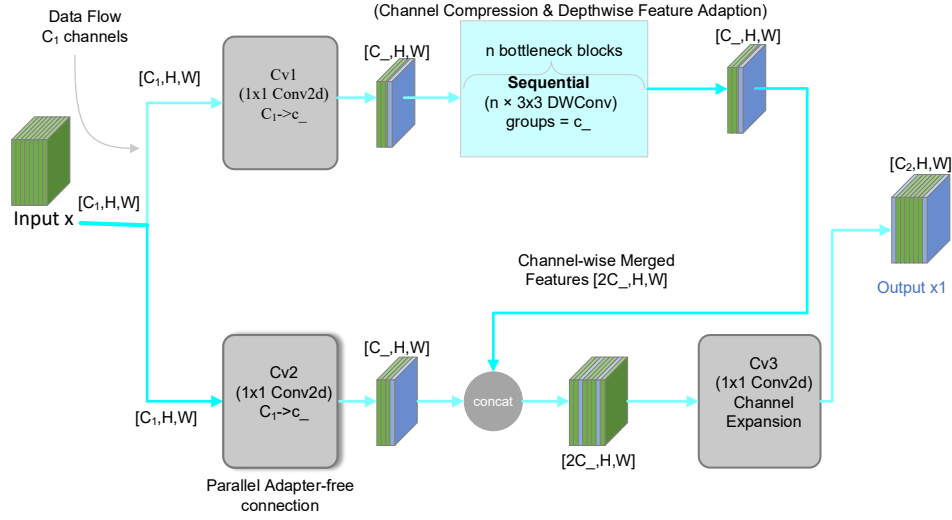


图 2 LEPA 结构图

Fig. 2 LEPA structure diagram

1.3 可变形注意力多尺度融合模块 (C2f_DAMF)

针对轨道场景障碍物尺度多变、边缘不规则且易受背景干扰的难题，本文设计了可变形注意力多尺度融合模块（C2f_DAMF，如图 3 所示）。该架构嵌套了宏观跨阶段局部网络（C2f）与微观形状自适应重构块（DAMF Block）。

1) C2f 宏观梯度分流架构：

输入张量 $x \in \mathbb{R}^{B \times C_1 \times H \times W}$ 经 1×1 卷积扩展通道并分块为 y_1 和 y_2 。 y_1 跳接至末端， y_2 穿过 n 个 DAMF Block。将 y_1 、 y_2 及各微观块中间输出拼接（Concat）后，经 1×1 卷积聚合输出，丰富了感受野多样性。

2) DAMF 微观形状自适应重构：

DAMF Block 内的特征重构包含形变与注意力两阶段：

阶段一（自适应形变）：标准二维卷积在位置 p_0 处的计算形式为：

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in \mathbb{R}} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n)$$

其中 $\mathbb{R}$ 为规则采样网格。为贴合不规则目标，网络学习动态偏移量 Δp_n ，扩展为非规则网格：

$$y(p_0) = \sum_{p_n \in \mathbb{R}} w(p_n) \cdot x(p_0 + p_n + \Delta p_n)$$

由于偏移量存在小数，采用双线性插值获取偏置连续坐标 $p = p_0 + p_n + \Delta p_n$ 处的特征值：

$$x(p) = \sum_q G(q, p) \cdot x(q)$$

其中 q 为离散整数坐标， $G(q, p)$ 为插值核。经归一化后输出对边缘敏感的形变特征 X_{def} 。

阶段二（空间注意力与残差融合）：对 X_{def} 并行执行最大池化（MaxPool）与平均池化（AvgPool），拼接后经 7×7 卷积与 Sigmoid 激活生成空间掩码 A_s ：

$$A_s = \text{Sigmoid}(\text{Conv2d}_{7 \times 7}(\text{Concat}(\text{MaxPool}(X_{def}), \text{AvgPool}(X_{def}))))$$

最后将 A_s 与 X_{def} 逐元素相乘 ($\otimes$), 并结合原始输入 X_{Path3} 进行残差连接, 经 SiLU 激活输出最终特征 Y_{DAMF} :

$$Y_{DAMF} = \text{SiLU}(X_{def} \otimes A_s + X_{Path3})$$

该设计统一了形变感受野与注意力权重, 提升了模型对不规则目标的抗干扰能力。

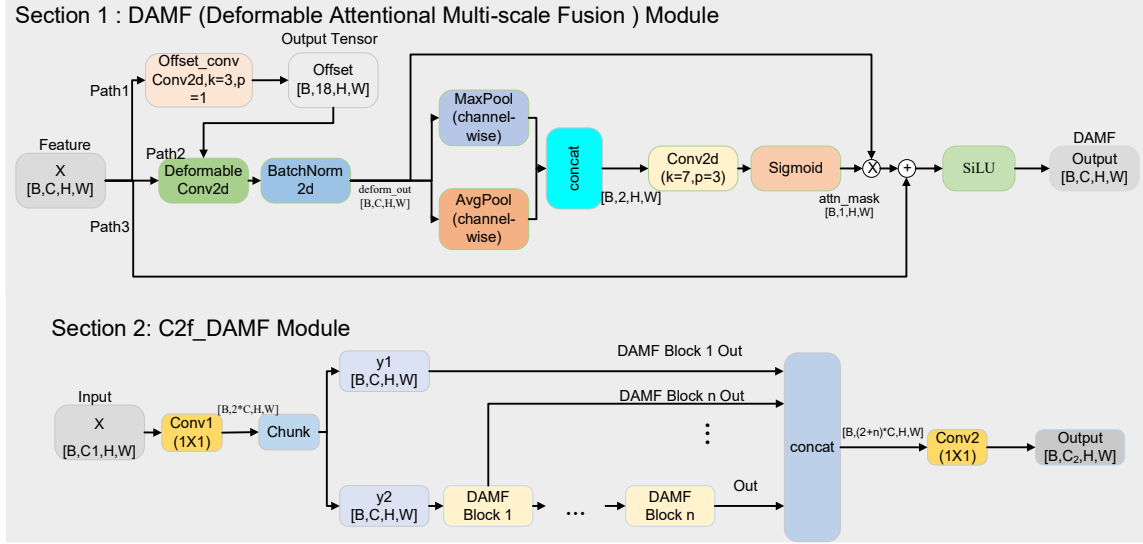


图 3 DAMF 结构图

Fig. 3 DAMF structure diagram

2 实验结果与对比分析

2.1 数据集构建与实验参数设置

为验证所提算法在实际工况下的适用性, 本实验构建了面向真实场景的轨道障碍物感知数据集。该数据集共包含 2,883 张轨道场景图像, 并按照约 87.5% : 10.1% : 2.4% 的比例划分为训练集 (2,523 张)、验证集 (290 张) 与测试集 (70 张)。针对轨道异物侵限的典型场景, 数据集共标注了 4 类高频障碍物目标, 总实例数达 2,972 个, 具体分布为: 倒树 (fallen-tree, 1,113 个)、普通碎石 (generic-rock, 505 个)、普通树木 (generic-tree, 335 个) 以及大石块 (rock, 1,019 个)。此外, 为降低复杂道砟纹理带来的干扰, 训练与验证集中保留了 13 张无目标的纯背景图像作为负样本, 以进一步增强模型的抗误检能力。该数据集的样本涵盖了不同光照与轨道视角等多样的场景工况, 保障了实验评估的客观性与泛化性。所有模型均在单张 Tesla V100 (16GB) GPU 环境下完成训练, 采用统一的输入图像尺度与显存自适应批次 (AutoBatch)。考虑到轨道场景与通用数据集存在显著的分布差异, 直接加载常规预训练权重易引发模型对先验特征的过度依赖, 因此本研究采用零预训练策略 (Train from scratch), 以客观评估改进模块自身的特征提取效能。模型共训练 400 轮 (配合 100 轮早停机制), 采用余弦退火学习率 (预热 5 轮) 与 0.0005 权重衰减。针对轨道微小目标的形态特点, 本文对数据增强策略进行了适度调整: 禁用旋转、剪切与擦除操作以保护边缘特征并避免语义混淆, 适度引入 Copy-Paste (0.5) 与 Mixup (0.1) 扩充稀缺样本, 并在最后 30 轮关闭 Mosaic 增强, 利用纯净原图微调边界框。

2.2 性能比较与结果分析

为保证对比实验的公平性, 表 1 中所有对比算法均在统一的软硬件环境下, 采用相同的靶向数据增强策略与超参数 (无预训练, 400 Epochs) 进行重新训练评估。对比实验结果 (表 1) 表明, 本文提出的



LEDA-YOLO 算法在轨道障碍物检测任务中成功实现了精度与轻量化的良好权衡。与 Faster R-CNN^[17]相比，本模型展现出明显的轻量化特征（参数量为 2.45 M，计算量为 5.6 GFLOPs，相较于 Faster R-CNN 的 41.50 M 和 212.0 GFLOPs 有显著下降）；而在与 MSL-YOLO^[18]、ROD-YOLO^[3]等轨道专用前沿算法的对比中，LEDA-YOLO 在保持较低计算复杂度的同时，在精确率（ $P=96.83\%$ ）、召回率（ $R=96.34\%$ ）与 $mAP@0.5$ （97.29%）等指标上也取得了较优的表现。此外，在用于评估目标边界贴合度且更为严苛的综合指标 $mAP@[0.5:0.95]$ 上，LEDA-YOLO 达到了 65.48%，相较于其他对比算法有进一步提升。上述结果表明，该多模块联合架构能够在参数压缩的同时有效维持检测性能，兼顾了实际工程巡检中计算资源受限与复杂环境下的感知需求，具备一定的实际部署潜力。

表 1 主流目标检测算法综合性能对比
Tab. 1 Comprehensive performance comparison of mainstream object detection algorithms

模型名称	Params/M	GFLOPs	$mAP@0.5(\%)$	$P/\%$	$R/\%$	$mAP@[0.5:0.95] /\%$
Faster R-CNN ^[17]	41.50	212.0	86.40	79.1	66.5	55.0
YOLOv8n	3.15	8.7	95.10	86.2	79.0	59.2
ACX-YOLOv8 ^[14]	4.85	—	87.10	89.0	81.6	62.3
MSL-YOLO ^[18]	2.35	6.7	94.30	—	—	—
ROD-YOLO ^[3]	3.86	8.2	96.60	96.3	91.4	—
LEDA-YOLO (Ours)	2.45	5.6	97.29	96.83	96.34	65.48

2.3 消融实验

为了深入探究轻量化金字塔适配器（LEPA）与基于形变与注意力的多尺度融合模块（DAMF）的独立机制与非线性协同效应，本文对表 2 的量化数据进行了深度对比分析。消融实验结果表明，两个模块不仅具备卓越的单点性能，更在完整架构中形成了优势互补的闭环。独立验证发现，仅引入 LEPA 模块（组 1）展现出降维解耦能力，在参数量从基线的 2.58 M 降至 2.53 M、计算量压降至 6.1 GFLOPs 的同时，平均精度（ $mAP@0.5$ ）微升至 95.79%，推理速度更是提升至 139.95 FPS，证实了其在轻量化主干网络时有效维持了特征传递的纯净度。另一方面，仅引入 DAMF（组 2）增强了模型对不规则障碍物的几何适应性，使 $mAP@0.5$ 提升至 96.33%， $mAP@[0.5:0.95]$ 攀升至 64.59%；尽管并行的注意力机制不可避免地带来了算力开销的微幅增长（参数量增至 2.64 M，计算量 6.8 GFLOPs，推理帧率降至 123.83 FPS），但其对检测精度的增益是显著的。在 LEDA-YOLO 完整架构中（组 3），两者构成了“上游降参解耦，下游形变聚焦”的非线性协同：上游 LEPA 过滤冗余道砟背景所释放的算力，不仅彻底填平了下游 DAMF 带来的开销，更使模型总参数量与理论计算量显著降至对比组中最低的 2.45 M 与 5.6 GFLOPs。需要说明的是，考虑到当前阶段侧重于算法架构设计，表 2 中的推理速度均在常规服务器端测试得出（测试环境：单张 Tesla V100-SXM2-16GB 显卡，Batch-size=1）；在此环境下，模型依然维持了 133.42 FPS 的高推理速度。这 11.11% 的理论计算量削减并非性能溢出，而是为了对冲实际工程中计算资源受限平台所带来的帧率衰减，为未来的轻量化部署提供了充足的算法余量。更为关键的是，得益于上游纯净特征输入，

下游 DAMF 的形变偏移与空间聚焦能力被极限放大，不仅推动 mAP@0.5 登顶至 97.29%，更在考核极严苛的 mAP@[0.5:0.95] 指标上实现了高达 5.12 个百分点的跨越式暴涨（由 60.36% 提升至 65.48%）。这一系列数据充分证明，所提多模块联合架构能以极低的算力与存储成本，在像素级别上实现对复杂异物边界的精准包裹与感知。

表 2 LEDA-YOLO 模型消融实验结果
Tab. 2 Ablation study results of the LEDA-YOLO model

Model	LEPA	DAMF	Params/M	GFLOPs	P/%	R/%	mAP@0.5 /%	mAP@[0.5:0.95]/%	FPS
Baseline	—	—	2.58	6.3	94.25	92.61	95.57	60.36	138.12
LEPA	✓	—	2.53	6.1	95.62	95.72	95.79	62.36	139.95
DAMF	—	✓	2.64	6.8	96.23	96.14	96.33	64.59	123.83
(LEDA-YOLO)	✓	✓	2.45	5.6	96.83	96.34	97.29	65.48	133.42

2.4 模型对小目标的感知能力分析

为验证模型对微小不规则障碍物的捕捉能力，本文对比了基线模型与 LEDA-YOLO 在各类别上的平均精度（AP）。结果表明，LEDA-YOLO 展现出了良好的细节感知与特征提取优势。在维持大尺度目标高精度检测的基础上，模型对极具挑战性的微小障碍物取得了显著的性能提升。具体而言，“大石块”目标的 AP 值从基线模型的 92.6% 大幅提升至 97.1%，“普通树木”目标的 AP 值由 92.9% 提升至 95.0%，从而推动全类别平均精度（mAP@0.5）由 95.57% 稳步提升至 97.29%。这一量化数据与消融实验结果高度一致，充分证实了本文所提的特征解耦与形变融合架构有效打破了传统轻量化网络的感受野局限，显著增强了模型在复杂轨道背景下对微小异物的高敏锐度捕捉能力。

2.5 复杂场景可视化对比分析

为了直观验证本模型在实际工况下的抗干扰与微小目标捕捉能力，本文选取了无人机视角下挑战性的轨道画面进行可视化对比（如图 4 所示）。从图 4(a) 中可以观察到，在轨道道砟纹理高度相似以及边缘植被光影遮挡的复杂背景下，Base 模型出现了严重的特征丢失，导致对微小碎石（rock）与普通石块（generic-rock）发生漏检（如红圈所示）。相比之下，如图 4(b) 所示，得益于 LEPA 模块强大的低熵纯化能力与 DAMF 模块的形变多尺度感知机制，LEDA-YOLO 能够有效剥离冗余的背景噪声，锁定并以较高置信度检出微小且不规则的障碍物。这一可视化结果证实了本文算法缓解了传统轻量化网络在复杂场景下易漏检的难题，展现出良好的工程鲁棒性与实际应用价值。

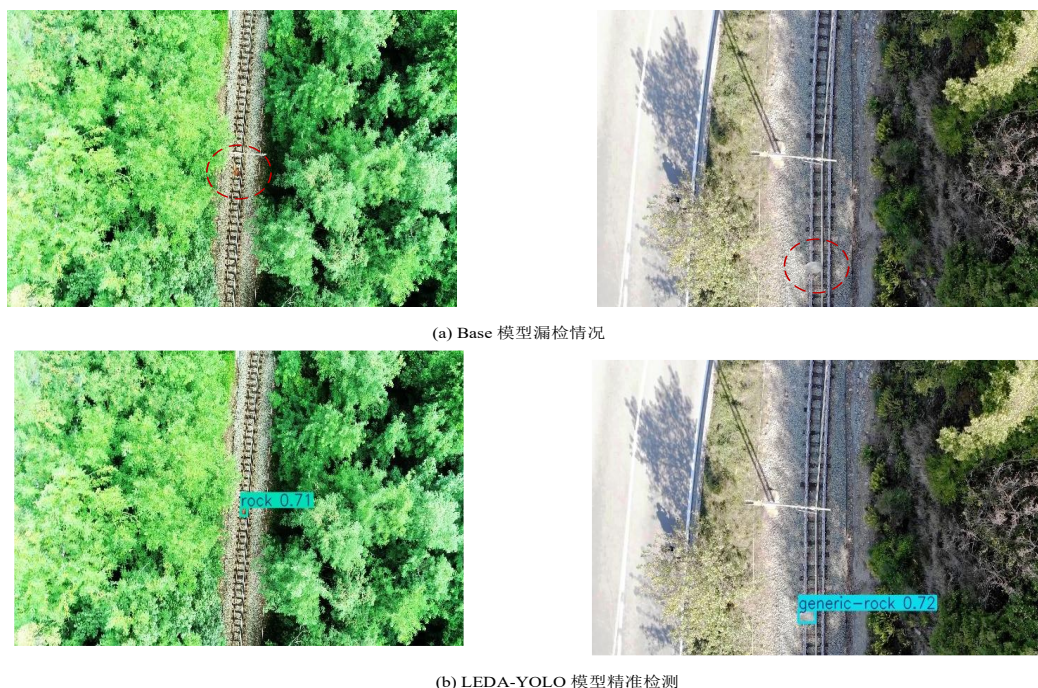


图 4 基线模型与 LEDA-YOLO 在复杂轨道工况下的小目标检测可视化对比

Fig. 4 Visual comparison of small object detection between the baseline model and LEDA-YOLO in complex railway scenarios

2.6 错误识别案例与局限性分析

尽管 LEDA-YOLO 在绝大多数复杂轨道工况下表现优异，但在极少数极端视觉干扰场景中仍存在识别误差（Failure Cases）。为了直观剖析模型的局限性，本文选取了典型的错误识别案例进行可视化分析，如图 5 所示，轨道区域在强日光照射下，周边植被与地形于轨枕和道砟上投射了不规则的浓重阴影（或局部存在深色非危险污渍）。这些深色干扰区域在二维图像的像素强度、边缘轮廓及纹理分布上，与真实的“倒树（fallen-tree）”或“大石块（rock）”等高危障碍物呈现出极高的相似度。在此类极端的光影突变与高对比度工况下，模型所提取的形变特征偶尔会被这种具有高度“物理迷惑性”的背景所误导，从而导致无中生有的误检（False Positive）以及类别的混淆。

这一局限性表明，仅依赖单帧静态二维图像的表现特征，难以彻底根除极端光影伪装带来的误报瓶颈。未来的工作将考虑引入时序多帧融合机制（利用无人机移动视角下的阴影相对位移规律来剥离背景），或结合低照度与强光自适应校准算法，以进一步提升模型在全天候复杂野外环境中的抗干扰鲁棒性。

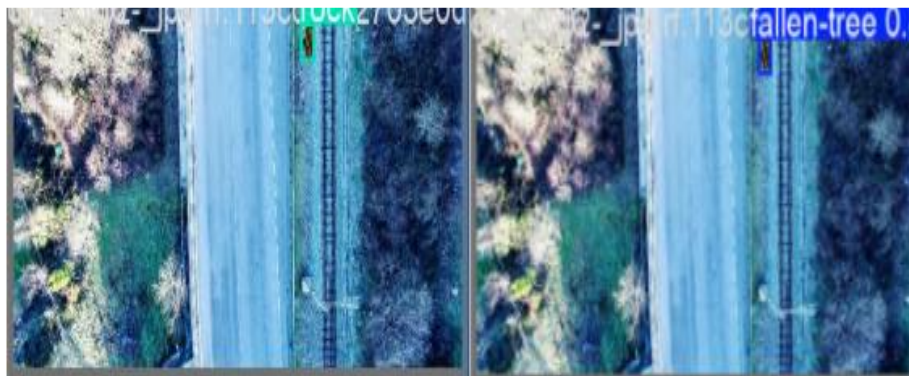


图 5 强光影干扰下的典型误检案例可视化

Fig. 5 Visualization of typical false detection cases under strong shadow interference

3 结论

1) 本文提出的 LEDA-YOLO 模型通过创新的 LEPA 模块和 DAMF 模块,解决了无人机视角下小目标检测中的细节丢失和复杂道砟背景干扰问题,提升了检测精度。实验结果表明,LEDA-YOLO 在轨道障碍物数据集上表现优异(全类别 mAP@0.5 达 97.3%),尤其在复杂背景下的小目标(如侵限碎石)检测中,展现出较高的鲁棒性和计算效率。这使得该模型在铁路基础设施智能运维中具有广泛的应用潜力,能够为轨道异物侵限预警、无人机自动化巡检和线路安全管理提供有力的支持。

2) 未来,LEDA-YOLO 将在无人化巡检和智能交通的融合应用中发挥重要作用,尤其是在铁路基础设施安全保障领域。通过集成到无人机自主巡检平台、轨道巡检机器人、机载边缘计算监控系统等场景中,LEDA-YOLO 能够实现自动检测轨道障碍物、实时识别侵限隐患、确保行车安全预警等功能。随着 5G、物联网和边缘计算技术^[19]在铁路智能运维体系中的不断深化,LEDA-YOLO 将能够在更广泛的全天候复杂野外环境中部署,实现更加智能化、高效的巡检与监控,推动铁路交通基础设施维保向智能化、自动化方向迈进,有助于进一步提升巡检效率与行车安全性。在未来的研究中,也可进一步借鉴前沿的冗余特征抑制策略^[20]以及无人机视角下的复杂环境目标检测优化技术^[21],以持续优化边缘设备在全天候极端工况下的检测性能。

参考文献:

- [1] Rahman F U, Ahmed M T, Hasan M M, et al. Real-time obstacle detection over railway track using deep neural networks [J]. *Procedia Computer Science*, 2022, 215: 289-298.
- [2] Chen Zhaoyun. Research and analysis of railway obstacle detection technology based on deep learning [J]. *Science and Technology of Engineering, Chemistry and Environmental Protection*, 2025, 1 (1).
- [3] Guan Cong, Ieiri Y, Yoshie O. ROD-YOLO: a fast and accurate obstacle detection framework for railways based on feature enhancement and context aggregation [J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2026, E109.D (1): 180-192.
- [4] 李慧,蔡伯根,吴大勇,等. 低空无人机技术在铁路行业的应用与展望 [J]. *铁道运输与经济*, 2026, 48 (1): 46-58.
Li Hui, Cai Baigen, Wu Dayong, et al. Application and prospect of low-altitude unmanned aerial vehicle technology in railway industry [J]. *Railway Transport and Economy*, 2026, 48 (1): 46-58.
- [5] 史龙,孙亮,叶轲,等. 低空铁路巡检场景技术研究 [J]. *铁路通信信号工程技术*, 2025, 22 (5): 1-8.
Shi Long, Sun Liang, Ye Ke, et al. Technical research on low-altitude railway inspection scenario [J]. *Railway Signalling & Communication Engineering*, 2025, 22 (5): 1-8.
- [6] 魏培勇,金晓武,焦利,等. 铁路无人机巡检技术研究与应用 [J]. *铁道建筑*, 2023, 63 (4): 108-113.
Wei Peiyong, Jin Xiaowu, Jiao Li, et al. Research and application of railway UAV patrol inspection technology [J]. *Railway Engineering*, 2023, 63 (4): 108-113.
- [7] 赵旭东,姜晓东,张永波. 基于改进 YOLOv8 的无人机航拍图像目标检测 [J]. *电子设计工程*, 2026, 34 (6): 176-182.
Zhao Xudong, Jiang Xiaodong, Zhang Yongbo. UAV aerial image object detection based on improved YOLOv8 [J]. *Electronic Design Engineering*, 2026, 34 (6): 176-182.
- [8] 仲磊,杜景林. YOLO11-DPSS: 改进 YOLO11 的无人机航拍道路病害检测 [J]. *计算机系统应用*, 2026, 35 (5): 193-203.
Zhong Lei, Du Jinglin. YOLO11-DPSS: UAV aerial imagery road damage detection based on improved YOLO11n [J]. *Computer Systems & Applications*, 2026, 35 (5): 193-203.
- [9] 刘力,苟军年. 基于 YOLO v4 的铁道侵限障碍物检测方法研究 [J]. *铁道科学与工程学报*, 2022, 19 (2): 528-536.
Liu Li, Gou Junnian. Research on detection method of railway intrusion obstacles based on Yolo v4 [J]. *Journal of Railway Science and Engineering*, 2022, 19 (2): 528-536.
- [10] Du Qinsheng, Zhang Ningbo, Bi Wenqing, et al. SST-YOLO: an improved autonomous driving object detection algorithm

based on YOLOv8 [J]. Applied Sciences, 2026, 16 (7) : 3456.

- [11] 魏文晓, 刘洁瑜, 徐军辉, 等. 扩增感受野特征融合的小目标检测算法 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35 (1) : 48-54.
- Wei Wenxiao, Liu Jieyu, Xu Junhui, et al. Small target detection algorithm based on receptive field amplification feature fusion [J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2023, 35 (1) : 48-54.
- [12] Song Baoye, Zhao Shihao, Wang Zidong, et al. LW-DETR: a lightweight transformer-based object detection algorithm for efficient railway crossing surveillance [J]. Complex & Intelligent Systems, 2025, 11 (12) : 480.
- [13] 杜开华, 许贵阳, 白堂博. 基于特征降冗余的 Vanilla-YOLOv8 铁路异物侵限检测方法 [J]. 北京交通大学学报, 2024, 48 (5) : 49-58.
- Du Kaihua, Xu Guiyang, Bai Tangbo. Vanilla-YOLOv8 railway foreign object intrusion detection method based on feature redundancy reduction [J]. Journal of Beijing Jiaotong University, 2024, 48 (5) : 49-58.
- [14] Sheng Zhao, Liu Tianyang, Shanguan Wei, et al. An intelligent obstacle detection method for rail transit scenarios [J]. Sensors, 2026, 26 (5) : 1673.
- [15] Ji Peng, Jiang Zonglin. SDO-YOLO: a lightweight and efficient road object detection algorithm based on improved YOLOv11 [J]. Applied Sciences, 2025, 15 (21) : 11344.
- [16] Wang Haoran, Zhang Fan, Yi Rong. Multi-scale deformable transformer with iterative query refinement for hot-rolled steel surface defect detection [J]. Sensors, 2025, 25 (22) : 6890.
- [17] Ren Shaoqing, He Kaiming, Girshick R, et al. Faster R-CNN: towards real-time object detection with region proposal networks [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39 (6) : 1137-1149.
- [18] Niu Hongxia, Feng Dingchao, Hou Tao. Research on foreign object intrusion detection in railway tracks based on MSL-YOLO [J]. Journal of Engineering and Applied Science, 2025, 72 (1) : 136.
- [19] 施巍松, 孙辉, 曹杰, 等. 边缘计算: 万物互联时代新型计算模型 [J]. 计算机研究与发展, 2017, 54 (5) : 907-924.
- Shi Weisong, Sun Hui, Cao Jie, et al. Edge computing-an emerging computing model for the Internet of everything era [J]. Journal of Computer Research and Development, 2017, 54 (5) : 907-924.
- [20] 朱志亮, 黄欣荣, 刘怡, 等. ES-YOLO: 基于细节特征增强与冗余特征抑制的小目标检测方法 [J]. 华东交通大学学报, 2025, 42 (6) : 42-50.
- Zhu Zhiliang, Huang Xinrong, Liu Yi, et al. ES-YOLO: small object detection method based on detail feature enhancement and redundant feature suppression [J]. Journal of East China Jiaotong University, 2025, 42 (6) : 42-50.
- [21] 冷佳旭, 莫梦竟成, 周应华, 等. 无人机视角下的目标检测研究进展 [J]. 中国图象图形学报, 2023, 28 (9) : 2563-2586.
- Leng Jiaxu, Mo Mengjingcheng, Zhou Yinghua, et al. Recent advances in drone-view object detection [J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28 (9) : 2563-2586.



第一作者: 周娟 (1977—), 女, 副教授, 硕士生导师, 研究方向为计算机算法设计。



通信作者: 张成杰 (2002—), 男, 硕士生, 研究方向为目标检测。