

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2518417

ED\_YOLO:基于边缘驱动的低照度目标检测算法<sup>\*</sup>杨璐霞<sup>1,2</sup> 雷建佳<sup>1,2</sup> 张红瑞<sup>1,2</sup> 马永杰<sup>3</sup> 薛映照<sup>1,2</sup>(1.太原师范学院计算机科学与技术学院 晋中 030619; 2.智能优化计算与区块链技术山西省重点实验室 晋中 030619;  
3.西北师范大学物理与电子工程学院 兰州 730070)

**摘 要:** 针对低照度环境下,目标特征不明显、细节丢失严重、场景适应性差等问题导致目标检测精度低的问题,提出了一种基于边缘驱动的目标检测方法 ED\_YOLO。首先,设计了 HESM 模块,通过 Sobel 算子提取边缘信息,引导多元特征交互,提升有效信息的敏感度。其次,提出了 C2f\_DRM 模块,高效整合局部细节与全局上下文信息。然后,构建了 LFAM 模块,在共享卷积的基础上,优化不同尺度特征的自适应调控方法,有效减少细节信息丢失。最后,引入 RepGFPN 模块,利用重参数化技术,提高模型的多尺度特征提取能力。在 ExDark 数据集上的实验结果表明,所提出方法的 mAP50 达到了 72.17%,与原始 YOLOv8n 相比,提高了 2.87%,取得了较好的检测效果。

**关键词:** 边缘驱动;低照度图像;YOLOv8n 网络;特征融合

**中图分类号:** TP391.4;TN0 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 520.20

## ED\_YOLO:Edge driven low light object detection algorithm

Yang Luxia<sup>1,2</sup> Lei Jianjia<sup>1,2</sup> Zhang Hongrui<sup>1,2</sup> Ma Yongjie<sup>3</sup> Xue Yingzhao<sup>1,2</sup>

(1.School of Computer Science and Technology, Taiyuan Normal University, Jinzhong 030619, China;

2.Shanxi Provincial Key Laboratory of Intelligent Optimization Computing and Blockchain Technology, Jinzhong 030619, China;

3.School of Physics and Electronic Engineering, Northwest Normal University, Lanzhou 730070, China)

**Abstract:** Aiming at the problems of limited adaptability, loss of details and unclear features faced by target detection in low-light environment, the edge-driven detection method ED\_YOLO is proposed. Firstly, the HESM module is proposed to extract edge information through the Sobel operator, guide the interaction of multiple features, and improve the sensitivity of effective information. Secondly, the C2f\_DRM module is designed to efficiently integrate local details and global context information. Then, the LFAM module is constructed. Based on shared convolution, the adaptive control method of features of different scales is optimized to effectively reduce the loss of detail information. Finally, the RepGFPN module is introduced to improve the multi-scale feature extraction capability of the model by using reparameterization technology. Experimental results on the ExDark dataset show that the mAP50 of the proposed method reaches 72.17%, which is 2.87% higher than the original YOLOv8n, achieving better detection effect.

**Keywords:** edge drive;low-light image;YOLOv8n network;feature fusion

## 0 引 言

低照度条件下的目标检测是指在光照条件不足的情况下,通过计算机视觉技术自动识别和定位图像中的目标,被广泛应用于安防监控<sup>[1]</sup>、自动驾驶<sup>[2]</sup>、夜间巡检等领域,对于提升智能监控系统可靠性、提高夜间安全防护能力具有重要意义。

随着人工智能技术的持续发展,学者们提出了一系列

基于深度学习的低照度图像目标检测方法。现有的研究方法主要分为两大类:采用图像增强算法与目标检测相结合的两阶段算法和通过改进目标检测算法实现的单阶段检测。

在两阶段算法中,首先利用 SCINet<sup>[3]</sup>、RetinexNet<sup>[4]</sup>和 EnlightenGAN<sup>[5]</sup>等图像增强模型提升低照度图像的整体质量,为后续的目标检测任务提供更清晰、可辨识的特征信息,以降低目标检测的难度。例如,Wang 等<sup>[6]</sup>采用

收稿日期:2025-03-24

<sup>\*</sup> 基金项目:国家自然科学基金(62066041)、山西省重点研发计划(202102010101008)、山西省高等学校科技创新项目(2024L295)、山西省科技战略研究专项重点项目(202304031401011)、山西省基础研究计划(自由探索类)项目(202403021222276)、山西省研究生教育改革研究项目(2023JG163)资助

DCGAN算法先将低照度图像增强,然后通过改进的Faster R-CNN进行目标检测,有效提升了低照度图像目标检测的性能。Xue等<sup>[7]</sup>提出的MPE-DETR模型通过融合多尺度金字塔增强网络,增强了低照度图像的结构和纹理特征,结合实时检测器,有效提高了夜间检测精度。尽管两阶段算法在检测精度方面具有一定优势,但其将低照度目标检测拆分成增强和检测两个步骤,这种设计使得图像增强算法与目标检测相互独立,导致计算成本上升,难以满足实时应用的需求。同时,由于两者未进行端到端的联合优化,难以实现从图像增强到目标检测的协同优化,无法达到系统的整体最优性能。因此,出于对检测速度与计算效率的需求,近年来的研究逐渐聚焦于单阶段目标检测算法的优化与应用。单阶段检测是通过优化YOLO<sup>[8-10]</sup>和SSD<sup>[11]</sup>等经典算法,能够高效地实现目标检测任务。例如,舒子婷等<sup>[12]</sup>提出了YOLOv5\_DC模型,通过双通道输入分别处理图像的亮度和纹理信息,增强特征提取能力。Yin等<sup>[13]</sup>将离散余弦变换(DCT)信息嵌入YOLOv3网络,提出了DCT驱动的DEFormer架构,借助频率信息提升低照度场景下的检测性能。Cui等<sup>[14]</sup>利用自动编码器对图像特征进行重构,并结合多任务学习框架,设计了多任务自动编码转换(MAET)模型,进一步优化了检测精度。杜运亮等<sup>[15]</sup>通过知识蒸馏技术,将复杂模型的知识迁移到轻量级模型中,提升了YOLOv8检测器的性能和效率。郭志聪等<sup>[16]</sup>通过图像增强技术突出异物的特征,借助slim-neck设计优化模型结构,提升检测效果。蔡腾等<sup>[17]</sup>采用MobileNet v2<sup>[18]</sup>作为YOLOv8的骨干网络,提升了模型的计算效率和特征提取能力。Sasagawa等<sup>[19]</sup>设计了YOLO-in-the-dark算法,通过将特征传递至粘合层,实现了不同域模型的融合,进而

增强了模型的检测性能。此外,王非凡等<sup>[20]</sup>将传统图像处理方法与深度学习相结合,设计了图像自适应增强网络,并与YOLOv5进行端到端的联合训练,有效提高了检测精度。上述单阶段方法大多通过图像增强算法或额外的计算模块与目标检测模型相结合,提高了识别精度。然而,这些方法在不同光照条件下的适应性有限。在光照强度变化较大时,无法有效调整图像的对比度和亮度,容易受到噪声干扰,导致目标特征提取不够准确,从而影响整体检测性能。

综上所述,为了解决低照度目标检测中存在的特征不明显、细节信息丢失严重、场景适应性能力不足等问题,本文提出了一种基于边缘驱动的低光照目标检测算法Edge-Driven YOLO(ED\_YOLO)。首先,提出了层级边缘感知模块(hierarchical edge sensing module, HESM),促进多元特征之间的深度融合与交互,增强目标区域的特征表达能力。其次,设计了扩张残差模块(C2f dilation residual module, C2f\_DRM),通过区域残差化和语义残差化,高效地获取多尺度上下文信息。然后,构建了轻量化特征聚合模块(lightweight feature aggregation module, LFAM),利用自适应门控动态调整各尺度特征的权重,提升对细小特征的感知能力。最后,引入重参数化广义特征金字塔(reparameterized generalized-FPN, RepGFPN),结合多尺度特征交互,增强模型对多样化特征的适应能力。

## 1 Edge-Driven YOLO(ED\_YOLO)

ED-YOLO以YOLOv8n为基准网络进行模型改进,主要由主干网络、颈部网络和头部网络组成,其整体框架如图1所示。

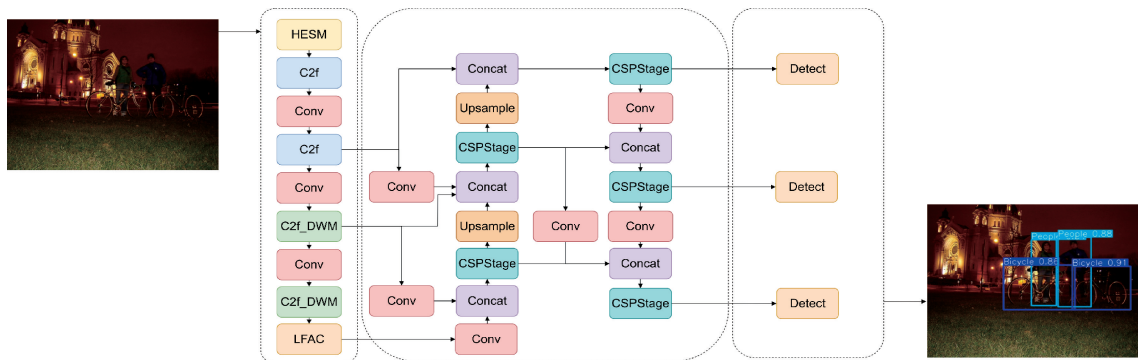


图1 ED\_YOLO网络框架

Fig.1 Framework of ED\_YOLO

在主干网络,采用HESM模块替换YOLOv8n主干网络中的前两层卷积操作,实现多元特征的深度聚合,提升模型对关键信息的感知能力。将C2f\_DRM模块取代主干网络部分C2f模块,有效地整合局部细节与全局上下文信息。LFAM模块替换主干网络SPPF池化操作,自适应地分配不同尺度特征的权重,增强对细节信息的捕捉能力。

在颈部网络,将原始特征金字塔网络替换为RepGFPN<sup>[21]</sup>模块。RepGFPN模块采用了多方向的信息流动机制,通过自顶向下、从下向上以及跨层特征交互来提高多尺度特征提取和融合能力。

在头部网络延续了YOLOv8n的设计,采用了当前主流的解耦头结构(decoupled head, DH),在模型的效率、精

度以及应用的广泛性方面都带来了显著提升。

### 1.1 层级边缘感知模块

在低照度照条件下,物体的颜色和纹理信息容易变得模糊不清,导致特征显著性降低,增加了识别难度。然而,在这种环境下,物体的边缘特征(如物体的轮廓、边界)依

然能够提供清晰可靠的几何结构信息。基于这一特性,设计了 HESM 模块,通过 Sobel 算子提取目标的边缘细节,并融合多尺度边缘特征与空间信息,提升目标区域的特征表达能力。Sobel 算子结构如图 2(a)所示,HESM 模块结构如图 2(b)所示。

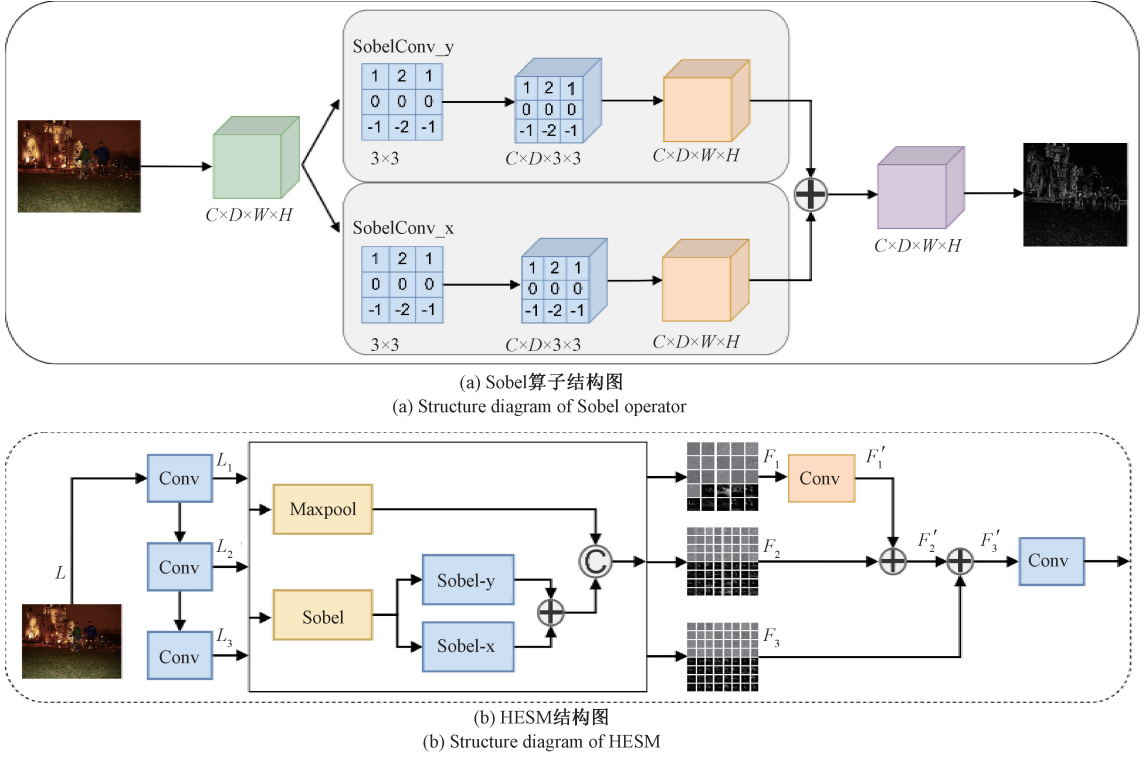


图 2 Sobel 算子结构图与 HESM 结构图

Fig. 2 Structure diagram of Sobel operator and HESM

首先,构建多尺度特征图。将输入的弱光图像  $L$  经过三次  $3 \times 3$  卷积进行特征提取,逐步聚合全局信息,输出特征图  $L_1, L_2, L_3$ 。实现公式如下:

$$\begin{cases} L_1 = \text{Conv}(L, C, K, S, P), C = 16, K = 3, S = 2, P = 1 \\ L_2 = \text{Conv}(L_1, C, K, S, P), C = 32, K = 3, S = 2, P = 1 \\ L_3 = \text{Conv}(L_2, C, K, S, P), C = 32, K = 3, S = 1, P = 1 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $L_i$  为输出特征图,  $\text{Conv}$  表示普通卷积,  $G$  表示生成特征图的通道数量,  $K, S$  和  $P$  分别表示卷积核的大小、步幅和填充大小。

接着,将生成的 3 个特征图  $L_1, L_2, L_3$  通过 Sobel 算子、最大池化操作进行进一步处理。Sobel 算子依赖像素间的相对灰度变化,不易受到绝对亮度的影响,能够提取出清晰的几何结构信息。

Sobel 算子对输入特征图  $L_1, L_2, L_3$  进行水平和垂直方向的梯度计算,利用水平和垂直方向的梯度,计算出每个像素的梯度幅值,获取像素点的边缘强度。Sobel 算子实现公式如下:

$$\begin{cases} G_x = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{bmatrix} * L_i \\ G_y = \begin{bmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{bmatrix} * L_i \\ G(x, y) = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \end{cases} \quad (2)$$

其中,  $G_x$  为水平方向梯度,  $G_y$  为垂直方向梯度,  $L_i$  为输入特征图,  $G$  为像素点的梯度幅值。

最大池化操作通过局部显著区域的聚合,进一步丰富特征表达。通过对特征图进行零填充,并针对输入特征图  $L_1, L_2, L_3$  的每个通道,采用大小为  $2 \times 2$ 、步幅为 1 的最大池化操作,提取局部区域的显著信息,分别输出特征图  $L^1, L^2, L^3$ 。实现公式如下:

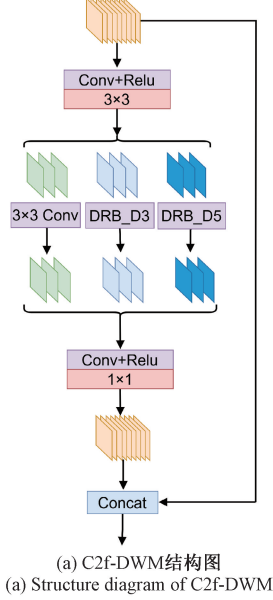
$$L^i(x, y) = \max_{m=0}^1 \max_{n=0}^1 L_i(x+m, y+n) \quad (3)$$

其中,  $L_i$  为输入特征图,  $y$  为输出特征图,  $x, m$  是特征图的行和列索引。  $m, n$  是池化窗口内的偏移量。

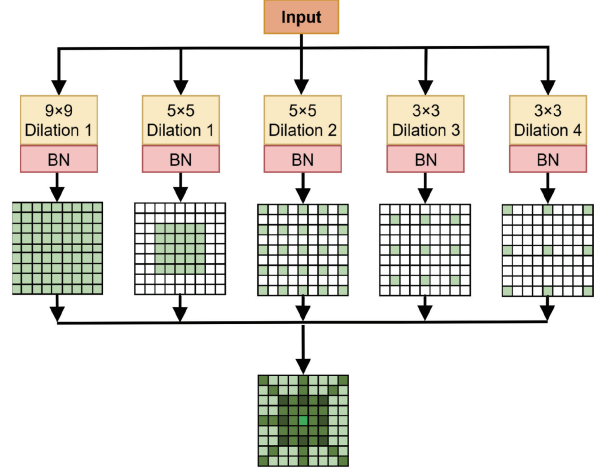
最后,将通过 Sobel 算子提取的边缘信息与最大池化操作提取的空间信息进行特征拼接,结合多尺度特征交互及  $3 \times 3$  卷积深度提取,输出融合多尺度、边缘敏感性和空间显著性的统一特征图。

### 1.2 扩张残差模块

在低照度环境下,图像整体亮度分布不均,致使局部



(a) Structure diagram of C2f-DWM



(b) Structure diagram of DRB

图 3 C2f\_DWM 结构图与 DRB 结构图

Fig. 3 Structure diagram of C2f-DWM and DRB

在第 1 条分支中,C2f\_DWM 通过一个  $3 \times 3$  卷积进行初步特征提取,引入 ReLU 激活函数,增强非线性表达能力,去掉噪声干扰。接着,使用一个  $3 \times 3$  卷积专注于提取局部特征,捕获输入特征图的局部细节信息。实现公式如下:

$$\begin{cases} X_1 = \text{RELU}(\text{Conv}_{3 \times 3}(X)) \\ C_1 = (\text{Conv}_{3 \times 3}(X_1)) \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $X_1$  为输入特征图,  $C_1$  为第 1 条分支输出特征,  $\text{RELU}$  为激活函数,  $\text{Conv}_{3 \times 3}()$  为  $3 \times 3$  卷积。

在第 2 条分支中,使用核大小为 5 的 DRB 模块。DRB 模块通过多层卷积进行特征提取。浅层卷积层提取图像的基础特征,深层卷积层逐步捕获抽象的语义信息。随后,利用多个连接层将不同卷积层的特征信息进行多次融合,丰富特征的层次和维度,使模型能够更全面地理解图像的全局结构和上下文关系。实现公式如下:

$$C_2 = \text{DRB}(X_1, k_1, d_1) \quad (5)$$

其中,  $C_2$  为第 2 条分支输出特征,  $\text{DRB}(X_1, k_1, d_1)$  是扩张率为  $d$  和卷积核大小为  $k$  的扩张重参数化分支。

在第 3 条分支中,使用核大小为 7 的 DRB 模块,进一步扩展感受野,捕获更广阔的全局信息。随后,将 3 条路径输出的特征沿通道维度拼接,整合多尺度信息。利用一个  $1 \times 1$  卷积对拼接后的特征进行融合,并引入 ReLU 激

活函数以增强非线性特性,抑制无意义的负值响应。同时,结合残差连接机制,提升特征表达能力和信息传递的完整性。实现公式如下:

$$\begin{cases} C_3 = \text{DRB}(X_1, k_2, d_2) \\ X_{\text{output}} = X + \text{RELU}(\text{Conv}_{1 \times 1}(\text{Concat}(C_1, C_2, C_3))) \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $C_3$  为第 3 条分支输出特征,  $\text{Conv}_{1 \times 1}()$  为  $1 \times 1$  卷积,  $\text{Concat}$  为拼接操作,  $X_{\text{output}}$  为输出特征图。

### 1.3 轻量化特征聚合模块

在低照度条件下,图像往往伴随着较高的噪声水平。在此状况下,SPPF 池化操作难以准确区分噪声与有效信息,导致细节信息丢失严重。为了解决这一问题,本文构建了 LFAM 模块,增强对细节信息的捕捉能力,同时降低计算复杂度和参数量,提升模型的运行效率和泛化能力,其结构如图 4 所示。

首先,LFAM 模块通过一个  $1 \times 1$  卷积和批量归一化对输入特征图进行通道压缩,从而有效减少计算复杂度。接着,通过一个  $3 \times 3$  共享卷积进行特征提取,在不同膨胀率( $\text{dilations}=[1, 3, 5]$ )<sup>[23]</sup>下重复使用这一卷积核,实现了对图像特征的多尺度捕获。其中,较小的膨胀率( $\text{dilations}=[1]$ )能够有效捕捉局部区域的细粒度细节特征;而较大的膨胀率( $\text{dilations}=[5]$ )则能够扩展感受野,



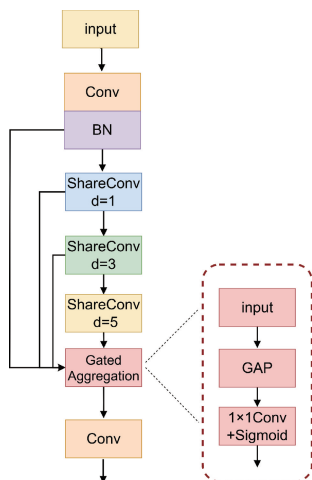


图 4 LFAM 结构图

Fig. 4 Structure diagram of LFAM

捕捉到更大范围内的上下文信息以及更粗粒度的特征。多尺度特征的提取有助于模型更好地理解图像中的不同层次细节,从而在处理复杂场景时能够增强对细节信息的捕捉能力。然后,引入轻量级门控机制,通过全局平均池

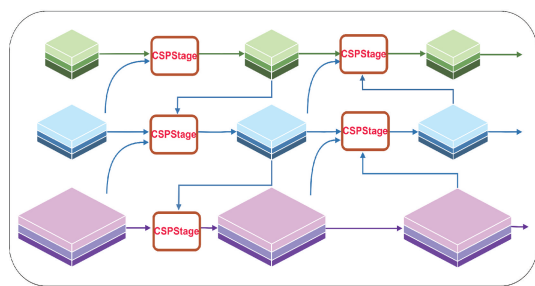
化、 $1 \times 1$  卷积和 Sigmoid 归一化计算不同尺度特征的权重,并采用加权求和的方式进行特征融合。最终,通过  $1 \times 1$  卷积进一步调整通道数,以适配下游任务需求。实现公式如下:

$$\begin{cases} X_1 = \text{Conv}_{1 \times 1}(X) \\ w_i = \sigma(\text{Conv}_{1 \times 1}(\text{GAP}(X_i))) \\ Y_d = \text{Conv}_{1 \times 1}(\sum w_i \cdot \text{Conv}_{3 \times 3}^{d_i}(\text{Conv}_{1 \times 1}(X))) \end{cases} \quad (7)$$

其中,  $X_1$  为输入的特征图,  $\text{Conv}_{3 \times 3}()$  为  $3 \times 3$  卷积,  $\text{Conv}_{1 \times 1}()$  为  $1 \times 1$  卷积  $\text{Concat}$  为拼接操作,  $w_i$  是用于加权不同尺度特征的门控权重,  $d$  为膨胀率,  $Y_d$  为输出特征图。

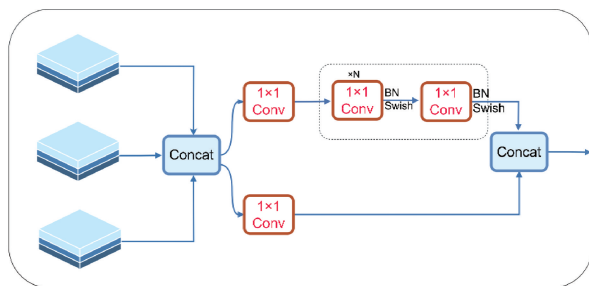
#### 1.4 重参数化广义特征金字塔

在低光照条件下,低层特征中的边缘和纹理信息容易受到噪声干扰,然而,高层语义特征则表现出更强的稳健性。因此,本文引入 RepGFPN 模块,通过跨阶段部分连接结构(cross stage partial stage, CSPStage)<sup>[24]</sup>,将低层的空间细节与高层的语义特征有机结合,有效补偿低层特征中的细节丢失问题。RepGFPN 结构如图 5(a) 所示, CSPStage 如图 5(b) 所示。



(a) RepGFPN 结构

(a) Structure diagram of RepGFPN



(b) CSPStage 结构图

(b) Structure diagram of CSPStage

图 5 RepGFPN 结构与 CSPStage 结构

Fig. 5 Structure diagram of RepGFPN and CSPStage

RepGFPN 凭借其高效的特征融合机制,在保持低计算负担的同时,显著提升了检测精度。其核心 CSPStage,能够灵活处理 2 层或 3 层特征图。在操作过程中,特征图经拼接后分为两条分支:一条通过  $1 \times 1$  卷积压缩通道,另一条则进入 ELAN 特征聚合模块,该模块包含多个  $3 \times 3$  卷积操作。最终,两条分支的特征经拼接后融合为输出结果。

## 2 实验分析

### 2.1 实验环境与数据集

本文实验环境为 Windows11 操作系统,配备 NVIDIA RTX4070 显卡,采用 Pytorch1.12 深度学习框架及 Python3.9 编程语言。

本文采用 ExDark 数据集和 DarkFace 数据集进行实验分析。ExDark 数据集常用于评估不同目标检测算法在

低照度条件下的性能。ExDark 数据集包含 7 363 张图像,按照 8:2 的比例分为训练集和测试集。数据集标注了 12 类目标,包括自行车、船、瓶子、公交车、汽车、猫、椅子、杯子、狗、摩托车、人和桌子。DarkFace 数据集是一个面向低照度检测任务的大规模图像数据集。DarkFace 数据集包含 6 000 张拍摄于夜间复杂场景的图像,划分为 5 400 张训练图像和 600 张测试图像,具有典型的低光照、高噪声等挑战性特点。

### 2.2 评价指标

本文选取平均精度  $\text{mAP}@0.5$ 、平均精度  $\text{mAP}@0.5$ 、0.95、参数量(Params)、计算量(GFLOPS)等指标进行实验对比。公式如下:

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (8)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (9)$$

$$AP = \int_0^R P(R) dR \tag{10}$$

$$mAP@0.5 = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \tag{11}$$

$$mAP@0.5:0.95 = \frac{1}{T} \sum_{t=0.5}^{0.95} AP_t \tag{12}$$

其中,  $TP$  (true positives) 为真正例, 表示被检测样本中为正确的正样本。  $FP$  (false positives) 为假正例, 表示被检测为错误的正样本。  $FN$  (False negatives) 为假反例, 表示被错误识别为负样本的正样本数量。  $P$  表示精确度, 指

衡量分类器分出来的正类的确是正类的概率。  $R$  表示召回率, 指分类器能否找出所有真正的正类的概率指标。  $AP_i$  是第  $i$  个类别的  $AP$  值。  $N$  表示类别总数。  $T$  是 IOU 阈值的数量,  $AP_t$  指在 IOU 阈值为  $t$  时的平均精度。

2.3 消融实验

本文以 YOLOv8n 作为基础框架, 在 ExDark 数据集上进行消融实验, 验证 ED\_YOLO 中各模块在低照度场景下的检测性能, 结果如表 1 所示。表 1 中, M1、M2、M3 和 M4 分别对应 HESM 模块、C2f\_DWM 模块、LFAM 模块以及 RepGFPN 模块。

表 1 消融实验  
Table 1 Ablation experiments

类别	YOLOv8n	YOLOv8n+M1	YOLOv8n+M1+ M2	YOLOv8n+M1+ M2+M3	YOLOv8n+M1+ M2+M3+M4	%
Bicycle	77.4	77.6	77.4	77.1	80.6	
Boat	67.7	71.7	72.7	67.8	72.2	
Bottle	66.0	67.4	66.1	69.8	70.2	
Bus	80.1	82.0	84.0	84.2	84.4	
Car	77.9	77.0	78.2	79.3	78.0	
Cat	67.3	68.6	70.6	73.2	73.4	
Chair	63.3	61.4	63.7	63.9	63.5	
Cup	63.7	64.2	64.7	67.5	68.0	
Dog	62.4	65.3	66.3	67.9	68.3	
Motorbike	80.2	80.5	82.0	82.4	83.8	
People	69.7	71.8	72.3	74.1	73.2	
Table	56.5	55.2	55.3	55.8	56.7	
P/%	76.2	77.3	78.5	78.9	79.1	
R/%	59.4	61.2	62.4	62.6	62.8	
mAP <sub>0.5</sub> /%	69.3	70.5	71.5	71.9	72.17	
mAP <sub>0.5:0.9</sub> /%	43.3	44.7	44.8	45.8	45.9	

由表 1 可知, ED\_YOLO (YOLOv8n+M1+M2+M3+M4) 算法的 mAP<sub>0.5</sub> 为 72.17%, 相对于基础网络 YOLOv8n, ED\_YOLO 算法 mAP<sub>0.5</sub> 提高了 2.87%。首先, 在 YOLOv8n 加入 HESM(M1) 模块, 增强目标区域的特征表达能力, mAP<sub>0.5</sub> 提升了 1.2%。随后, 在此基础上加入 C2f\_DWM(M2) 模块, 有效地捕获低照度图像全局上下文信息, mAP<sub>0.5</sub> 进一步提高 1%。接着, 将 SPPF 模块替换为 LFAM(M3) 模块, 减少了图像细节信息丢失, mAP 值提升了 0.4%。最后, 引入 RepGFPN(M4) 模块, 提高模型的多尺度特征提取能力, mAP<sub>0.5</sub> 额外提高了 0.27%。同时, 改进前 YOLOv8n 模型的精确度  $P$  为 76.2%, 召回率  $R$  为 59.4%, 对应的漏检率为 40.6%, 误检率为 23.8%; 而改进后的模型精确度提升至 79.1%, 召回率提升至 62.8%, 漏检率下降至 37.2%, 误检率降至 20.9%。实验结果表明, 改进后的 ED\_YOLO 算法在保持较高检测准确率的同时, 提升了低照度图像下的目标检测性能。

2.4 对比实验

为了验证算法在低照度环境下目标检测的精度, 在 Exdark 数据集上, 选取 YOLOv3-tiny、YOLOvx-s、YOLOv7-tiny、YOLOv5s、YOLOv8n、YOLOv8s、YOLOv10s 等通用的目标检测算法以及 EnlightenGAN+YOLOv6s、MLFE-YOLOX、DarkYOLOv8、LOL\_YOLO、Zero\_DCE+YOLOv8s 等近年来最新的低照度目标检测算法进行对比实验, 结果如表 2 所示。

如表 2 所示, 与通用目标检测算法 YOLOv3-tiny、YOLOvX-S、YOLOv7-tiny、YOLOv5s、YOLOv8n、YOLOv8s 和 YOLOv10s 相比, ED\_YOLO 算法在 mAP<sub>0.5</sub> 指标上分别提升了 12.97%、9.37%、8.67%、5.07%、2.87%、0.11% 和 0.67%。

与近年来针对低照度环境的目标检测算法 EnlightenGAN+YOLOv6s、MLFE-YOLOX、DarkYOLOv8、LOL\_YOLO、Zero\_DCE+YOLOv8s 相比, ED\_YOLO

表 2 在 ExDark 数据集上不同目标检测算法精度比较

Table 2 Comparison of the accuracy of different object detection algorithms on the ExDark dataset

方法	参数量/M	GFLOPs	P/%	R/%	mAP <sub>0.5</sub> /%	mAP <sub>0.5:0.9</sub> /%
YOLOv3-tiny	8.90	5.60	69.1	53.7	59.20	33.00
YOLOvx-s	8.29	26.80	69.3	57.4	62.80	38.20
YOLOv7-tiny	6.20	4.50	70.6	56.9	63.50	39.20
YOLOv5s	7.02	16.00	71.7	57.8	67.10	40.30
YOLOv8n	3.15	8.90	76.2	59.4	69.30	43.30
YOLOv8s	11.14	25.87	78.8	61.9	72.06	45.60
YOLOv10s	8.07	24.80	78.6	61.5	71.50	43.42
EnlightenGAN+YOLOV6s <sup>[25]</sup>	—	—	66.1	53.7	62.30	33.60
MLFE-YOLOX <sup>[26]</sup>	—	—	—	—	66.20	39.00
DarkYOLOv8 <sup>[17]</sup>	—	8.53	—	—	70.10	43.90
LOL_YOLO <sup>[27]</sup>	—	—	70.9	62.5	68.10	42.30
Zero_DCE+YOLOv8s 30 <sup>[28]</sup>	11.15	33.32	68.9	54.4	71.91	44.50
ED_YOLO	3.35	13.40	79.1	62.8	72.17	45.80

算法在较低计算量的前提下，mAP0.5 分别领先了 9.87%、5.97%、2.07%、4.07% 和 0.26%。同时，ED\_YOLO 算法在精确度 P 和召回率 R 也优于其他目标检测算法。证明 ED\_YOLO 不仅有效抑制误检，而且增强了对真实目标的响应能力。实验结果表明，本文提出的模型 ED\_YOLO 算法在综合性能上均优于其他算法，在低照度环境下的目标检测任务中表现出更好的性能，相比与其他目标检测算法更适用于低照度环境下的目标检测任务。

为进一步评估所提出方法在低照度环境下的稳健性和泛化性，在 DarkFace 数据集上与若干性能优异的目标检测算法进行了对比分析。DarkFace 数据集相比 ExDark 数据集亮度水平更低，具有典型的低照度、高噪声等挑战性特点，因而对检测模型的感知能力提出了更高要求。结果如表 3 所示。

表 3 在 DarkFace 数据集上不同目标检测算法精度比较

Table 3 Comparison of the accuracy of different target detection algorithms on the DarkFace dataset %

方法	P	R	mAP <sub>0.5</sub>	mAP <sub>0.5:0.9</sub>
YOLOv5s	68.1	36.5	50.3	23.2
YOLOv8n	69.6	38.6	52.8	24.6
YOLOv8s	72.2	40.1	54.3	26.5
YOLOv10s	71.7	39.8	54.1	25.8
ED_YOLO	73.5	44.3	55.2	27.1

实验结果表明，在精确度 P、召回率 R、mAP0.5 和 mAP<sub>0.5:0.9</sub> 等多个评价指标上，ED\_YOLO 算法均优于对比模型，证明其在提升特征表达能力、保留细节信息以及增强模型鲁棒性方面具有明显优势。同时，在面对光照极度不足、目标尺寸不稳定等复杂场景时，ED\_YOLO 算法

仍能保持较高的检测性能，表明其具备良好的泛化能力和实际应用潜力。

2.5 热力图对比

为了更直观的展示 ED\_YOLO 算法的检测能力，将 YOLOv8n 和 ED\_YOLO 算法使用热力图进行可视化对比，结果如图 6 所示。可以看出，YOLOv8n 原始模型热力图的高亮区域不明显，细节信息丢失严重，而 ED\_YOLO 能够在全局范围内获取到更多关键性特征，精确的识别目标。

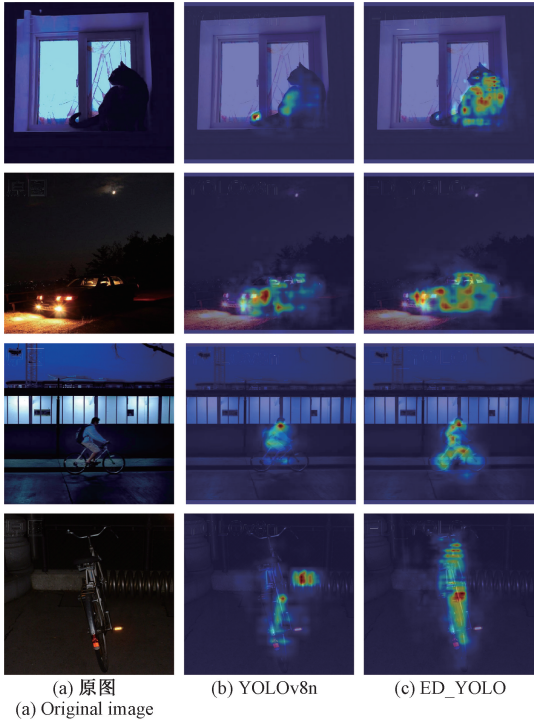


图 6 热力图可视化对比

Fig. 6 Heat map visualization comparison



2.6 可视化结果对比

为了验证 ED\_YOLO 算法的有效性,图 7 展示了不同

方法在 Exdark 数据集上的检测结果。图中左上角为检测算法的名称,并给出了目标种类与置信度。

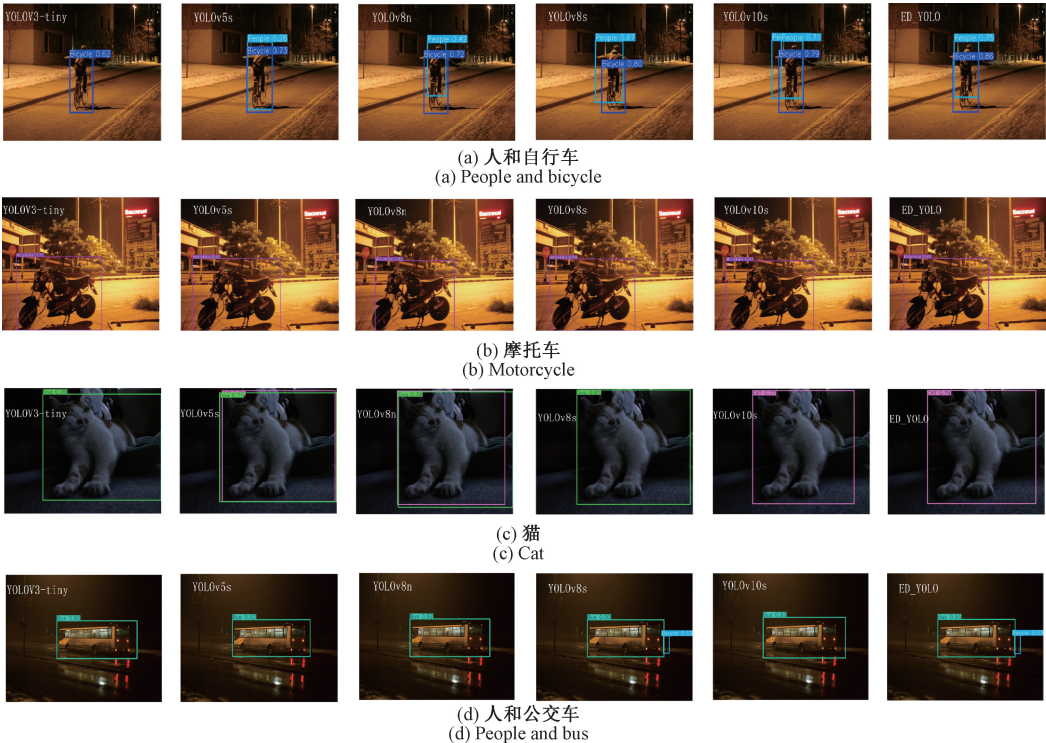


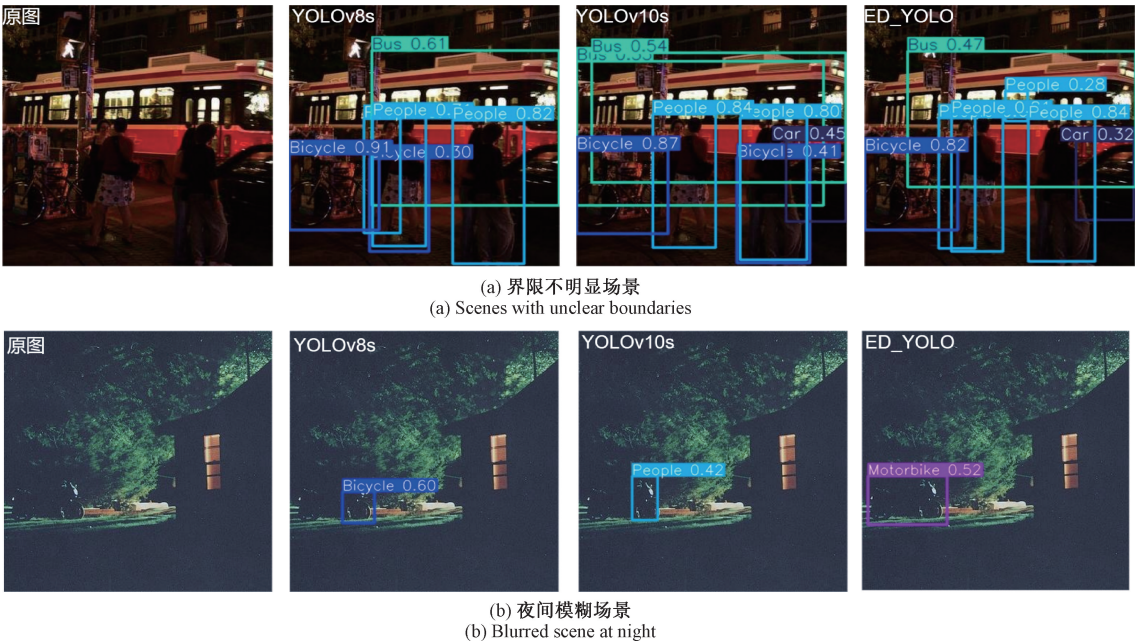
图 7 数据集图像效果对比

Fig. 7 Comparison of image effects in the dataset

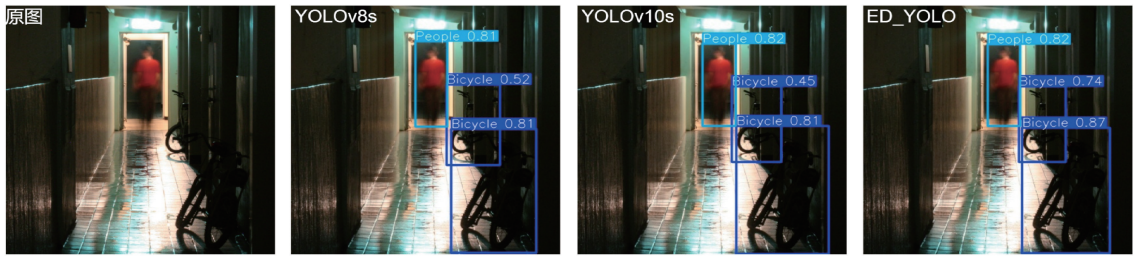
从图 7 可以看出,由于背景区域光照条件不均匀,各类检测算法方法均存在漏检与误检现象,而 ED\_YOLO 算法降低了低照度场景下的漏检和误检问题,成功检测出所有目标,同时保持较高的检测精度。上述实验结果表明,ED\_YOLO 算法更适用于低照度场景下的目标检测。

2.7 低照度极端场景对比

为了验证在低照度极端场景下 ED\_YOLO 算法的性能,本节给出了 ED-YOLO 算法和性能较好的 YOLOv8s、YOLOv10s 的可视化对比。结果如图 8 所示,图中左上角为检测算法的名称。







(c) 明暗差异较大场景  
(c) Scenes with large differences in brightness and darkness

图 8 极端场景对比

Fig. 8 Extreme scenario comparison

如图 8(a)所示,在界限不明显的场景中,YOLOv8s 和 YOLOv10s 在检测人和车时容易出现漏检和误检,相较而言,ED\_YOLO 算法能够有效检测出所有目标。图 8(b)展示了在夜间模糊场景下不同方法的检测结果,YOLOv8s 和 YOLOv10s 均出现了误检,而 ED\_YOLO 算法则能够准确地识别出摩托车。在图 8(c)所示的明暗差距较大场景下,其中 YOLOv8s 和 YOLOv10s 检测置信度普遍偏低,而 ED\_YOLO 相比 YOLOv8s 和 YOLOv10s 有着更高的识别率。

从上述可视化对比结果可以看出,在低照度条件下,ED\_YOLO 算法场景适应性更强,面对低照度极端场景同样具备着较好的检测效果。

### 3 结 论

本文提出了一种基于边缘驱动的低照度图像目标检测 ED\_YOLO 算法。所设计的 HESM 模块,提高了目标区域的特征表达能力。为了解决低照度条件下的图像细节信息模糊,提出了 C2f\_DWM 模块,整合局部细节与全局上下文信息。构建的 LFAM 模块,能够自适应调控不同尺度权重,更好地捕捉图像中细微之处。此外,引入 RepGFPN 模块,提高模型的多尺度特征提取能力。与目前主流算法以及其他低照度场景下的算法相比,ED\_YOLO 算法在参数量、计算量较小的基础上,实现了更高的检测精度。

### 参考文献

- [1] CHEN J Y, BAI T Y. SAANet: Spatial adaptive alignment network for object detection in automatic driving[J]. Image and Vision Computing, 2020, 94:103873.
- [2] 李现国,曹明腾,李滨,等. GPNet:轻量型红外图像目标检测算法[J]. 红外与毫米波学报, 2022, 41(6): 1092-1101.
- [3] LI X G, CAO M T, LI B, et al. GPNet: A lightweight infrared image target detection algorithm[J]. Journal of Infrared and Millimeter Waves, 2022, 41(6): 1092-1101.
- [4] MA L, MA T Y, LIU R SH, et al. Toward fast,

flexible, and robust low-light image enhancement[C]. IEEE/Computer Vision Foundation Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2022: 5637-5646.

- [4] WEI C, WANG W, YANG W, et al. Deep retinex decomposition for low-light enhancement[J]. ArXiv preprint arXiv:1808.04560, 2018.
- [5] JIANG Y, GONG X, LIU D, et al. Enlighten: Deep light enhancement without paired supervision[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2340-2349.
- [6] WANG K, LIU M Z. Object recognition at night scene based on DCGAN and faster R-CNN[J]. IEEE Access, 2020, 8: 193168-193182.
- [7] XUE R, DUAN J, DU Z. MPE-DETR: A multiscale pyramid enhancement network for object detection in low-light images[J]. Image and Vision Computing, 2024, 150:105202.
- [8] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: Unified, real-time object detection[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern recognition. Piscataway: IEEE Press, 2016: 779-788.
- [9] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2017: 7263-7271.
- [10] FARHADI A, REDMON J. YOLOv3: An incremental improvement[C]. Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018, 1804: 1-6.
- [11] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: Single shot multibox detector [C]. European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2016: 21-37.
- [12] 舒子婷,张泽斌,宋尧哲,等. 基于改进 YOLOv5 的低光照图像目标检测[J]. 激光与光电子学进展, 2023, 60(4):77-84.
- SHU Z T, ZHANG Z B, SONG Y ZH, et al. Object detection in low-light images based on improved

- YOLOv5 [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(4): 77-84.
- [13] YIN X, YU Z, GAO X, et al. DEFormer: DCT-driven enhancement transformer for low-light image and dark vision [C]. 2025 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Piscataway: IEEE Press, 2025: 1-5.
- [14] CUI Z, QI G J, GU L, et al. Multitask aet with orthogonal tangent regularity for dark object detection[C]. IEEE/Computer Vision Foundation International Conference on Computer Vision. Piscataway: IEEE Press, 2021: 2553-2562.
- [15] 杜运亮,王明甲.基于半监督域适应的微弱光环境下行人检测研究[J]. *电子测量与仪器学报*, 2024, 38(1): 106-113.
- DU Y L, WANG M J. Research on pedestrian detection in weak light environment based on semi-supervised domain adaptation[J]. *Journal of Electronic Measurement and Instrumentation*, 2024, 38(1): 106-113.
- [16] 郭志聪,张雷.基于改进 YOLOv8 的低照度煤矿传送带异物识别算法[J]. *电子测量技术*, 2024, 47(21): 188-196.
- GUO ZH C, ZHANG L. Low-illumination coal mine conveyor belt foreign body recognition algorithm based on improved YOLOv8 [J]. *Electronic Measurement Technology*, 2024, 47(21): 188-196.
- [17] 蔡腾,陈慈发,董方敏.结合 Transformer 和动态特征融合的低照度目标检测[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(9): 135-141.
- CAI T, CHEN C F, DONG F M. Low-light target detection based on Transformer and dynamic feature fusion[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(9): 135-141.
- [18] SANDLER M, HOWARD A, ZHU M, et al. Mobilenetv2: Inverted residuals and linear bottlenecks[C]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2018: 4510-4520.
- [19] SASAGAWA Y, NAGAHARA H. YOLO in the dark-domain adaptation method for merging multiple models[C]. 16th European Conference on Computer Vision. Cham: Springer, 2020: 345-359.
- [20] 王非凡,陈希爱,任卫红,等.基于图像自适应增强的低照度目标检测算法[J]. *计算机工程*, 2024, 50(10): 352-361.
- WANG F F, CHEN X AI, REN W H, et al. Low illumination target detection algorithm based on image adaptive enhancement [J]. *Computer Engineering*, 2024, 50(10): 352-361.
- [21] XU X Z, JIANG Y Q, CHEN W H, et al. Damo-YOLO: A report on real-time object detection design [J]. *ArXiv preprint arXiv:2211.15444*, 2022.
- [22] DING X, ZHANG Y, GE Y, et al. Unireplknet: A universal perception large-kernel convnet for audio video point cloud time-series and image recognition[C]. IEEE/Computer Vision Foundation Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2024: 5513-5524.
- [23] YU F, KOLTUN V. Multi-scale context aggregation by dilated convolutions [J]. *ArXiv preprint arXiv: 1511.07122*, 2015.
- [24] WANG C Y, LIAO H Y M, WU Y H, et al. CSPNet: A new backbone that can enhance learning capability of CNN [C]. IEEE/Computer Vision Foundation Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Piscataway: IEEE Press, 2020: 390-391.
- [25] WANG J, YANG P, LIU Y, et al. Research on improved yolov5 for low-light environment object detection[J]. *Electronics*, 2023, 12(14): 3089.
- [26] 谭豪,张惊雷,贾鑫.基于多级特征提取的低光照目标检测算法[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(24): 235-242.
- TAN H, ZHANG J L, JIA X. Low-light target detection algorithm based on multi-level feature extraction [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(24): 235-242.
- [27] 蒋畅江,何旭颖,向杰. LOL-YOLO:融合多注意力机制的低照度目标检测[J]. *计算机工程与应用*, 2024, 60(24): 177-187.
- JIANG CH J, HE X Y, XIANG J. LOL-YOLO: Low-light object detection with multi-attention mechanism [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2024, 60(24): 177-187.
- [28] GUO C, LI C, GUO J, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C]. IEEE/Computer Vision Foundation Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Piscataway: IEEE Press, 2020: 1780-1789.

## 作者简介

杨璐霞,博士,教授,主要研究方向为智能信息处理。

E-mail: ylxxyz328@163.com

张红瑞(通信作者),博士,讲师,主要研究方向为智能交通系统下的机器视觉任务。

E-mail: zhanghongrui@tynu.edu.cn

雷建佳,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉。

E-mail: 954964995@qq.com

马永杰,博士,教授,主要研究方向为智能交通图像处理、进化算法。

E-mail: myjmyj@nwnu.edu.cn

薛映昭,硕士研究生,主要研究方向为机器视觉。

E-mail: 1429984629@qq.com