

文章编号: 1671-7449(2026)05-0656-09

J. Test Measur. Technol., 2026, 40(5): 656-664.

基于自适应光照与噪声校正的低照度目标检测

王家禧, 杨瑞峰*, 郭晨霞

(中北大学 仪器与电子学院, 山西 太原 030051)

摘要: 低照度环境下的图像通常存在对比度低、噪声干扰大、光照分布不均等问题, 严重影响目标检测模型的性能。针对以上问题, 基于YOLOv11s目标检测框架提出一种端到端的低照度目标检测算法LLAN-YOLO。首先, 设计自适应光照模块自适应地校正图像的整体与局部光照分布; 随后, 构建多尺度特征增强模块增强模型对多尺度目标的感知能力, 有效提升对不同尺寸目标的特征提取效果; 最后, 在YOLOv11s主干网络的末端引入噪声校正模块, 动态评估特征图中各像素位置的噪声水平, 并据此自适应地融合去噪与增强两种处理策略。实验表明: 在ExDark和DarkFace数据集上, LLAN-YOLO的 mAP_{50} 分别达到73.7%和52.5%, 较基线模型YOLOv11s提升1.9个百分点和2.2个百分点, 证明了LLAN-YOLO在低照度目标检测任务中取得良好效果。

关键词: 低照度图像; 自适应光照; 多尺度增强; 噪声校正

中图分类号: TP391.4; TN60

文献标识码: A

DOI: 10.62756/csjs.1671-7449.2026071

引用格式: 王家禧, 杨瑞峰, 郭晨霞. 基于自适应光照与噪声校正的低照度目标检测[J]. 测试技术学报, 2026, 40(5): 656-664.

Wang Jiayi, Yang Ruifeng, Guo Chenxia. Low-Light Object Detection Based on Adaptive Illumination and Noise Correction[J]. Journal of Test and Measurement Technology, 2026, 40(5): 656-664.

Low-Light Object Detection Based on Adaptive Illumination and Noise Correction

Wang Jiayi, Yang Ruifeng*, Guo Chenxia

(School of Instrumentation and Electronics, North University of China, Taiyuan 030051, China)

Abstract: Images captured in low-illumination environments typically suffer from issues such as low contrast, significant noise interference, and uneven light distribution, severely compromising the performance of object detection models. To address these challenges, an end-to-end low-illumination object detection algorithm, LLAN-YOLO, is proposed based on the YOLOv11s detection framework. Firstly, an adaptive illumination module is designed to correct both the overall and local light distribution within images. Subsequently, a multi-scale feature enhancement module is constructed to bolster the model's perception of objects across various scales, effectively improving feature extraction for targets of differing dimensions. Finally, a noise correction module is introduced at the end of the YOLOv11s backbone network. This module dynamically assesses the noise level at each pixel location within feature maps, thereby adaptively integrating denoising and enhancement

【收稿日期】2025-12-31

【修回日期】2026-02-13

【录用日期】2026-03-09

【基金项目】山西省中央引导地方科技发展自由探索类基础研究项目(YDZJSX20231A032)

【作者简介】王家禧(2000—), 男, 硕士生, 主要从事图像识别、低照度目标检测等研究。E-mail: 13909550716@163.com。

*【通信作者】杨瑞峰(1969—), 男, 教授, 博士, 主要从事自动化测试与控制技术、智能仪器、装备试验检测与系统集成等研究。E-mail: yangruifeng@nuc.edu.cn。

processing strategies. Experiments demonstrate that on the ExDark and DarkFace datasets, LLAN-YOLO achieves mAP50 scores of 73.7% and 52.5% respectively, representing improvements of 1.9 percentage points and 2.2 percentage points over the baseline YOLOv11s model. This confirms LLAN-YOLO's robust performance in low-illumination object detection tasks.

Key words: low-light image; adaptive illumination; multi-scale enhancement; noise correction

0 引言

近年来,基于卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)的目标检测方法在标准光照条件下已取得显著进展,并在许多公共数据集上取得良好效果。然而,现有目标检测模型的研究对象多为正常光照下的高质量图像,在夜间防护或自动驾驶等实际应用中,会在夜间、暗光或光照条件差的情况下拍摄图像进行检测。由于训练图像与实际图像存在较大偏差,这种目标检测模型在弱光条件下无法给出可靠的结果。低光照下,图像的信噪比降低,噪声增加,这些会影响目标检测模型的检测效果。此外,动态范围受限会导致暗区细节丢失和亮区过曝,这样目标可能和背景混在一起,难以区分。

当前,低照度目标检测研究主要围绕图像增强和端到端联合优化两个方向展开。Jiang等^[1]提出了EnlightenGAN方法,利用一个双边判别器来平衡全局和局部的低光增强,可在没有低/正常光图像对的情况下进行训练,这种训练策略消除了对成对训练数据的依赖。Guo等^[2]提出了ZeroDCE,设计了一种曲线调整方法,能够自动将弱光图像映射到增强图像。Hnewa等^[3]提出了MS-DAYOLO方法,通过对抗学习对齐正常光与暗光域特征分布,利用无标注目标域数据提升模型泛化性。此类方法避免了显式增强的图像重建过程,在跨域检测任务中表现稳健,但存在过度关注全局域对齐,忽略暗光图像中局部目标的判别性特征问题。赖欣等^[4]提出了一种基于MSRCR的光频分段滤波增强算法用来提高低照度环境下人脸检测的精确度。Liu等^[5]提出的IA-YOLO使每个图片都可以自适应增强以获得更好的检测性能。针对恶劣天气条件提出了可微图像处理(Differentiable Image Processing, DIP)模块,并利用小型卷积神经网络(CNN-PP)对DIP参数进行调节。基于IA-YOLO, Kalwar等^[6]提出了GDIP-YOLO。GDIP使用一种新的门控机制对多个DIP

进行并行操作。Qin等^[7]提出了DENet,利用拉普拉斯金字塔法将输入图像分解为一个低频分量和多个高频分量,更好地捕获潜在特征。Xiao等^[8]开发了一种名为LIDA-YOLO的无监督域适应方法,提出了一种多尺度局部特征对齐和全局特征对齐模块来解决源域和目标域之间的数据偏差问题。现有方法多集中于全局光照增强或简单特征融合,且有较大模型文件和参数量等缺点,不利于模型的部署和应用。

针对低光照环境下存在对比度低、光照不均匀、噪声干扰目标区域特征等问题,本文基于YOLOv11s^[9]目标检测框架提出一种端到端的低照度目标检测算法LLAN-YOLO。首先,设计了一个自适应光照模块(Adaptive Illumination Module, AIM),通过可学习的 γ - β 参数化变换实现图像光照自适应增强,在有效提升暗区亮度同时保持亮区细节;并设计了多尺度特征增强模块(Multi-scale Feature Enhancement Module, MFEM),此模块并行地使用多个具有不同扩张率的深度可分离卷积和一个 1×1 卷积,从输入特征中提取多尺度特征,然后将这些特征与原始输入特征融合,从而增强网络对图像中目标特征的感知能力;最后,在YOLOv11s主干网络的末端引入噪声校正模块(Noise Correction Module, NCM),通过噪声水平估计与双分支结构实现了噪声抑制与细节增强。其整体结构如图1所示。

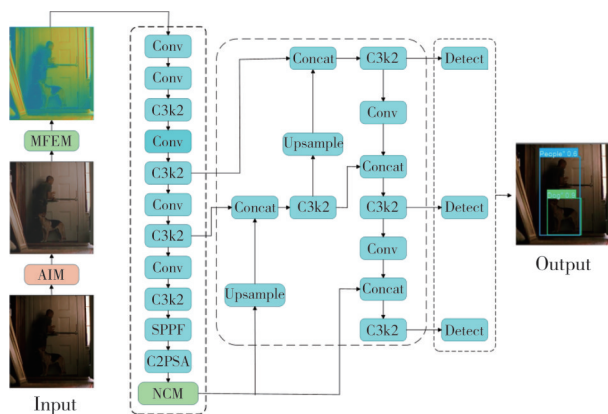


图1 LLAN-YOLO网络结构图

Fig. 1 LLAN-YOLO network structure

1 实验方案

1.1 自适应光照模块 (AIM)

在低照度环境下,存在对比度低下、局部细节模糊及光照不均等问题,导致特征表达的信杂比下降。针对上述问题,受自适应伽马校正^[10]的启发,设计了AIM,其结构如图2所示。

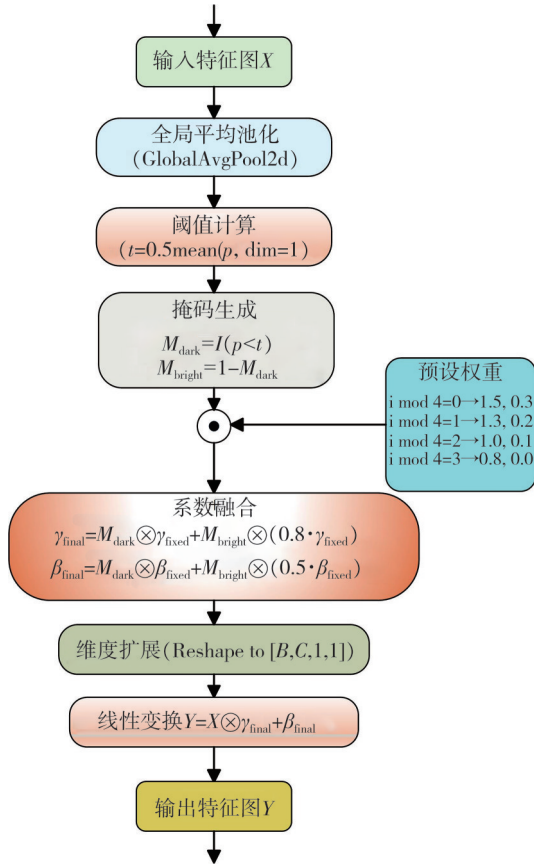


图2 AIM网络结构图
Fig. 2 AIM network structure

该模块利用全局平均池化获取各通道亮度统计信息,依据亮度高低将通道划分为暗通道和亮通道,并分别施以不同的增益 γ 和偏移 β 进行线性调整。为体现不同颜色通道在低照度增强中的重要性差异,AIM预设了固定权重模板。设输入特征图通道数为 C ,预设的增益张量 $\gamma_{\text{fixed}} \in \mathbb{R}^C$ 和偏移张量 $\beta_{\text{fixed}} \in \mathbb{R}^C$ 为

$$\gamma_{\text{fixed},i} = \begin{cases} 1.5, & i \bmod 4 = 0, \\ 1.3, & i \bmod 4 = 1, \\ 1.0, & i \bmod 4 = 2, \\ 0.8, & i \bmod 4 = 3, \end{cases} \quad (1)$$

$$\beta_{\text{fixed},i} = \begin{cases} 0.3, & i \bmod 4 = 0, \\ 0.2, & i \bmod 4 = 1, \\ 0.1, & i \bmod 4 = 2, \\ 0.0, & i \bmod 4 = 3. \end{cases} \quad (2)$$

该模板以4为周期,模4余0、1的通道视为暗通道优先增强对象,赋予较高增益和偏移;余2的通道为中性;余3的通道视为亮通道,赋予较低权重以保持色彩自然。对于输入张量 $X \in \mathbb{R}^{B \times C \times H \times W}$,首先通过全局平均池化得到每个通道的亮度均值为

$$p = \text{AdaptiveAvgPool2d}(X) \in \mathbb{R}^{B \times C}, \quad (3)$$

式中: p 为通道亮度均值矩阵,AdaptiveAvgPool2d为二维自适应平均池化。由于像素值范围通常为 $[0,1]$ 或 $[0,255]$,该均值可有效反映该通道的整体亮度水平。为了自适应地区分暗通道和亮通道,AIM为每个样本独立计算亮度阈值。考虑到不同图像的亮度分布差异较大,采用全局固定阈值并不合理。本文提出的阈值计算方式为:取该样本所有通道均值的平均值的一半,即

$$t_b = \frac{1}{2} \cdot \frac{1}{C} \sum_{c=1}^C p_{b,c}, \quad (4)$$

式中: t_b 为第 b 个样本的全局亮度阈值; $p_{b,c}$ 为第 b 个样本第 c 个通道所有空间位置的平均值。该阈值相当于样本全局平均亮度的0.5倍。基于阈值 t_b ,生成暗通道掩码 $M_{\text{dark}} \in \mathbb{R}^{B \times C}$ 和亮通道掩码 $M_{\text{bright}} \in \mathbb{R}^{B \times C}$ 为

$$M_{\text{dark}} = \mathbb{I}(p < t), \quad M_{\text{bright}} = I - M_{\text{dark}}, \quad (5)$$

式中: $\mathbb{I}(\cdot)$ 为逐元素指示函数,当条件成立时取1,否则取0; I 为全1矩阵。掩码矩阵中的1表示对应通道属于该类别。

得到掩码后,需要将先验权重与当前亮度分类信息结合起来,生成每个样本每个通道最终使用的增益 γ_{final} 和偏移 β_{final} 。具体融合方式为

$$\gamma_{\text{final}} = M_{\text{dark}} \odot \gamma_{\text{fixed}} + M_{\text{bright}} \odot (0.8 \gamma_{\text{fixed}}), \quad (6)$$

$$\beta_{\text{final}} = M_{\text{dark}} \odot \beta_{\text{fixed}} + M_{\text{bright}} \odot (0.5 \beta_{\text{fixed}}), \quad (7)$$

式中: $\odot$ 表示逐元素乘法。暗通道直接使用预设权重以实施较强增强,亮通道则进一步折减(增益乘0.8,偏移乘0.5),抑制过亮区域调整,实现暗区强增强和亮区弱增强。

最后,将每个样本每个通道的系数扩展到与输入相同的空间维度,并对输入施加线性变换,如式(8)所示。

$$Y = X \odot \gamma_{\text{final}} + \beta_{\text{final}}. \quad (8)$$

该变换可视为对每个通道独立进行亮度和对比度的调整。与传统的伽马校正相比,线性变换的计算量更小,且对于已经归一化到 $[0,1]$ 的输入能够保证输出范围仍在合理区间。

1.2 多尺度特征增强模块 (MFEM)

受 MobileNet^[11] 中深度可分离卷积的启发, 设计了 MFEM。此模块首先对输入特征进行多路径并行处理, 输入特征图通过 4 条独立支路同步处理, 分别采用扩张率为 1、2、3 的深度可分离卷积以及一个标准的 1×1 卷积操作。如图 3 所示, 不同扩张率的深度卷积采用渐进式感受野扩展方法: 扩张率为 1 的卷积专注于密集采样的局部特征提取, 能够有效捕捉纹理细节和边缘信息; 扩张率为 2 和 3 的卷积则采用稀疏采样方式, 以极低的计算代价捕获不同范围的上下文依赖关系, 对局部噪声和光照变化表现出

更强的鲁棒性。此过程可表示为

$$F_1 = GELU(PWConv_1(DWConv_{d=1}(X))), \quad (9)$$

$$F_2 = GELU(PWConv_2(DWConv_{d=2}(X))), \quad (10)$$

$$F_3 = GELU(PWConv_3(DWConv_{d=3}(X))), \quad (11)$$

$$F_4 = GELU(Conv_{1 \times 1}(X)). \quad (12)$$

每个支路输出特征经过 GELU 激活函数增强非线性表达能力后, 沿通道维度进行深度融合, 形成多尺度特征聚合体。该聚合体既包含细致的局部特征, 又涵盖广泛的上下文信息, 为后续特征增强提供支撑, 如式(9)所示。

$$F_{cat} = F_1 // F_2 // F_3 // F_4, \quad (13)$$

式中: $//$ 表示沿通道维度的拼接。

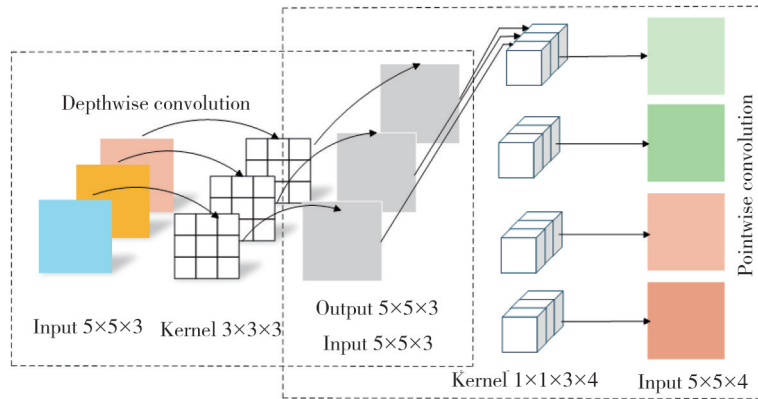


图 3 深度可分离卷积网络结构图

Fig. 3 DSConv network structure

随后通过特征融合将多尺度特征与原始输入特征进行整合: 首先, 将原始输入与多尺度特征进行通道维度拼接, 然后, 通过 1×1 卷积实现跨通道信息交互与特征重组, 最后, 通过 GELU 激活函数生成增强后的输出特征。此过程可表示为

$$Y = GELU(PWConv_{fusion}[X // F_{cat}]) \quad (14)$$

式中: fusion 表示 1×1 卷积与激活函数的组合。这种设计既保留了原始特征的完整性, 又注入了多尺度增强信息, 使网络能够自适应地增强重要特征, 其结构如图 4 所示。

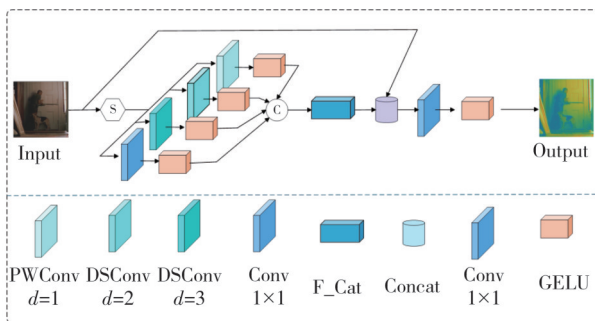


图 4 MFEM 网络结构图

Fig. 4 MFEM network structure

1.3 噪声校正模块 (NCM)

低光环境下, 图像信噪比显著降低, 大量噪声与微弱信号混杂在一起, 导致传统特征提取方法难以区分有效信息与噪声干扰, 从而影响后续识别与检测的准确性。针对上述问题, 本文设计了 NCM。此模块首先将输入特征图通过噪声估计网络进行自适应评估, 该网络通过两层卷积与 Softmax 激活函数将输入特征映射为两张空间权重图, 分别表征每个像素位置的噪声置信度与信号置信度,

$$noise_level =$$

$$Softmax(Conv_{1 \times 1}(ReLU(Conv_{s \times s}(z)))) \quad (15)$$

其中, 第一个 3×3 卷积层首先将通道数压缩以整合噪声上下文信息, 随后通过 1×1 卷积输出 2 通道特征, 并经 Softmax 函数沿通道维度归一化, 确保对于特征图上任意一点 (i, j) , 其噪声权重 $w_n^{(i, j)}$ 与信号权重 $w_s^{(i, j)}$ 满足 $w_n^{(i, j)} + w_s^{(i, j)} = 1$ 。随后, 输入特征经由两个并行且结构一致的分支进行处理。去噪分支专注于平滑噪声与抑制干扰, 生成

平滑后的特征表示为 $denoised$ ；增强分支专注于锐化细节与增强对比度，生成强化后的特征表示为 $enhanced$ 。两个分支并行计算，分别优化特征的不同属性。最终，输出特征图通过噪声估计网络生成的权重进行自适应融合为

$$output = w_n \odot denoised + w_s \odot enhanced. \quad (12)$$

该融合机制并非固定权重混合，而是依据噪声估计结果进行动态空间调制：在高噪声区域，

w_n 趋近于 1，输出主要来源于去噪分支，有效抑制噪声；在高信号区域， w_s 趋近于 1，输出主要来源于增强分支，显著提升细节。在 YOLOv11s 主干网络的末端引入噪声自适应模块，这种自适应的处理策略使模型能智能化地区分并处理噪声与有效信号，最终在整体上达成降噪与保细节的最佳平衡，有效解决低光图像信噪比低、有效特征被淹没的关键问题。其结构如图 5 所示。

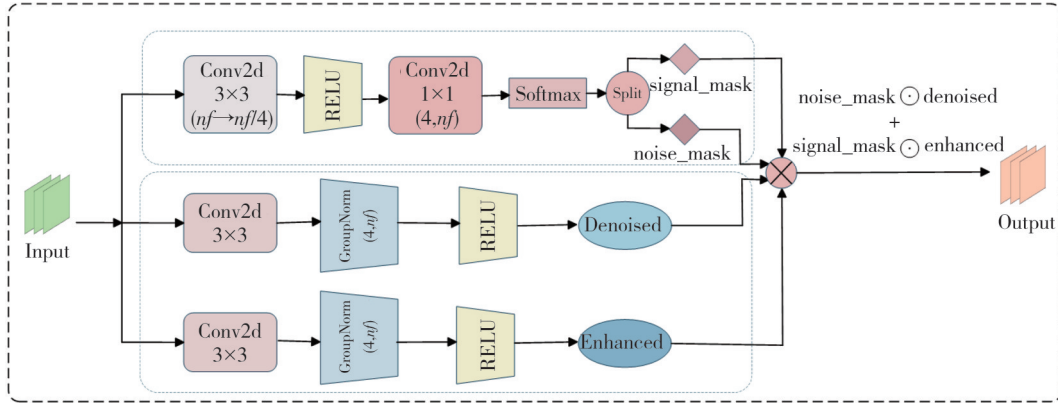


图 5 NCM 网络结构图

Fig. 5 NCM network structure
Pytorch。

2 实验

2.1 数据集

为了验证 LLAN-YOLO 在低照度环境下的目标检测性能，本文使用 ExDark 数据集和 Dark-Face 数据集进行对比分析。ExDark 数据集是一个专门在低光照环境下拍摄出针对低光目标检测的数据集^[12]，包括从极低光环境到暮光环境等 12 种不同光照条件下的图片。将该数据集的 80% 图片用于模型训练，剩余 20% 用于模型评估。Dark-Face 数据集是一个专门用于低光照条件下的面部检测数据集，该数据集包含 6 000 张真实世界中的低光照图像，这些图像在夜间拍摄于教学楼、街道、桥梁、立交桥和公园等地点，并且所有图像都标注了人脸的边界框。将该数据集的 70% 图片用于模型训练，剩余 30% 用于模型评估。

2.2 实验设置

本研究所有训练均在单张 RTX3090 GPU 上进行，在训练过程中没有使用预训练权重，以确保实验的可比性。经过预处理后，该模型的图像尺寸一致为 640×640 ，批处理大小设置为 8，优化器采用 SGD，初始学习率设置为 0.01，权重衰减设置为 0.000 5。训练 150 个轮次，深度学习框架采用

2.3 评价指标

为了验证 LLAN-YOLO 的性能，实验结果以 AP 、 $mAP50$ 、参数量、计算量、精度 (P)、召回率 (R) 等作为验证模型有效性的评价指标。计算公式如下

$$P = \frac{TP}{TP + FP}, \quad (16)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN}, \quad (17)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR, \quad (18)$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C AP_i, \quad (19)$$

式中： P 为准确率； R 为召回率； $P(R)$ 为不同召回率下的准确率； TP 为正确检测的正样本数， FP 为被错误地检测为正样本的数量； FN 为错误地检测为负样本的数量； AP_i 为某一类别 i 的平均精度； C 为类别总数。对 C 个类别的 AP 取平均值，即得到平均精度 mAP 指标。

2.4 对比实验

2.4.1 Exdark 数据集对比实验

为了验证本文方法在低照度环境下目标检测的精度，在 Exdark 数据集上，选取 YOLOv8s^[13]、YOLOv9t^[14]、YOLOv10s^[15]、YOLOv11s^[9]等目前主

流目标检测模型作对比,结果如表 1 所示, YOLOv11s 在 Exdark 数据集上的效果最好,所以本文选择 YOLOv11s 作为基准模型。除以上经典模型外,还选取 FISNet^[16]、En-YOLO^[17]、DarkYOLOv8^[18]、MLFE-YOLOX^[19]、CDD-YOLO^[20]等近年来最新的低照度目标检测算法进行对比。

En-YOLO^[17]提出了一种 DAFF 以减少冗余信息和增强特征表达能力,强调网络获取和利用关键特征的能力。DarkYOLOv8^[18]在主干网络中加入了 Transformer 层用于获取全局信息,并通过目标标记信息监督训练 Transformer 模块,以增强目标区域的权重。相较于上述方法,LLAN-YOLO 采用自适应光照、多尺度处理和噪声校正 3 个核心模块协同工作,分别解决低照度图像的 3 个主要问题,并与 YOLOv11s 结合起来,通过联合学习来增强目标检测器在不利条件下的性能。LLAN-YOLO 与上述算法的对比结果如表 1 所示。

由表 1 中数据可知,LLAN-YOLO 的 $mAP50$ 分别比 FISNet^[16]、CDD-YOLO^[20]、En-YOLO^[17]、DarkYOLOv8^[18] 高 4.9、4.4、0.24、3.6 百分比。与主流通用目标检测方法 YOLOv8s^[13]、YOLOv9t^[14]、YOLOv10s^[15] 以及基线模型 YOLOv11s^[9] 相比,LLAN-YOLO 的检测精度具有明显优势。上述实验数据充分验证了本文所提算法在低照度目标检测任务中的有效性与优异性能。

表 1 ExDark 数据集对比实验

Tab. 1 Comparison experiments with ExDark datasets

模型	$mAP50/\%$	参数量/M	计算量/GFLOPs
YOLOv8s ^[13]	68.4	11.1	28.7
YOLOv9t ^[14]	67.1	2.7	11.1
YOLOv10s ^[15]	71.2	8.1	24.8
YOLOv11s ^[9]	71.8	9.4	21.6
MLFE-YOLOX ^[19]	66.2	10.2	29.7
FISNet ^[16]	68.8	—	—
CDD-YOLO ^[20]	69.3	4.3	10.7
DarkYOLOv8 ^[18]	70.1	—	8.53
En-YOLO ^[17]	73.46	—	—
LLAN-YOLO	73.7	9.45	24.5

表 2 所示为本文算法与其他算法在 ExDark 数据集中 12 个类别的比较。观察所有 12 个类别的数据,本文方法的表现比较稳定,没有出现任何一项性能显著低于平均水平的异常值。其中,En-YOLO 在 Dog、Boat 等类别中性能占优,而 LLAN-YOLO 在 Bottle、Bus 等类别中占优,两种算法的性能差异本质是设计侧重点的不同:En-YOLO 的 DAFF 模块采用通道注意力+空间注意力并行机制,更适配全局结构明确、背景复杂的类别;LLAN-YOLO 通过光照自适应+多尺度细节捕捉+噪声校正,更适配细节丰富、易受局部光照干扰的类别。在所有类别中,本文方法取得了 4 个最高和 3 个次高,表明 LLAN-YOLO 没有过度偏向某类特定特征,而是实现了光照、细节和噪声三大核心问题的协同优化,提供了普遍增强的图像基础。

表 2 ExDark 数据集各类别对比实验

Tab. 2 Comparative experiments of each category in ExDark dataset

类别	$AP/\%$					
	IA-YOLO ^[5]	DarkYOLOv8 ^[18]	YOLOv10s ^[15]	YOLOv11s ^[9]	En-YOLO ^[17]	LLAN-YOLO
Bicycle	76.4	88.2	78.0	77.7	81.91	78.4
Boat	57.1	65.8	71.6	72.8	76.82	69.0
Bottle	56.6	69.5	83.7	83.1	73.90	85.0
Bus	85.1	85.1	86.2	88.6	87.68	89.1
Car	68.3	82.0	77.8	78.8	80.18	78.1
Cat	52.5	61.8	69.7	72.3	69.67	77.6
Chair	51.1	49.6	57.8	56.9	66.88	61.0
Cup	60.0	69.3	71.9	72.2	68.80	71.2
Dog	57.4	69.2	70.2	68.7	83.11	73.2
Motorbike	67.6	76.2	69.7	69.1	63.33	71.2
People	64.8	76.2	70.5	69.9	78.80	71.0
Table	45.4	50.2	47.7	51.4	50.38	59.8
$mAP50/\%$	61.9	70.1	71.2	71.8	73.46	73.7
参数量/M	—	—	8.1	9.4	—	9.45
计算量/GFLOPs	—	8.53	24.8	21.6	—	24.5

2.4.2 DarkFace 数据集对比实验

为了验证本文所提方法的泛化性和稳定性,使用 DarkFace 数据集再次验证,试验结果如表 3 所示。由表 3 数据显示,本文所提方法在参数量

较低的情况下,检测精度仍然保持明显优势。与目前主流目标检测模型 YOLOX、YOLOv10s 以及本文的基准模型 YOLOv11s 相比, $mAP50$ 分别提高了 9.4、0.6 和 2.5 百分点。综合所有指标对比情况可见,LLAN-YOLO 模型在面对复杂光照

条件下的目标检测任务中,具有检测精度高、鲁棒性强等优点,能适用于多种场景之中。

表 3 DarkFace数据集对比试验
Tab. 3 Comparison experiment of DarkFace dataset

模型	P/%	R/%	参数量/M	mAP50/%
YOLOv3 ^[21]	55.6	26.2	61.6	21.6
YOLOv4 ^[22]	66.5	29.1	26	31.1
YOLOX ^[23]	74.8	31	25	43.9
LLMD ^[24]	66.2	51.7	—	49.5
YOLOv10s	71.5	43.8	8.1	50.1
YOLOv11s	73	43.4	9.4	<i>50.3</i>
本文	<i>73.9</i>	<i>46.4</i>	<i>9.45</i>	52.5

2.5 消融实验

为了验证LLAN-YOLO各模块的有效性,对每个模块在ExDark数据集进行了消融实验,实验结果如表4所示。由表4消融实验结果可知,基准模型YOLOv11s在ExDark数据集上取得了71.8%的检测精度。加入AIM模块后,mAP提升至72.5%,这表明AIM模块是性能提升的主要因素之一。再加入MFEM模块后,mAP提升至73.3%,并且参数量变化不大,证明此模块同时还有轻量化的作用。最后,在YOLOv11s主干网络的末端引入NCM模块,mAP提升至73.7%,经过光照校正和细节增强后的特征,为噪声自适应模块提供了更优质的输入,NCM模块可以更准确地区分需要增强和需要抑制的区域,从而做出更精确的融合决策。综上所述,LLAN-YOLO与基准模型相比,在参数量增加较少的情况下,能有效提升检测精度。

表 4 消融实验

Tab. 4 Ablation experiments

YOLOv11s	AIM	MFEM	NCM	参数量/M	mAP50/%
✓				9.42	71.8
✓	✓			9.43	72.5
✓		✓		9.42	72.3
✓			✓	9.43	72.1
✓	✓	✓		9.43	73.3
✓	✓	✓	✓	9.45	73.7

2.6 定性分析

为了能更直观地显示改进算法的优越性,选取ExDark数据集中具有代表性的图像做检测结果比较。图6所示为ExDark数据集可视化检测结果,其中,图6(a)为YOLOv11s检测效果,图6(b)为本文算法的检测结果。

从图中可以看出本文算法改进前出现了漏检、误检的情况。在YOLOv11s中加入本文算法

后,因为对目标特征更全面地提取,没有出现图6(a)中小猫被识别成小狗的情况,并且识别的精度也有所增加。同时,因为本文算法对光照和噪声进行了自适应校正,没有出现图6(a)中小狗和汽车被漏检的情况,同时检测精度也有所提升,可以看出本文算法在低光照环境下是优于基准模型的。



(a) YOLOv11s ExDark数据集检测结果

(b) LLAN-YOLO ExDark数据集检测结果

图 6 ExDark数据集检测结果对比图

Fig. 6 Comparison of detection results of ExDark dataset

3 结 语

本文提出一种基于自适应光照与噪声校正的低照度目标检测方法,针对低光照条件下图像存在噪声干扰、细节丢失以及现有增强算法计算复杂度高的问题,设计AIM模块,通过对特征通道进行全局建模,动态调整光照分布,增强图像整体可见性;构建MFEM模块,利用深度可分离卷积捕获多感受野特征,提升细节恢复能力;提出NCM模块,根据估计的噪声水平自适应融合去噪与增强分支,抑制噪声同时保留纹理信息。实验表明,LLAN-YOLO在ExDark数据集上,mAP50达到73.7%,相较于基线模型YOLOv11s提升了1.9个百分点,在DarkFace数据集上检测精度达52.5%,相较于基线模型YOLOv11s提升了2.2个百分点,验证了其在低照度场景下具有良好的检测性能。

利益冲突声明/Conflict of Interests

所有作者声明不存在利益冲突。

All authors declare no relevant conflict of interests.

参考文献

- [1] Jiang Y, Gong X, Liu D, et al. EnlightenGAN: deep light enhancement without paired supervision[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2021, 30: 2340-

- 2349.
- [2] Guo C, Li C, Guo J, et al. Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 1777-1786.
- [3] Hnewa M, Radha H. Multiscale domain adaptive Yolo for cross-domain object detection [C]//2021 IEEE International Conference on Image Processing (ICIP), 2021: 3323-3327.
- [4] 赖欣, 王储, 陈航. 低照度下人脸检测 MSRCR 光频段滤波增强算法[J]. 电子测量与仪器学报, 2022, 36(2): 96-106.
- Lai Xin, Wang Chu, Chen Hang. MSRCR optical frequency segmented filter enhancement algorithm in low-light face detection[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrumentation, 2022, 36(2): 96-106. (in Chinese)
- [5] Liu W, Ren G, Yu R, et al. Image-adaptive YOLO for object detection in adverse weather conditions[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2022, 36(2): 1792-1800.
- [6] Kalwar S, Patel D, Aanegola A, et al. GDIP: gated differentiable image processing for object detection in adverse conditions[C]//2023 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA), 2023: 7083-7089.
- [7] Qin Q, Chang K, Huang M, et al. DENet: detection-driven enhancement network for object detection under adverse weather conditions [C]//Computer Vision-ACCV, 2023: 491-507.
- [8] Xiao Y, Liao H. LIDA-YOLO: an unsupervised low-illumination object detection based on domain adaptation[J]. IET Image Processing, 2024, 18(5): 1178-1188.
- [9] Khanam R, Hussain M. YOLOv11: an overview of the key architectural enhancements[PP/OL]. (2024-10-23) [2026-02-06]. <https://arxiv.org/abs/2410.17725>.
- [10] 马鑫, 喻春雨, 陈刚, 等. 分区自适应伽马校正的非均匀光照图像增强[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61(14): 383-390.
- Ma Xin, YU Chunyu, CHEN Gang, et al. Adaptive gamma correction of subregion for non-uniform illumination image enhancement[J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2024, 61(14): 383-390. (in Chinese)
- [11] Howard A G, Zhu M, Chen B, et al. MobileNets: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[PP/OL]. (2017-04-17)[2026-02-06]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1704.04861>.
- [12] Loh Y P, Chan C. Getting to know low-light images with the exclusively dark dataset[J]. Computer Vision and Image Understanding, 2019, 178: 30-42.
- [13] Varghese R, Sambath M. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness [C]//2024 International Conference on Advances in Data Engineering and Intelligent Computing Systems (ADICS), 2024: 1-6.
- [14] Wang C, Yeh I H, Mark L H Y. YOLOv9: Learning what you want to learn using programmable gradient information[C]//Computer Vision-ECCV, 2025: 1-21.
- [15] Wang A, Hui C, Liu L, et al. YOLOv10: real-time end-to-end object detection[EB/OL]. (2024-05-28)[2026-02-06]. <https://blog.csdn.net/TJMtaotao/article/details/139278447>.
- [16] 麦锦文, 李浩, 康雁. 基于特征交互结构的弱光目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(11): 224-232.
- Mai Jinwen, Li Hao, Kang Yan. Low-light object detection based on feature interaction structure [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(11): 224-232. (in Chinese)
- [17] Liu X, Liu C, Zhou X, et al. Enhancing low-light object detection with En-YOLO: leveraging dual attention and implicit feature learning[J]. Multimedia Systems, 2025, 31(4): 249.
- [18] 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 Teng, Chen Cifa, Dong Fangmin. Low-light object detection combining transformer and dynamic feature fusion[J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(9): 135-141. (in Chinese)
- [19] 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 Hao, Zhang Jinglei, Jia Xin. Low-light target detection algorithm based on multi-level feature extraction [J]. Computer Engineering and Applications, 2024, 60(24): 235-242. (in Chinese)
- [20] 史丽晨, 杨超, 刘雪超, 等. 基于 CDD-YOLO 的轻量级低光照目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2025, 61(6): 106-117.
- Shi Lichen, Yang Chao, Liu Xuechao, et al. Lightweight low-light object detection algorithm based on CDD-YOLO[J]. Computer Engineering and Applications, 2025, 61(6): 106-117. (in Chinese)
- [21] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental

- improvement[PP/OL]. arXiv(2018-04-08)[2024-03-15]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.1804.02767>.
- [22] Bochkovskiy A, Wang C, Liao H. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[J/OL]. arXiv (2020-04-23)[2026-02-06]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2004.10934>.
- [23] Ge Z, Liu S, Wang F, et al. YOLOX: exceeding YOLO series in 2021[PP/OL]. arXiv (2021-07-18)[2026-02-06]. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.08430>
- [24] Guo M, Sheng H, Zhang Z, et al. LLMD: low-light mask wearing detection with enhanced image recovery and spatially adaptive feature learning[J]. Expert Systems with Applications, 2025, 270: 126528.

(上接第 655 页)

- [17] Kim M C, Kim E S, Park J O, et al. Robotic localization based on planar cable robot and hall sensor array applied to magnetic capsule endoscope[J]. Sensors, 2020, 20(20): 5728.
- [18] Oh M S, Hosseinalipour S, Kim T, et al. dynamic and robust sensor selection strategies for wireless positioning with TOA/RSS measurement[J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2023, 72(11): 14656-14672.
- [19] Song S, Li B, Qiao W, et al. 6-D Magnetic localization and orientation method for an annular magnet based on a closed-form analytical model[J]. IEEE Transactions on Magnetics, 2014, 50(9): 5000411.
- [20] Hu C, Li M, Song S, et al. A cubic 3-axis magnetic sensor array for wirelessly tracking magnet position and orientation[J]. IEEE Sensors Journal, 2010, 10(5): 903-913.