

文章编号 1004-924X(2024)20-3099-13

基于金字塔边缘增强的自矫正低光照目标检测

蒋占军, 吴佰靖*, 马 龙, 廉 敬

(兰州交通大学 电子与信息工程学院, 甘肃 兰州 730070)

摘要:针对低光照图像整体亮度和对比度低,且目标边缘特征有限,导致目标检测算法识别定位精度不高的问题,提出一种低光照目标检测方法。首先,提出低光照图像增强网络,利用图像高斯金字塔、Retinex 和暗通道去雾在低光照图像增强的优点,并在暗通道去雾算法中加入边缘轮廓特征,在增强整体亮度对比度的同时,突出目标的边缘特征;其次,为提高特征的提取准确性,在 RTDETR 的特征提取部分,设计了轻量化自矫正特征提取网络,以更小的计算量生成并矫正主干特征提取网络生成的特征图,提升目标检测精度。在 ExDark 数据集上的实验结果表明:较于基准 RTDETR,精度提高了 2.34%,召回率提升了 2.09%,参数量减少了 4.95 M,模型大小减少了 13.31 MB,本文方法能够有效提升低光照场景下的目标检测性能。

关键词:目标检测;暗目标;低光照增强;高斯金字塔;自矫正网络

中图分类号:TP391.4 **文献标识码:**A **doi:**10.37188/OPE.20243220.3099

A self correcting low-light object detection method based on pyramid edge enhancement

JIANG Zhanjun, WU Baijing*, MA Long, LIAN Jing

(School of Electronics & Information Engineering, Lanzhou Jiaotong University,
Lanzhou 730070, China)

* Corresponding author, E-mail: 12211816@stu.lzjtu.edu.cn

Abstract: A low-light target detection method was proposed to overcome the problem of low overall brightness, contrast and limited edge features in low-light images, which lead to poor recognition and localization of target detection algorithms. Firstly, a low-light enhancement network was designed to utilize the advantages of image Gaussian pyramid, Retinex and dark-channel defogging in low-light image enhancement, and edge contour features were added to the dark-channel defogging algorithm to enhance the overall luminance contrast while highlighting the edge features of the target. Secondly, to improve the accuracy of feature extraction in the feature extraction section of RTDETR, a lightweight self correcting feature extraction network was designed to generate and correct the feature maps generated by the backbone feature extraction network with smaller computational complexity, thereby improving the accuracy of object detection. The experimental results on the ExDark dataset shows that compared with the benchmark RT-DETR, the mAP improves by 2.34%, the recall improves by 2.09%, the parameter amount reduces by 4.95 M, the model size reduces by 13.31 MB, and the proposed method is able to effectively improve the

收稿日期:2024-04-30;修订日期:2024-06-27.

基金项目:国家自然科学基金(No. 62061023);甘肃省水利厅省级项目(No. LZJT523029)

performance of the target detection in the low-light scene.

Key words: object detection; dark targets; low-light intensity enhancement; gaussian pyramid; self correcting network

1 引 言

目标检测是计算机视觉领域中的基础任务,在智慧城市建设、医学诊断、农业监测、视频监控以及自动驾驶等多个领域应用广泛。常见的目标检测算法根据实现方式,分为锚框方法和无锚框方法两种^[1]:锚框目标检测方法根据检测框的实现方式,分为二阶和一阶目标检测算法,二阶目标检测算法有 RCNN, Fast RCNN 和 Faster RCNN 等;一阶目标检测算法如 SSD 和 YOLO 等^[2-3]。无锚框目标检测方法去除了锚框的使用,通过关键点的组合和定位来实现目标检测,简化了检测流程,减少了冗余锚框,具有更好的泛化能力^[4]。无锚框目标检测方法有 CenterNet, FCOS (Fully Convolutional One-Stage object detection) 和基于 Transformer 的目标检测算法等,其中基于 Transformer 的无锚框目标检测算法具有全局信息捕捉、无锚框选择和并行快速计算等优点,在目标检测领域得到了广泛应用^[5]。然而,尽管这些算法在光照充足、图像清晰的常规环境下能够取得令人满意的检测效果,但在复杂低光照环境下,如弱光甚至黑夜、含光源且光照不均匀、阴影和色彩失真等场景,因采集的图像存在光照不足且亮度不均匀、目标和背景对比度较低、受噪声干扰严重和颜色色彩失真等难点,将通用目标检测算法直接应用于低光照目标检测,存在检测精度低、目标定位不准确、易出现错检和漏检等问题,因此,如何在复杂的低光照环境下实现高效且准确的目标检测,成为该领域亟待解决的重要问题^[6]。

目前,主要通过设计低光照图像增强模型^[7]、优化模型结构^[8]、预处理增强^[9]等技术来提高目标检测算法在低光照场景下的性能。低光照图像增强的目的是通过恢复低光照图像的细节和纠正颜色失真来改善低光照图像的视觉感知,并为物体检测等其他视觉任务提供高质量图像。低光照图像增强模型在实现方式上分为传统低光照图像增强网络、基于 CNN 网络 (Convolutional

Neural Network) 和基于 GAN (Generative Adversarial Networks) 三种方法^[10]。传统低光照图像增强如灰度变换法、Retinex 算法、暗通道先验和局部增强方法等,这些算法虽然具有较高的计算效率,但在干扰较大的低光照图像中,会放大图像中的噪声或失真,降低图像的质量^[11]。基于 CNN 网络的低光照图像增强模型以成对的弱光图像和正常图像为输入,进行监督训练,通过不断优化网络参数,使低光照图像更接近正常光照条件下的图像。然而,该类方法的输入数据必须为成对数据且需要精确的数据标签,数据制作成本高,且增强后的图像受人为标签因素影响较大,泛化能力弱;基于 GAN 的低光照图像增强模型去除了人为标签的干扰,使增强后的图像更接近真实场景,该方法可获得质量较高的增强图像,但复杂的网络结构设计也降低了算法的实时性^[12]。

优化模型结构的方法主要是根据低光照图像的特点,在目标检测模型上通过调整、优化、改进网络和添加新模块,提升目标检测对低光照目标的特征提取能力,进而提升检测效果。如利用目标像素周围梯度信息构建 A-ELAN (Aggregation-ELAN) 模块,并利用深度可分离卷积与注意力机制捕获周边信息,设计一种轻量级目标检测算法 LL-YOLO (Low Light YOLO), 该算法不仅增强了图像的边缘特征,还降低了低光照图像中噪声的干扰^[13]。为充分利用多尺度特征,提高低光照目标检测的性能, Wang 等^[14]提出一种对抗生成网络与 Faster RCNN 结合的低光照图像目标检测算法,通过在 Faster RCNN 网络中加入特征融合和多尺度特征提取模块,获得了更高精度的检测结果。此外,特征金字塔可以充分提取到不同尺度的特征信息,结合上下文信息,优化网络对低光照图像的特征提取能力,以获得更好的检测效果^[15]。还可以从特征检索和注意力机制的角度,结合目标检测算法,提高低光照图像的质量,使目标检测网络关注到目标区域,融合增强图像的低级特征,抑制噪声的干扰,提高网络

对低光照图像的特征提取能力^[16-17]。

优化模型结构的技术方法虽然一定程度上提高了低光照图像的检测效果,但在低光照目标检测场景中,光照强度是影响目标检测性能的关键因素,因此,更多的研究希望通过设计性能较优的预处理增强技术,来改善低光照图像的整体亮度,进而提升目标检测算法的检测性能。Yin等^[18]提出一种暗目标检测的金字塔增强网络 PE-YOLO,利用拉普拉斯金字塔和细节处理模块来增强低光照图像,通过输入增强后的低光照图像,提高了目标检测算法的性能。王海群等^[19]为提升复杂天气和光照条件下绝缘子缺陷的检测精度,提出一种改进的暗通道先验去雾算法,对图像进行预处理,增强了目标的可辨识度,再使用改进的 YOLOv7 算法提高了绝缘子缺陷识别精度。吕伏^[20]等为增强低光照图像的细节信息和整体亮度,提出一种亮度均衡与边缘强化的多尺度低光照图像增强算法,利用改进的 Retinex 和 Gamma 校正,对低光照图像进行亮度均衡化处理,并使用多尺度金字塔融合策略对图像的边缘细节进行了增强,丰富了低光照图像的细节信息,获得了更高质量图像。

综上所述,使用预处理增强技术可以增强低光照图像的整体亮度和边缘特征,进而提高后续低光照目标检测的检测效果。因此,本文使用了一种新的预处理增强技术,以无锚框目标检测方法 RTDETR(Real Time Detection Transformer)为基础,设计了一种低光照目标检测网络 GL-

RTDETR(Low-Light Object Detection Network based on GENet and LSC-RTDETR),提出的高斯金字塔边缘特征的低光照图像增强网络 GENet(Gaussian Pyramid-Based Edge Feature Low-Light Image Enhancement Network),首先利用图像高斯金字塔将输入图像进行下采样,采样后的图像使用多尺度 Retinex 和基于边缘特征的暗通道去雾算法,分别增强低光照图像的整体亮度和目标轮廓边缘特征,最后经过上采样融合,得到低光照增强后的图像。其次,提出轻量化自矫正目标检测网络 LSC-RTDETR(a Lightweight Self Correcting Object Detection Network Based on RTDETR),通过设计自校正特征提取网络,对特征提取网络输出的特征进行矫正,提高了网络特征提取的准确性,获得了更好的检测结果。

2 低光照目标检测网络 GL-RTDETR

2.1 GL-RTDETR 整体网络构建

本文提出的 GL-RTDETR 方法总体网络结构如图 1 所示。

GL-RTDETR 将低光照图像输入到 GENet 网络,对其进行图像增强。GENet 首先将输入图像使用高斯金字塔对其进行分解,得到四张不同尺度大小的图像,在分别经过基于边缘先验的暗通道算法 DNet(Dark Channel Prior Network),增强低光照目标的纹理和边缘轮廓特征,提高前景目标和背景的对比度,再通过 MSR(Multi-Scale

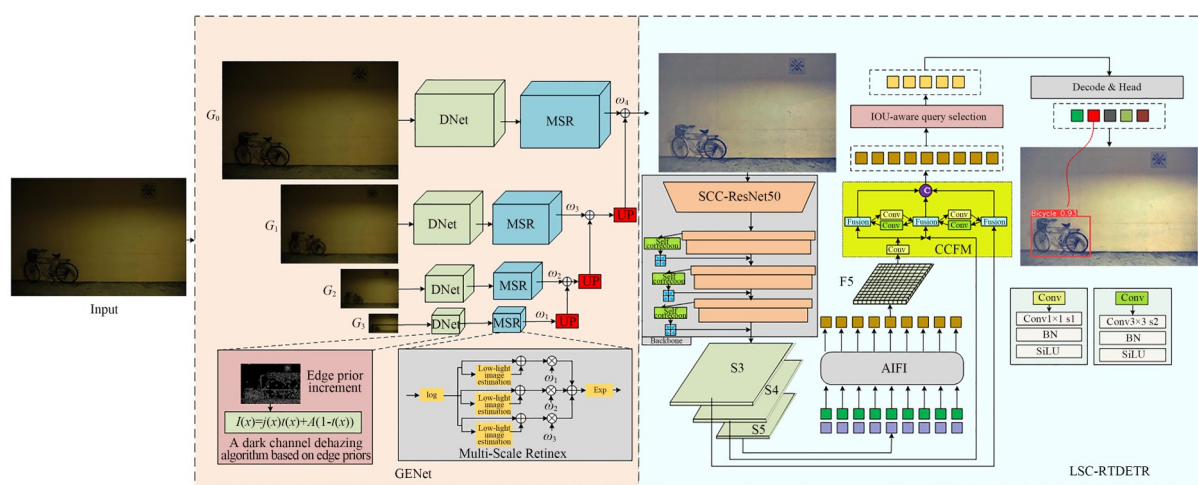


图 1 GL-RTDETR 方法整体结构图

Fig. 1 Overall structure diagram of GL-RTDETR method

Retinex Network)算法,增强图像的整体亮度对比,得到较为清晰的图像,最后将处理后的较低层图像经过上采样融合,输出增强后的低光照图像。

然后,增强的低光照图像输入 LSC-RTDETR 目标检测网络中,设计轻量化自矫正的 Backbone 模块(SCC-RseNest50),在增强特征提取能力的同时,建立相邻像素之间的相关性,自矫正 Backbone 输出的特征图,突出目标的轮廓特征,进一步提高低光照目标的检测和定位精度,减少网络的参数计算量,加快了推理速度。

2.2 低光照图像增强网络设计

如图 1 所示,为提高低光照图像的整体亮度和目标轮廓与背景的对比如,提高目标检测算法在低光照场景中的识别效果,本文充分结合高斯金字塔、暗通道去雾算法和 Retinex 算法的优点^[21],并结合低光照图像的特点,设计了一种用于低光照图像增强的网络 GENet。GENet 首先对输入图像 $I \in \mathbb{R}^{H \times W \times 3}$ 进行高斯金字塔下采样。

$$G(I_a) = D_{\text{own}}(G_{\text{aussian}}(I)), \quad (1)$$

其中: $G(I_a)$ 为高斯金字塔输出的不同尺度图像, D_{own} 为对输入图像进行基于高斯金字塔的下采样操作,在本文中将 α 设置为 4,即进行四次下采样,输出四张不同尺度的图像, G_{aussian} 表示高斯滤波,每次高斯金字塔运算后,图像的宽度和高度各减半,分辨率是输入图像的 0.25 倍,本文根据输入图像的大小,共生成四层高斯金字塔图像。

为突出低光照图像中目标的纹理、轮廓和边缘细节特征,本文设计了基于边缘特征的暗通道增强算法来增强目标的轮廓特征,计算四层高斯金字塔输出图像 I_a 的暗通道值 J_{DCP}

$$J_{\text{DCP}}(x) = \min_{y \in \omega(x)} (\min_{c \in \{R, G, B\}} I_a^c(y)), \quad (2)$$

其中: $I_a^c(y)$ 是输入图像 I_a 在位置 y 上的颜色通道 c 的强度, $\omega(x)$ 是以 x 为中心的卷积窗口,暗通道值即为输入图像某区域内的 RGB 最小通道的强度, $\min$ 为计算 RGB 三个通道的像素最小值,这个最小值代表了该低光照图像像素在三个颜色通道中的“暗度”或“亮度”的最低水平。各个区域内的低光照强度计算为:

$$A = \max_{x \in J_{\text{DCP}}} I_a, \quad (3)$$

其中: A 为选定区域内的低光照强度, $\max$ 为选定区域内像素点最大值,表示选定区域中亮度最高

的像素值。对低光照图像进行透射图的粗估计:

$$t_{\text{raw}}(x) = 1 - \omega \cdot \min_{y \in \omega(x)} \left(\min_{c \in \{R, G, B\}} \frac{I_a^c(y)}{A^c} \right), \quad (4)$$

其中, t_{raw} 为低光照图像的粗估计透射图。

为突出低光照目标的边缘细节和轮廓特征,本文提出了基于边缘特征先验的暗通道去雾算法,具体对透射图的粗估计结果进行调整和修正,调整后的透射图估计为:

$$t(x) = t_{\text{raw}}(x) + e_{\text{dgeBoost}} \cdot E(x), \quad (5)$$

其中: e_{dgeBoost} 是一个预设的增量,用于加强边缘位置的透射率, $E(x)$ 为输入图像 I_a 的边缘强度,如果是目标边缘则值为 1,否则为 0。边缘强度 $E(x)$ 计算为:

$$E(x) = C_{\text{anny}}(I_a), \quad (6)$$

其中:边缘强度由 Canny 算子获取,为确保透射率在 $[0, 1]$ 范围内,将式(5)透射图调整和修正为

$$t(x) = \min(\max(t(x), t_0), 1), \quad (7)$$

其中, t_0 为透射图的最小值,通过透射图的修正,使得透射图映射在 $[0, 1]$ 之间,实现了透射率的修正和动态调整。基于边缘特征的暗通道增强算法增强后的图像为:

$$J(x) = \frac{I_a(x) - A}{\max(t(x), t_0)} + A. \quad (8)$$

利用边缘特征的暗通道增强算法增强了低光照目标的轮廓和边缘细节特征。接着使用 MSR 对低光照图像进行整体亮度和对比如的增强。单尺度 Retinex(SSR)计算为:

$$R(x, y, \sigma) =$$

$$\log(I_a^D(x, y)) - \log(F(x, y, \sigma) * I_a^D(x, y)), \quad (9)$$

其中: $F(x, y, \sigma)$ 为是以 σ 为标准差的高斯函数, R 为单 SSR 增强后的输出图像, $*$ 为卷积操作, I_a^D 为经过基于边缘特征的暗通道增强算法的输入图像。MSR 输出是在多个尺度下计算得到的 SSR 结果的线性组合:

$$M_{\text{SR}}(x, y) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N R(x, y, \sigma_i), \quad (10)$$

其中: M_{SR} 为经过 MSR 增强后的输出图像, σ_i 是选择的尺度集合中第 i 个尺度,本文选择 RGB 为三个颜色尺度,即 $N = 3$ 。

2.3 轻量化自矫正目标检测网络改进

RTDETR 作为无锚框目标检测的代表算

法,在时效性和精度上实现了进一步的提升。RTDETR通过引入高效的混合编码器,通过解耦各个尺度的交互和跨尺度特征,对多尺度特征融合并进行精细处理,提高了对不同大小目标的识别能力。此外,RTDETR摒弃了非极大抑制比(Non-Maximum Suppression, NMS)后处理步骤,采用IOU(Intersection Over Union)感知查询选择矩阵作为代替,直接在解码阶段考虑检测框之间的重叠情况,避免了NMS带来的时效性和精度损失。

本文选择以ResNet50作为RTDETR的主干特征提取网络(Backbone),为提高目标间上下文联系,输出较为准确的特征图,提高目标检测网络的性能。受meta-mobile block^[22]和自矫正卷积(Self-calibrated convolutions)^[23]启发,设计了一种轻量化的ResNet50(SCC-ResNet50),提出了LSC-RTDETR低光照目标检测算法。在实现轻量化的同时,自适应地建立了各个特征图间、目标空间位置远程空间和通道间依赖关系,得到更丰富和准确的特征图,进而根据特征图进行编码和解码,提高了目标检测的性能。

如图2所示,meta-mobile block是一个以残差网络ResNet为模型设计的倒残差移动模块,首先通过 1×1 的卷积和高效扩展窗口多头自注意力(Expanded Window MHSA, EW-MHSA)计算出 K, Q, V 的位置信息,并将上述两步产生的特性加权融合,再使用深度可分离卷积(DW-Conv)实现全局的特征提取,最后通过 1×1 的卷积和原输入特征进行跳跃连接融合。该网络设计仅由卷积和多头自注意力组成,没有其他复杂结构,计算简单。采用的DW-Conv通过步幅自适应进行下采样操作,兼顾动态全局特征融合的优势,提升特征提取能力,且不需要任何位置嵌入来为MHSA引入归纳偏置,在卷积过程中,较于常规卷积将参数量进一步进行了压缩,使用DW-Conv比常规卷积在输入输出相同的特征图中,参数量为常规卷积的36%,实现了轻量化的网络结构设计。

自矫正卷积通过分解特征图,在内部设立扩展每个卷积层的感受野,自矫正卷积通过一种新的自矫正操作,自适应围绕每个空间位置,构建远程空间和通道间依赖关系,从而增强上下文信

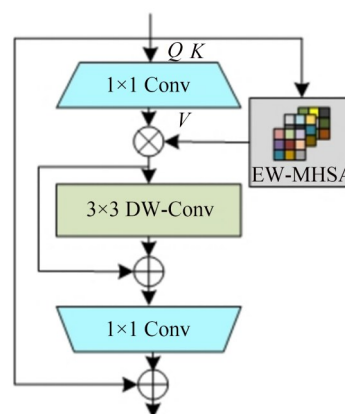


图2 Meta-mobile block网络结构图

Fig. 2 Meta-mobile block network structure diagram

息、丰富输出特征,并且自校正卷积简单通用,无需引入额外的参数和计算复杂性。

如图3所示,自矫正卷积将输入特征图拆分为两个尺度空间,即原尺度特征空间 X_2 和自矫正尺度空间 X_1 。在自矫正尺度空间 X_1 中,首先使用卷积核为 K_2 对输入特征进行平均池化运算,得到输入 X_1 在不同尺度上的权重,与输入相加。 K_3 卷积提取的特征经过Sigmoid激活函数进行矫正,生成一个矫正后的权重图,最终这个权重图用于矫正原尺度特征空间中的特征图,实现自矫正功能,再由 K_4 卷积调整特征图大小,提取经过矫正卷积提取的特征 X_1' 。同时,在原尺度特征空间中,使用 K_1 卷积对特征图 X_2 进行卷积操作,提取原尺度特征 X_2' 。最后,将自矫正尺度空间输出的特征 X_1' 和原尺度特征空间输出的特征 X_2' 进行拼接操作,得到包含两个尺度空间信息的最终输出特征 F' 。这个最终输出特征 F' 既包含了原尺度特征的空间细节信息,又包含了自矫正尺度特征的上下文信息,从而提高了模型对图像语义信息的提取和理解能力。

自矫正卷积整个过程计算为:

$$F_2 = U_p(A_{\text{vgpool}}(X_1) * K_2), \quad (11)$$

$$F_4 = (X_1 * K_3) \cdot \delta(X_1 + F_2), \quad (12)$$

$$X_1' = F_4 * K_4, \quad (13)$$

$$X_2' = F_1 * K_1, \quad (14)$$

其中: U_p 为最近邻插值上采样,以恢复图像大小维度, A_{vgpool} 为平均池化,建立各个特征图内像素、目标空间位置构建远程空间和通道间依赖关系,得到更丰富和准确的特征图。 $*$ 为卷积操作,

下的检测精度, $IoU=0.5:0.05:0.95$), 召回率 R (Recall), 以上四个评价指标中, 值越大代表算法模型的检测精度和稳定性越高。除了检测精度外, 模型大小和实时检测性能对目标检测也很重要, 因此选择参数量 $Para$ (Parameter)、模型大小 MS (Model Size) 和检测速度 FPS (Frames Per Second) 来衡量, $Parameter$ 和 $Model\ size$ 通常指模型的结构和参数大小, 模型越小, 其参数数量和计算量就越小, 可以在更短的时间内完成计算, 从而加快模型的运行速度, FPS 通常用于衡量目标检测算法的效率, 反映了算法在给定的硬件平台上的检测速度。实时检测的条件是 $FPS \geq 30$, FPS 值越高, 算法的实时性越好。

3.3 GENet低光照图像增强实验分析

为了验证本文 GENet 对低光照图像的增强效果以及对目标检测网络 RTDETR 的作用, 任选一张图像, 其 RGB 通道强度及特征图如图 5 所示。

如图 5 所示, (a) 为原图和通过 GENet 的增

强图, (b) 为 RGB 强度分布的折线图和通道平均像素值的柱状图, RGB 强度分布反映了图像的亮度和颜色分布情况, 从 RGB 强度分布的折线图中可以看出, 原始图像的 RGB 分布非常不均匀, 其中 B 通道强度峰值在 0~50 pixels 内超过 10 000, 表示原低光照图像的亮度和 RGB 色彩分布不均, 经过增强后的图像, 在亮度和 RGB 色彩上得到了很大改善, 缩小了 RGB 三通道的通道强度差距, 增加了低光照图像的整体亮度。图像的通道平均像素值反映了图像的整体效果和图像的色彩均衡程度, 从通道平均像素值的柱状图中可以看出, 原低光照图像的通道平均像素值较低, RGB 三通道平均像素差距大, 表示图像的整体颜色较低, 且色彩不均衡, 经过 GENet 增强后, 图像的整体颜色分布较为均匀, 且图像的色彩得到了进一步的均衡, 增强了低光照图像的亮度和对比度。综上, 通过客观和主观评价指标的分析计算, 验证了本文所提 GENet 对低光照图像增强的有效性。

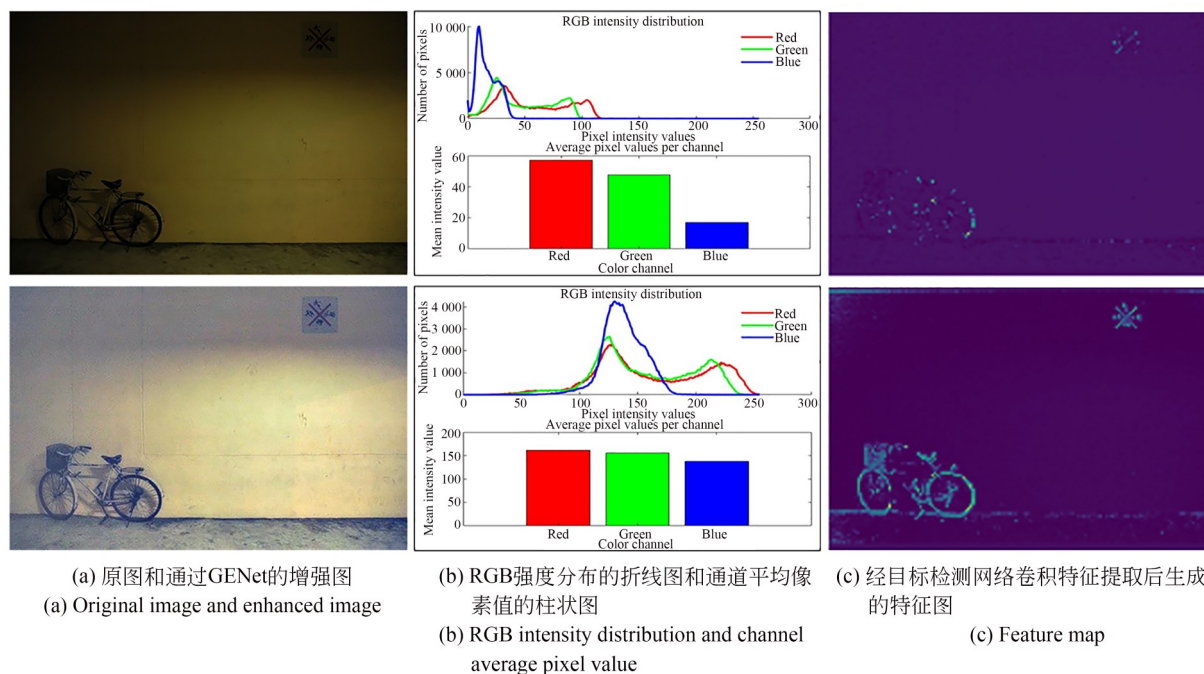


图5 RGB通道强度及特征图

Fig. 5 RGB channel intensity and feature map

图 5(c) 为原图和增强后的图像经目标检测网络卷积特征提取后生成的特征图, 可以看出, 经 GENet 增强后的图像, 边缘轮廓提取更加完

整, 提取到的特征更加完整全面, 提高了后续目标检测的精度。

图 6 为 GENet 对低光照数据集的增强结果,

可以看出,GENet提高了图像的整体亮度对比度,使得原本在低光照条件下难以辨认的目标细节和纹理变得更加清晰。同时,GENet还突出了目标的整体轮廓信息,有助于实现更高精度的低光照目标检测和定位。

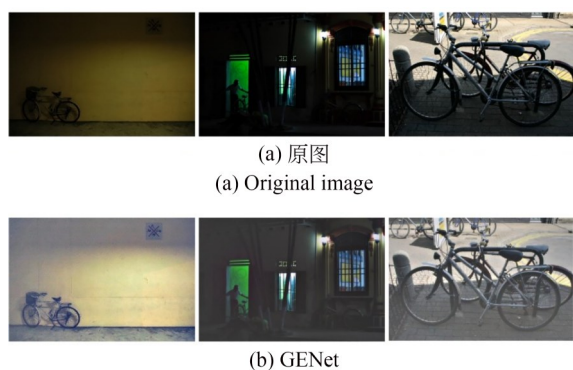


图6 GENet对低光照数据增强结果图

Fig. 6 Result graph of GENet's enhancement of low-light data

3.4 消融实验

为了验证优化改进算法对低光照目标检测的优化效果,以RTDETR为基准进行了消融实验的对比和分析,实验结果如表1所示。表1为不同改进策略的各个类别AP指标,以RTDETR为基准,使用GENet方法记为M1,使用LSC-RTDETR方法记为M2,每组消融实验在同一个实验环境和实验参数下进行。

从表1可知,与基准RTDETR对比,GL-RTDETR的mAP提高了2.49%,对12个类别的检测精度也具有一定优越性,对Bicycle, Boat, Bus, Car, Cat, Motorbike和Table7类目标的检测精度AP最高,预处理步骤GENet和轻量化矫正LSC-RTDETR方法对低光照检测任务,均有积极的提升作用,在Bottle, Chair, Cup, Dog和People5类虽然精度不是最高的,但也有一定的可比性,这是由于改进优化策略是相互作用,不同改进策略的相互作用有可能是正向或者负向的,导致部分精度不是最优。此外,本文设计的SCC-ResNet50增加了卷积层数量,导致部分小目标在卷积过程中,丢失了部分特征,造成精度为非最优,但总体上本文所提方法在其他类别的目标检测中,具有一定优越性。较于基准RTDETR,使用GENet的mAP提高了2.14%,表明通过对低光照图像的纹理、轮廓和整体亮度对比度的增

表1 各个类别AP指标的消融实验对比

Tab. 1 Comparison of ablation experiments for different categories of AP indicators

Category	AP/%			
	RTDETR	RTDE- TR+M1	RTDE- TR+M2	GL-RT- DETR
Bicycle	85.01	82.30	80.34	86.12
Boat	61.40	75.42	67.43	75.66
Bottle	59.62	60.37	61.14	59.79
Bus	77.48	79.98	78.48	80.05
Car	73.81	74.47	73.54	74.71
Cat	69.10	67.32	66.21	70.13
Chair	45.51	48.51	47.24	46.34
Cup	74.07	70.43	71.16	73.16
Dog	56.13	61.26	59.06	59.02
Motorbike	66.01	69.63	67.53	70.34
People	76.00	79.57	79.32	77.81
Table	46.52	47.09	46.95	47.42
mAP	65.89	68.03	66.53	68.38

强,突出了目标的整体对比度,使得检测网络提取到更多特征,提高了特征提取的准确性,进而提升了检测精度。LSC-RTDETR的mAP提高了0.64%,表明设计的轻量化矫正特征提取网络SCC-ResNet50不仅减少了参数,而且通过矫正网络矫正了经过Backbone输出特征图的准确性,并建立了通道和空间上的联系,确保了检测精度,提高了检测效果。

其低光照增强网络GENet和轻量化矫正LSC-RTDETR方法在其他评价指标方面的消融实验如表2所示。

表2的消融实验表明,低光照增强网络GENet和LSC-RTDETR两个优化改进策略对整体评价指标都有积极的提升作用,本文GL-RTDETR方法在mAP, mmAP, R, Para和MS指标中最优,由于自矫正网络增加了卷积层,运算次数增加,导致检测速度FPS降低,但仍能满足实时检测的要求(FPS>30)。此外,低光照图像增强GENet是对数据集的预处理,对检测算法的参数量Para、模型大小MS和检测速度FPS没有影响。

为直观表示各个优化改进方法对图像中目标的关注度,热力图对比如图7所示。图7(b)和7(c)对比,表明低光照增强网络GENet消除了部

表 2 不同改进策略的消融实验对比

Tab. 2 Comparison of ablation experiments with different improvement strategies

RTDETR	M1	M2	mAP/%	mmAP/%	R/%	Para/M	MS/MB	FPS
✓			65.89	39.63	56.91	42.80	86.10	86.96
✓	✓		68.03	41.51	58.64	42.80	86.10	86.96
✓		✓	66.53	40.16	57.15	37.85	72.79	72.23
✓	✓	✓	68.38	41.97	59.00	37.85	72.79	72.23

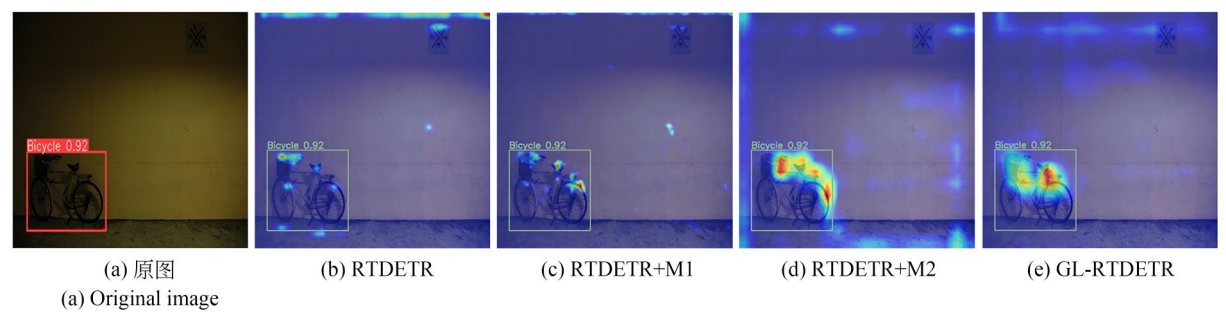


图 7 消融实验的热力图对比

Fig. 7 Comparison of thermal maps in ablation experiments

分背景干扰,增强了目标与背景的对比如图 7(b)、7(d)和 7(e)对比,表明轻量化矫正模型输出了较为准确的特征图,提升了模型对目标的关注度,使得算法对图像中目标的定位框更加准确。

3.5 在 ExDark 数据集上的对比实验

为了验证 GL-RTDETR 方法的有效性,在

同一个实验环境下,与几种主流的通用目标检测方法(YOLOv5l^[25],YOLOv7x^[26],YOLOv8l^[27]和 RTDETR^[5])以及经典的低光照目标检测方法 ZERO-DCE^[28](ZERO-DCE+YOLOv3), IA-YOLO^[29]和 IAT(Illumination-Adaptive-Transformer)^[30]进行客观评价以及可视化结果对比分析,如表 3 和图 8 所示。

表 3 不同方法的实验对比结果

Tab. 3 Experimental comparison results of different methods

GENet	Methods	mAP/%	mmAP/%	R/%	Para/M	MS/MB	FPS frame/s
×	YOLOv5l	64.22	44.14	57.96	46.20	89.21	76.21
	YOLOv7x	66.51	43.37	58.16	70.89	136.47	65.79
	YOLOv8l	67.61	42.52	58.39	43.64	83.70	78.76
	RTDETR	65.89	39.63	56.91	42.80	86.10	86.96
✓	YOLOv5l	65.49	44.68	58.73	46.20	89.21	76.21
	YOLOv7x	67.43	43.91	58.94	70.89	136.47	65.79
	YOLOv8l	68.07	43.65	58.97	43.64	83.70	78.76
	GL-RTDETR	68.38	41.97	59.00	37.85	72.79	72.23
/	ZERO-DCE	68.04	43.84	58.74	44.50	147.36	66.29
/	IA-YOLO	67.89	43.49	58.45	62.31	156.18	49.46
/	IAT	66.54	42.17	58.41	57.49	173.71	42.49

从表 3 可以看出,提出的 GENet 增强低光照图像后,提高了低光照图像的整体对比度、增强了目标边缘轮廓,不同程度地提高了各个目标检测算法的检测性能。本文所提方法 GL-RTDETR 在 6 个评价指标中,mAP,R,Para 和 MS 指标最优,YOLOv5l 的 mmAP 指标最高,为 44.14%,RTDETR 的 FPS 最高,为 86.96,这是因为 RTDETR 采用无锚框的检测方式,没有后处理步骤,检测速度较快。较于基准 RTDETR,GL-RTDETR 的 mAP 提高了 2.49%,mmAP 提高了 2.34%,召回率 R 提升了 2.09%,参数量减少了 4.95 M,模型大小 MS 减少了 13.31 MB。虽然添加了卷积导致检测速度 FPS 慢了 14.73,但仍能满足实时检测的要求,且在对比算法中有一定的优越性和可比性。

可视化对比结果如图 8 所示,任选 ExDark 数据集的三张测试图片进行对比。

图 8 第一列中,8 个算法均检测出了目标,但

本文方法检测精度最高;第二列中,图 8(a),8(c),8(d)和 8(f)方法均存在漏检,8(b)出现了错检,这是因为低光照图像的整体亮度较低,导致上述方法在低光照目标检测任务中存在一定的缺点,但本文方法 GL-RTDETR,ZERO-DCE 和 IAT 的方法均成功检测出了行人和自行车,且本文方法检测精度最高,局部放大图见图 8 第三列。第四列中,图 8(a)出现了漏检和错检,图 8(b),8(d),8(e),8(f)和 8(g)出现了错检,图 8(c)和 8(h)成功检测出了目标,未出现错检和漏检现象,且通过图 8(c)和 8(h)的目标检测框对比发现,在椅子类别的检测结果中,8(c)YOLOv8l 算法的检测框不完整,存在冗余,而本文方法展现出了较好的定位结果,检测框完整,证明了本文所提方法 GL-RTDETR 拥有更高精度的定位框。经过客观评价和可视化结果对比,发现通用目标检测方法在低光照检测任务中还有待加强,低光照目标检测方法 ZERO-DCE,IA-YOLO 和 IAT,对

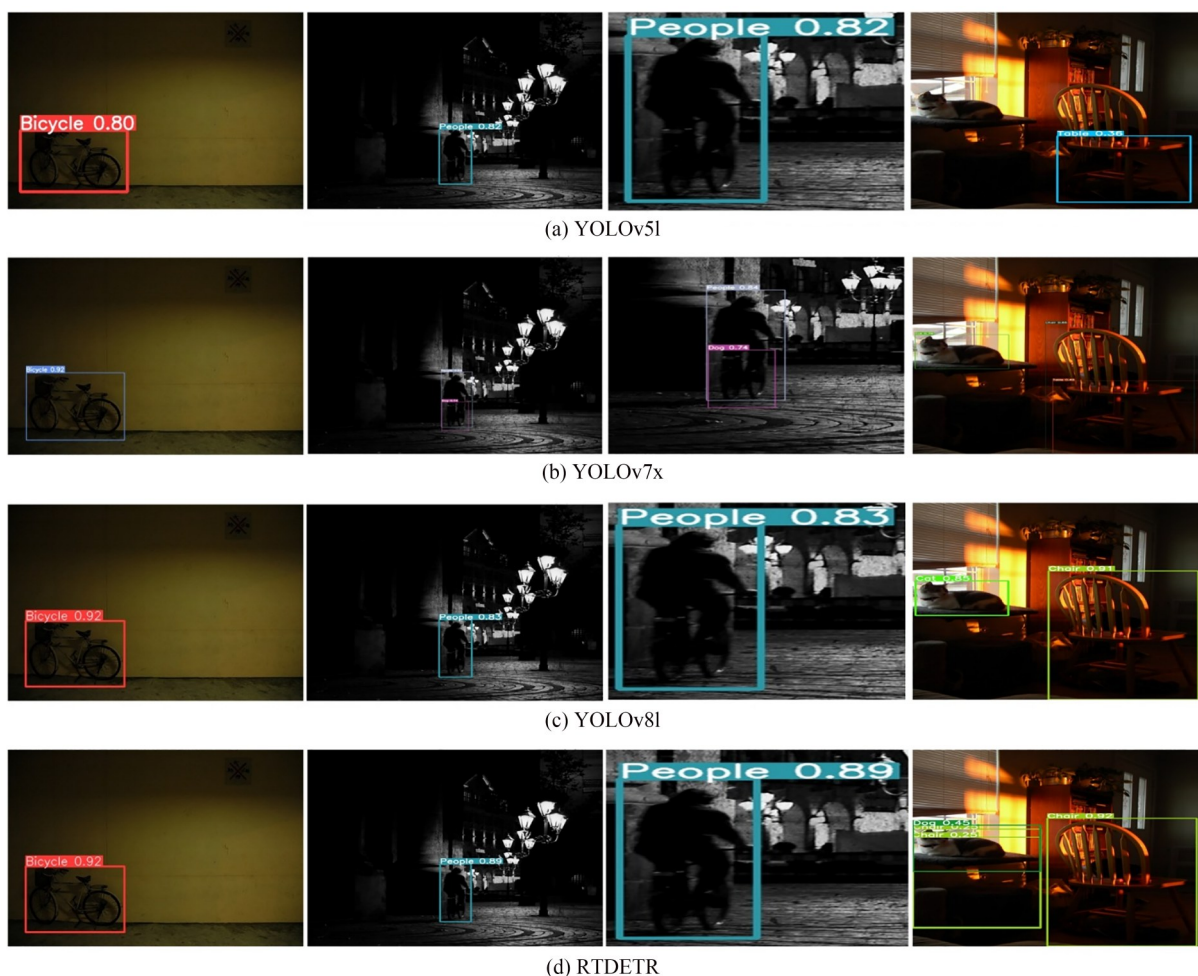




图 8 不同算法的可视化结果对比图

Fig. 8 Comparison of visualization results of different algorithms

低光照增强后的图像,出现了色彩失真、曝光过高等现象,导致在特征提取过程中部分轮廓和细节信息丢失,影响了检测精度。本文方法 GL-RTDETR 可以更好地完成实时、准确的低光照目标检测,克服了由于亮度对比度较低导致的错检和漏检现象,提高了模型的检测效果和定位精度。

4 结 论

为更好地实现低光照目标检测任务,本文提出了一种基于高斯金字塔边缘增强的低光照目标检测方法 GL-RTDETR。利用高斯金字塔、Retinex 和暗通道去雾算法设计了低光照图像增强网络 GENet,对低光照图像进行了增强预处理,并在该网络中加入边缘特征,使 GENet 增强了低光照图像的整体亮度对比度和目标轮廓特

征,提高了图像的整体质量,为后面目标检测提供了干扰较小的图像。此外,设计轻量化的自矫正检测方法 LSC-RTDETR,通过矫正特征提取网络输出的特征图,提升了整个低光照目标检测的精度。消融实验表明 GL-RTDETR 方法各个优化改进策略的有效性和合理性,较于基准 RT-DETR, GL-RTDETR 的 mAP 提高了 2.49%, mmAP 提高了 2.34%,召回率提升了 2.09%,参数量减少了 4.95 M,模型大小减少了 13.31 MB。对比实验表明, GL-RTDETR 方法在低光照场景中,具有较高的检测精度和检测效果。然而在实验过程中,发现本文方法对密集目标的检测效果还有待提高,下一步研究工作将聚焦于特征融合网络的设计,探索改进思路,进一步提高低光照密集目标的检测效果并将该方法集成嵌入到摄像头。

参考文献:

- [1] GUI S X, SONG S, QIN R J, *et al.* Remote sensing object detection in the deep learning era-a review [J]. *Remote Sensing*, 2024, 16(2): 327.
- [2] BEAL J, KIM E, TZENG E, *et al.* Toward transformer-based object detection[EB/OL]. 2020: *arXiv*: 2012.09958. <http://arxiv.org/abs/2012.09958>
- [3] VIJAYAKUMAR A, VAIRAVASUNDARAM S. YOLO-based object detection models: a review and its applications[J]. *Multimedia Tools and Applications*, 2024, 83(35): 83535-83574.
- [4] ZHU X Z, SU W J, LU L W, *et al.* Deformable DETR: deformable transformers for end-to-end object detection [EB/OL]. 2020: *arXiv*: 2010.04159. <http://arxiv.org/abs/2010.04159>
- [5] ZHAO Y A, LV W Y, XU S L, *et al.* DETRs beat YOLOs on real-time object detection [EB/OL]. 2023: *arXiv*: 2304.08069. <http://arxiv.org/abs/2304.08069>
- [6] DUDHANE A, ZAMIR S W, KHAN S, *et al.* Burst image restoration and enhancement[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2024, PP: PP.
- [7] ZHENG N S, ZHOU M, DONG Y M, *et al.* Empowering low-light image enhancer through customized learnable priors[C]. 2023 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Paris, France. IEEE, 2023: 12525-12535.
- [8] 江泽涛, 肖芸, 张少钦, 等. 基于 Dark-YOLO 的低照度目标检测方法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2023, 35(3): 441-451.
JIANG Z T, XIAO Y, ZHANG S Q, *et al.* Low-illumination object detection method based on dark-YOLO [J]. *Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics*, 2023, 35 (3) : 441-451. (in Chinese)
- [9] 刘忻伟, 朴永杰, 郑亮亮, 等. 面向航天光学遥感复杂场景图像的舰船检测[J]. 光学精密工程, 2023, 31(6): 892-904.
LIU X W, PIAO Y J, ZHENG L L, *et al.* Ship detection for complex scene images of space optical remote sensing [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31 (6): 892-904. (in Chinese)
- [10] GUO C L, LI C Y, GUO J C, *et al.* Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement [C]. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 1777-1786.
- [11] 黄慧, 董林鹭, 刘小芳, 等. 改进 Retinex 的低光照图像增强[J]. 光学精密工程, 2020, 28(8): 1835-1849.
HUANG H, DONG L L, LIU X F, *et al.* Improved retinex low light image enhancement method [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2020, 28(8): 1835-1849. (in Chinese)
- [12] KOZŁOWSKI W, SZACHNIEWICZ M, STYPUŁKOWSKI M, *et al.* Dimma: semi-supervised low light image enhancement with adaptive dimming [EB/OL]. 2023: *arXiv*: 2310.09633. <http://arxiv.org/abs/2310.09633>
- [13] 李昶昱, 葛磊. 基于 YOLOv7 的轻量级低照度目标检测算法[J]. 激光与光电子学进展, 2024, 61 (14): 3788/LOP232459.
LI C Y, GE L. Lightweight low-light object detection algorithm based on YOLOv7 [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61 (14) : 3788/LOP232459. (in Chinese)
- [14] WANG K, LIU M Z. Object recognition at night scene based on DCGAN and faster R-CNN [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 193168-193182.
- [15] XIAO Y X, JIANG A W, YE J H, *et al.* Making of night vision: object detection under low-illumination [J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 123075-123086.
- [16] CHEN W, SHAH T. Exploring low-light object detection techniques [EB/OL]. 2021: *arXiv*: 2107.14382. <http://arxiv.org/abs/2107.14382>
- [17] 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): 67-74.
SHU Z T, ZHANG Z B, SONG Y Z, *et al.* Low-light image object detection based on improved YOLOv5 algorithm [J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2023, 60(4): 67-74. (in Chinese)
- [18] YIN X C, YU Z D, FEI Z T, *et al.* PE-YOLO: pyramid enhancement network for dark object detection [C]. *International Conference on Artificial Neural Networks*. Cham: Springer, 2023: 163-174.
- [19] 王海群, 王康. 基于 DMSANet-YOLOv7 的雾霾下绝缘子缺陷实时检测方法[J]. 无线电工程, 2024, 54(6): 1431-1439.
WANG H Q, WANG K. Real-time detection of

- insulator defects under haze weather based on DMSANet-YOLOv7 [J]. *Radio Engineering*, 2024, 54(6): 1431-1439. (in Chinese)
- [20] 吕伏, 崔向燕, 刘铁. 亮度均衡与边缘强化的多尺度低照度图像增强算法[J]. *激光与光电子学进展*, 2024, 61(12): 3788/LOP232664.
- LÜ F, CUI X Y, LIU T. Multiscale low-light image enhancement algorithm with brightness equalization and edge enhancement algorithm[J]. *Laser & Optoelectronics Progress*, 2024, 61(12): 3788/LOP232664. (in Chinese)
- [21] 顾文娟, 丁灿, 魏金, 等. 基于双边滤波 MSR 与 AutoMSRCR 融合的低光照图像增强[J]. *光学精密工程*, 2023, 31(24): 3606-3617.
- GU W J, DING C, WEI J, *et al.* Low-light image enhancement based on the fusion of Bilateral filter MSR and AutoMSRCR [J]. *Opt. Precision Eng.*, 2023, 31(24): 3606-3617. (in Chinese)
- [22] ZHANG J N, LI X T, LI J, *et al.* Rethinking mobile block for efficient attention-based models[C]. 2023 *IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV)*. Paris, France. IEEE, 2023: 1389-1400.
- [23] LIU J J, HOU Q B, CHENG M M, *et al.* Improving convolutional networks with self-calibrated convolutions[C]. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 10093-10102.
- [24] LOH Y P, CHAN C S. Getting to know low-light images with the Exclusively Dark dataset[J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2019, 178: 30-42.
- [25] XU L S, DONG S H, WEI H T, *et al.* Defect signal intelligent recognition of weld radiographs based on YOLO V5-IMPROVEMENT[J]. *Journal of Manufacturing Processes*, 2023, 99: 373-381.
- [26] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors [C]. 2023 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Vancouver, BC, Canada. IEEE, 2023: 7464-7475.
- [27] TALAAT F M, ZAINELDIN H. An improved fire detection approach based on YOLO-v8 for smart cities [J]. *Neural Computing and Applications*, 2023, 35(28): 20939-20954.
- [28] GUO C L, LI C Y, GUO J C, *et al.* Zero-reference deep curve estimation for low-light image enhancement [C]. 2020 *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR)*. Seattle, WA, USA. IEEE, 2020: 1777-1786.
- [29] LIU W Y, REN G F, YU R S, *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.
- [30] CUI Z T, LI K C, GU L, *et al.* You only need 90K parameters to adapt light: a light weight transformer for image enhancement and exposure correction [EB/OL]. 2022: *arXiv*: 2205.14871. <http://arxiv.org/abs/2205.14871>

作者简介:



蒋占军(1975—),男,宁夏中卫人,硕士,教授,主要从事数字图像处理、深度学习的研究。E-mail: jiangzhanjun@lztu.edu.cn

通讯作者:



吴佰靖(1997—),男,甘肃武威人,硕士,兰州交通大学研究生,主要从事图像处理、深度学习的研究。E-mail: 12211816@stu.lztu.edu.cn