



杨光露,鲁晓平,李琪,等. 基于改进轻量化 YOLOv5s 的卷烟厂烟草粉螟视觉检测方法[J]. 轻工学报, 2023,38(6):102-109.
YANG G L, LU X P, LI Q, et al. Visual detection method of tobacco moth in cigarette factory based on improved lightweight YOLOv5s[J]. Journal of Light Industry, 2023,38(6):102-109.
DOI: 10.12187/2023.06.013

基于改进轻量化 YOLOv5s 的卷烟厂烟草粉螟视觉检测方法

杨光露^{1,2}, 鲁晓平², 李琪², 李春松², 胡宏帅², 刘宇濠², 田富稳², 张焕龙¹

1. 郑州轻工业大学 电气信息工程学院, 河南 郑州 450001;
2. 河南中烟工业有限责任公司, 河南 郑州 450000

摘要:针对卷烟厂仓储车间在检测烟草粉螟时普遍存在的检测速度慢及检测精度低的问题,研发了一种基于改进轻量化 YOLOv5s 的卷烟厂烟草粉螟视觉检测方法。该方法利用特征图之间的相关性和冗余性设计 EESP-Ghost 模块,并以该模块为基础设计融合高效空间金字塔的双重注意力 Ghost-bneck 模块,将其引入到 YOLOv5s 模型中以实现深度神经网络模型的轻量化,同时提高检测精度。利用烟草粉螟数据集对该方法进行验证实验,结果表明,该方法在参数量仅为原始 YOLOv5s 参数量 49.88% 的情况下,检测平均精度(*mAP*)提升了 4.37%。该方法在真实检测场景下对粘附到粘虫板上的烟草粉螟进行检测时,检测置信度、正确检测数均较高,可实现对卷烟厂烟草粉螟的高精度实时检测,为烟草粉螟的有效防治提供保障。

关键词:改进轻量化 YOLOv5s;烟草粉螟;EESP-Ghost 模块;双重注意力;融合高效空间金字塔
中图分类号:TS452 **文献标识码:**A **文章编号:**2096-1553(2023)06-0102-08

0 引言

烟草粉螟是卷烟厂常见害虫,它们咬食烟叶,导致卷烟口感变差、品质下降,甚至无法销售;它们大量繁殖还会堵塞设备,污染烟草原料和成品,造成生产线中断和停工,给卷烟生产带来严重经济损失^[1]。因此,卷烟厂需要投入大量资源对烟草粉螟进行检测和防治^[2-3]。

目前,卷烟厂普遍采取人工查数的方法检测烟草害虫,但该方法受人为主观因素干扰较大,费时费力,

且清点易出错。随着深度学习的发展,越来越多的研究者采用基于神经网络的深度模型对害虫进行检测。刘凯旋等^[4]提出了一种基于级联 R-CNN 的水稻害虫检测方法,该方法通过特征金字塔优化提取小目标特征,并用 ROI Align 替换原有 ROI 池化,减少了小目标特征的丢失,缓解了因害虫目标较小导致的算法识别精度低的问题,对多种水稻害虫的检测平均精度(*mAP*)达到 94.15%。肖德琴等^[5]设计了一种基于改进 Faster R-CNN 的田间黄板害虫检测算法,将 ResNet101 网络与 RPN^[6]网络结合作为

收稿日期:2023-03-10;修回日期:2023-06-12;出版日期:2023-12-15

基金项目:国家自然科学基金项目(61873246,62072416);河南中烟科技创新项目(JW2022029)

作者简介:杨光露(1979—),男,河南省南阳市人,河南中烟工业有限责任公司高级工程师,郑州轻工业大学硕士生导师,主要研究方向为计算机系统应用。E-mail:78600322@qq.com

通信作者:胡宏帅(1981—),男,河南省禹州市人,河南中烟工业有限责任公司工程师,主要研究方向为产品质量管理。E-mail:68037409@qq.com

特征提取网络,设计了多种尺寸的锚点对特征图像进行前景和背景判断,有效解决了田间黄板害虫体积小、数量多、分布不均匀等问题。陈向东等^[7]研究了一种基于显著性检测的害虫图像自动分割算法,该方法可区分农田害虫的种类及判断虫害的程度,极大提高了劳动效率。苗海委等^[8]提出了一种基于深度学习的粘虫板储粮害虫图像检测算法,通过改进 SSD 的目标框回归策略、损失函数和特征提取网络结构,以适应粘虫板储粮害虫体积小、姿态多样的特点,*mAP* 可达 81.36%。林俊宇^[9]提出了一种基于机器视觉的烟虫检测方法,采用密集连接网络和改进的特征金字塔提高 Mask R-CNN 的特征提取和特征图利用能力,并用 Soft-NMS 算法提高了 Mask R-CNN 的密集检测能力。洪金华等^[10]提出了一种基于 YOLOv3^[11] 模型的卷烟厂烟虫识别方法,采用数据增强和 K-Means++ 聚类方法提供充足数据,提高了模型对烟丝和烟末杂质的鲁棒性。何雨等^[12]在 YOLOv5s 网络的基础上引入 ShuffleNet v2 特征提取机制来实现网络的轻量化,同时采用加权双向特征金字塔 BiF-PN 和边框回归损失 EIOU 获取特征信息更丰富的特征图,改进后的模型参数量明显减少,模型复杂度减少了 46%,*mAP* 提升到 63.9%。杨锦辉等^[13]提出了一种基于改进 YOLOv5s 的轻量化目标检测算法,通过上述多分支空洞卷积结构 RFB-Bottleneck 提升 PANET 的特征提取能力,引入 GhostConv 减少模型参数量,但检测速度略有下降。Q. S. Yang 等^[14]提出了一种改进 YOLOv5s 的方法,通过改进跨阶段本地网络模块,调整模块数量,设计与协同注意模块相结合的骨干网络,提高了检测性能,但其对小目标的检测效果不太理想。上述算法模型复杂度较高、网络较深、参数量较多,有的虽实现了轻量化,但检测精度较低,也未能实现对害虫的实时检测,难以满足烟厂工作人员及时发现和处理烟草粉螟的实际需求。

鉴于此,本文拟提出一种新的基于改进轻量化 YOLOv5s 的卷烟厂烟草粉螟视觉检测方法,该方法首先设计轻量化 EESP-Ghost 模块;其次,基于 EESP-Ghost 模块构建双重注意力 Ghost-bneck 模块,将 EESP-Ghost 模块和融合高效空间金字塔的双

重注意力 Ghost-bneck 模块引入 YOLOv5s 模型中,以适应因计算资源不足导致的检测精度低的问题。

1 图像数据集建立

在实际卷烟厂烟叶仓储环境中,烟虫诱捕器被用来作为吸引并捕捉烟草粉螟的主要工具。图像数据集的建立包括数据采集、数据集制作及数据集处理三部分。数据采集:通过手机或相机连续对卷烟厂内放置的含有烟草粉螟的烟虫诱捕器进行拍照采集原始图像 152 张,调整图片分辨率为 375 dpi×500 dpi、500 dpi×375 dpi、512 dpi×512 dpi 和 1000 dpi×1000 dpi,共计 760 张图片。数据集制作:使用 LabelImg 对采集到害虫的数据进行标注,给其一个确定的标签。数据集处理:对数据集进行数据增强处理,以弥补所采集烟草粉螟样本图像的不足,并满足在不同场景下烟草粉螟样本图像的多样性,采用亮度、高斯噪声、平移、随机裁剪、cutout 这 5 种数据增强方法对原始数据集进行扩充后,得到 4568 张烟草粉螟图像。通过上述方式可改善基于神经网络学习时由于信息不足导致学习不全面的情况,减少网络过拟合现象的发生,增强网络的泛化能力^[15]。

2 基于改进轻量化 YOLOv5s 的烟草粉螟检测建模

2.1 模型选择

在移动设备内存和计算资源有限的条件下,寻找合适的检测器来平衡检测精度和模型复杂度是实现轻量化目标检测模型的关键。YOLOv5 作为一种先进的单阶段目标检测算法,在检测速度和检测精度之间取得了很好的平衡。YOLOv5 的主要网络结构分为 YOLOv5s、YOLOv5m、YOLOv5l 和 YOLOv5x 这 4 种类型。其中,YOLOv5s 具有体积小、速度快的优点,适用于移动设备^[16]。因此,本文选择 YOLOv5s 作为基础的网络框架,改进后用于卷烟厂烟虫诱捕器内烟草粉螟的检测。

2.2 模型轻量化改进

通过设计轻量化卷积模块对 YOLOv5s 主干网络进行改造,训练出一个轻量化模型,在大大减少参数量的同时,具有不逊色于原有主干网络的性能。

为了进一步压缩网络参数,对原 YOLOv5s 中的 Neck 进行了改进,使用 EESP-Ghost 模块和融合高效空间金字塔双重注意力的 Ghost-bneck 模块(DA-EESP-Ghostbneck)替代 PANet 模块,节省了计算成本且提升了模型性能。通过 3 个独立预测分支 YoloHead 进行预测,采用 YOLOv3 的检测头结构和 CIoU 损失函数输出多尺度目标信息。基于改进轻量化 YOLOv5s 的烟草粉螟检测过程见图 1,设计的 DA-EESP-Ghostbneck 模块可实现对 YOLOv5s 主干网络的轻量化,在减少网络参数数量的同时保证了特征提取能力。构建轻量级特征融合网络(Light-weight Feature Fusion Network, LFFN)在颈部实现不同尺度特征层的融合,通过通道注意和空间注意增强特征的语义信息和细节信息的表达。YoloHead 对输出的三层特征进行分类和定位,实现目标检测。这样的改进提升了对微小目标的检测能力,并保证了轻量化模型的性能和效率。

2.2.1 构建 EESP-Ghost 轻量化卷积模块 减少网络模型参数量和计算量的常用方法有模型压缩、剪枝、参数量化等,其中模型压缩可使模型携带更少的参数以解决内存小和速度慢问题。本文设计了一种新的轻量级卷积 EESP-Ghost 模块,使用逐点群卷积替代了逐点卷积,然后使用深度空洞可分离卷积替代原有普通卷积方式,可在减少卷积核参数数量的同时生成更多的特征,其结构如图 2 所示。该模块构

建过程如下:首先,采用高效的空金字塔模块生成有价值的特征图。高效的空金字塔模块(EESP-SP^[17])通过 1×1 的逐点群卷积对输入特征进行降维,具体操作为将输入特征通道 C_{in} 均分为 K 个群,每个群包含输入通道的一个子集。然后,每个群采用 $(1 \times 1 \times \frac{C_{in}}{K})$ 个卷积核,因为有 K 个群,而笔者最终输出为 C_{out} ,因此每个群都采用 $\frac{C_{out}}{K}$ 个大小为 $(1 \times 1 \times \frac{C_{in}}{K})$ 的卷积核,再把 K 个群产生的特征 $(H \times W \times \frac{C_{out}}{K})$ 连接在一起得到融合后的特征 $(H \times W \times C_{out})$ 。通过这一步骤,不仅达到了降维的目的,而且减少了参数量(为原来的 $\frac{1}{K}$)。接着,使用 K 个不同膨胀率的卷积核对低维特征进行高效空间金字塔,得到 K 个大小相同的特征图。最后,分层特征融合,即将上一步得到的 K 个大小相同的特征图按照一定规则进行拼接,得到输出特征图。EESP-Ghost 模块引入了不同膨胀率的卷积核,可在扩大模块感受野的同时捕获图片中多尺度的上下文信息。

为了进一步得到所需剩余特征图,在每个有价值的特征图的基础上应用一系列廉价的线性运算生成所需剩余的 S 个冗余特征图。线性运算公式为:

$$y_{ij} = \Phi_{i,j}(y'_i) \quad \forall i = 1, \dots, m \quad j = 1, \dots, s$$

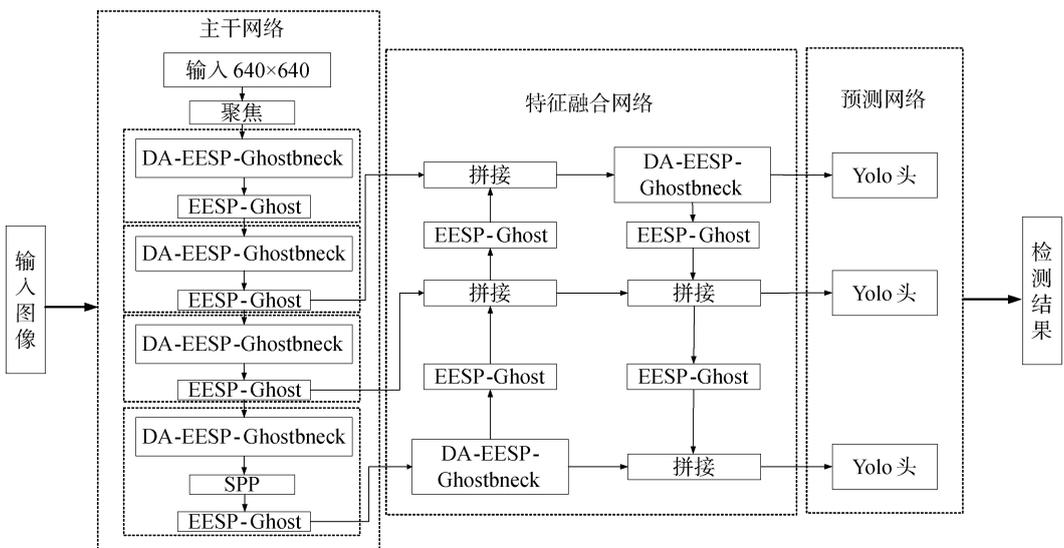


图 1 烟草粉螟检测过程

Fig. 1 The tobacco moth detection process

其中, y'_i 为 Y' 中第 i 个有价值的特征图; $\Phi_{i,j}$ 为生成第 j 个冗余特征图 $y_{i,j}$ (最后一个除外) 的第 j 个线性操作, 也就是说, $y_{i,j}$ 可以有 1 个或多个冗余特征图 $\{y_{i,j}\}_{i=1}^s$ 。将有价值的特征图和冗余特征图组合到一起共同作为 EESP-Ghost 模块的输出特征。

2.2.2 构建融合高效空间金字塔的双重注意力 Ghost-bneck 模块 利用 EESP-Ghost 模块的优点, 设计了适合小型神经网络的融合高效空间金字塔的双重注意力 Ghost-bneck 模块, 在使用较少参数量的情况下, 更好地利用有效信息增强通道特征, 抑制无效通道特征, 进一步提高网络性能。Ghost-bneck 模块结构如图 3 所示, 其公式如下:

$$f_{out} = \varphi(f_{in}) + DA(f_{in})$$

其中, f_{in} 为输入特征, f_{out} 为经双重注意力 Ghost-bneck 模块后输出的特征, DA 为经 EESP-Ghost 模块提取特征的过程, 通道注意力的公式如下:

$$S_{ij} = \frac{\exp(M)_{ij}}{\sum_{j=1}^{H \times W} \exp(M)_{ij}}$$

$$F3_p = \alpha \sum_{j=1}^{H \times W} (S_{ij} F3') + F3$$

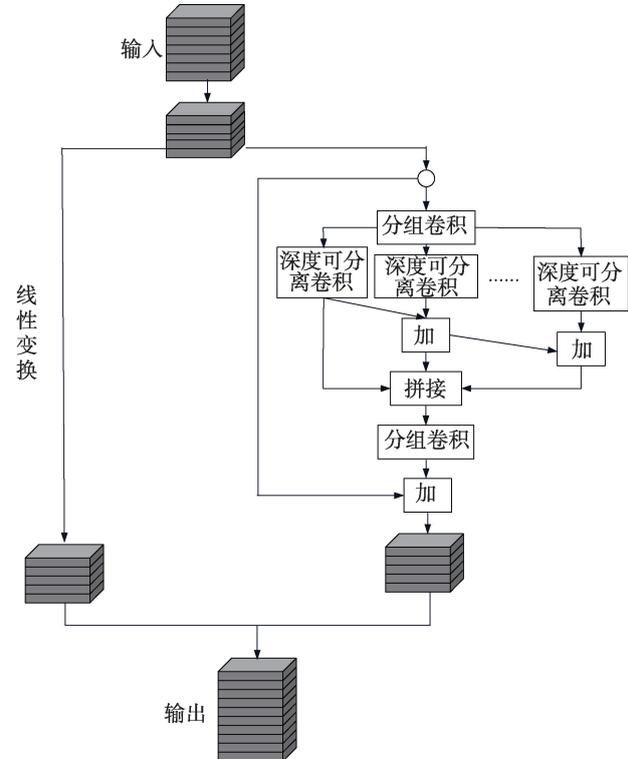


图 2 EESP-Ghost 模块
Fig. 2 EESP-Ghost module

其中, S_{ij} 为注意特征图 $S \in R^{(H \times W) \times (H \times W)}$; M 为输入特征图; $F3$ 为浅层特征, 其通过卷积层生成一个新的特征 $F3'$; α 为比例参数, 初始值为 0, 学习过程中会随着学习时间的增加获得越来越大的权重。如果这两个位置 i 和 j 的特征表示越相近, 那么它们之间的相关性就会越大, 在每个位置得到的特征 $F3_p$ 是所有位置特征和原始特征的加权和。位置注意力公式如下:

$$S_{ji} = \frac{\exp(D)_{ji}}{\sum_{i=1}^c \exp(D)_{ji}}$$

$$F5_c = \beta \sum_{i=1}^c (S_{ij} F5') + F5_j$$

其中, D 为通道注意力矩阵; S_{ji} 为 j 通道对 i 位置的影响; $F5$ 为深度特征, 其通过卷积层生成一个新的特征 $F5'$; β 为尺度参数, 最终输出特征为 $F5_c \in R^{C \times H \times W}$, 每个通道的最终特征是所有通道特征与原始特征的加权和, 模拟了特征映射之间的长期语义依赖关系。双重注意力 Ghost-bneck 模块类似于 ResNet^[18] 中的残差块, 其中集成了几个卷积层和跳跃连接。融合高效空间金字塔的双重注意力 Ghost-bneck 模块主要由两个堆叠的 EESP-Ghost 模块和双重注意力模块组成。第一个 EESP-Ghost 模块作为扩展层, 增加通道数量; 第二个 EESP-Ghost 模块减少了与快捷路径匹配的通道数量。通过快捷连接方式连接这两个 EESP-Ghost 模块的输入和输出, 每一层之后都应用了批量归一化 (BN^[19]) 和激活函数 (ReLU^[20])。

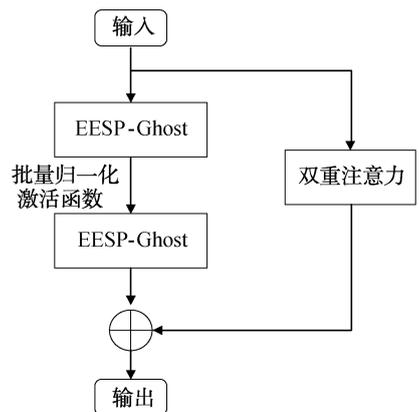


图 3 融合高效空间金字塔的双重注意力 Ghost-bneck 结构图
Fig. 3 Ghost-bneck structure diagram of dual attention merging efficient space pyramid

为了进一步提升网络性能,引入基于通道和位置并行的双重注意力模块^[21],并将其嵌入 EESP-Ghost 模块的跳跃连接中。双重注意力模块可更好地利用有效信息增强通道特征,抑制较少或无效的通道特征,其网络结构如图 4 所示。位置注意力模块通过所有位置处的特征的加权和来选择性地聚合每个位置的特征,使网络把注意力聚焦在特征图中那些与目标相关的位置;通道注意力模块通过整合所有通道映射之间的相关特征来选择性地强调存在相互依赖的通道映射。最后,将两个注意力模块输出进行融合,可更高效地利用特征图上下两层之间的信息,提高模型的代表能力,实现特征图的自适应细化。

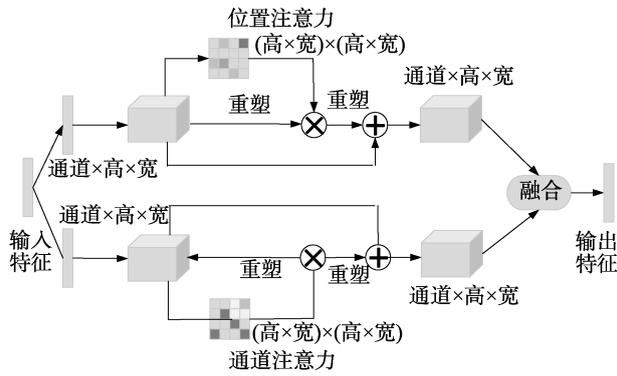


图 4 双重注意力网络结构

Fig. 4 Dual attention network structure

2.2.3 构建轻量级特征融合网络 原 YOLOv5s 中的特征融合网络采用特征金字塔网络 (FPN) 和路径聚合网络 (PAN) 结构。FPN 模块采用自顶向下的方式,通过上采样将高级特征映射和低级特征映射集成在一起,增强语义特征。在 FPN 的基础上,PAN 将定位信息从浅层传递到深层,获得增强的空间特征。该网络中的卷积模块和 CSP 瓶颈模块占用大量的计算资源,为了进一步压缩网络参数,实现模型轻量化设计,对原 YOLOv5s 中的特征融合网络进行改进。主要是用 EESP-Ghost 模块代替原有 FPN+PAN 网络中的普通卷积。将原 CSP 瓶颈模块替换为融合高效空间金字塔的双重注意力 Ghost-bneck 模块,放弃自顶向下和自底向上的融合路径而直接融合深层特征和浅层特征,并删除部分卷积操作,可节省大量的计算成本,获得更好的模型性能。深层特征具有丰富的语义信息,但缺乏细节信

息。利用位置注意模块从浅层特征中提取细节信息并优化深度特征;利用通道注意模块从深度特征中提取重要的通道信息并优化浅层特征。最后,将这两个注意模块的输出特征聚合,聚合过程如下:

$$Z = \sum_{i=1}^C X_i * K_i + \sum_{i=1}^C Y_i * K_{i+c}$$

其中,Z 为聚合后输出特征;X, Y 为通道数;K 为比例系数;* 为卷积过程。通过上述过程得到能充分利用上下文信息的特征。

2.3 模型训练

将上述基于改进后的轻量化 YOLOv5s 的网络模型在构建的烟草粉螟数据集的训练集中进行训练。在训练过程中,首先,通过 K-Means 锚盒尺度聚类对原始图像进行处理;然后,将处理后的图像输入到改进轻量化 YOLOv5s 模型中;随后,根据改进轻量化 YOLOv5s 中的锚盒偏移值获得预测边界盒信息,使用分类损失 losscls 计算锚框与对应的标定分类是否正确,使用回归损失 lossrect 计算预测框与标定框之间的误差,使用置信度损失 lossobj 筛选置信度得分较低的预测框。YOLOv5s 网络的损失函数定义为:Loss = a * lossobj + b * lossrect + c * losscls,其中,a,b,c 分别为训练出的权重,最终得出 3 个损失的加权和,通常置信度损失取最大权重,矩形框损失和分类损失的权重次之。YOLOv5 使用 CIOU loss 计算回归损失,置信度损失与分类损失都采用 BCE loss 计算。在这 3 种损失函数下训练整个网络模型,并调整模型参数,使 3 种损失达到最小,让模型效果达到最优。

实验算法操作平台为 Intel i7-9700k CPU、NVIDIA RTX4000 显卡和 8GB 内存硬件设备。在训练阶段,采用 SGD (随机梯度下降) 更新网络的权重,前 50 次迭代 batch size 大小设置为 16,后 250 次迭代设置为 8,迭代次数 300 次。初始学习率为 0.001,权重衰减率为 0.000 5,学习率衰减速率为 0.01,冲量为 0.937。

3 结果与分析

3.1 消融实验结果分析

本节利用烟草粉螟数据集一系列消融实验来验证每个改进部分对提出方法的有效性,包括 EESP-

Ghost 模块、DA-EESP-Ghostbneck 模块和 LFFN。采用目标检测中常用的指标参数量作为准确性评价标准,由于是关于轻量级检测网络的研究,因此也将网络模型的参数量作为一个评价指标。

消融实验结果见表 1。由表 1 可知,使用 EESP-Ghost 模块对 YOLOv5s 主干网络进行压缩后,网络的参数量仅为原始主干网络的 63.22%,而平均精度仅减少了 0.90%。这充分验证了本文提出的 EESP-Ghost 模块通过使用 EESP 生成有价值的特征图,以及利用低成本的线性运算生成剩余的特征图,可减少网络模型参数量;利用 EESP-Ghost 模块轻量级优势构建的 DA-EESP-Ghostbneck 模块,在参数量增加 0.184 M 的前提下,平均精度提升了 2.37%,表明双重注意力通过关注特征图中重要的通道和位置,能确保主干网络的特征提取能力。在增加 LFFN 后,检测网络模型的参数量再次减少了 1.115 M,同时平均精度也增加了 2.9%。这进一步说明 LFFN 可简化特征融合的过程,通过注意引导可使融合后的特征包含丰富的语义信息和细节信息,从而提高检测性能。综上可知,本文提出的轻量级方法是有效的。

3.2 烟草粉螟数据集实验结果分析

为进一步检验本文标法的有效性,将本文方法与 YOLOv5s^[22]、YOLOv5m^[22]、YOLOX-Tiny^[23]、YOLOv4^[24]、YOLOv4-Tiny^[24]、YOLOv7-Tiny^[25] 在烟草粉螟数据集上进行训练和测试,所有实验均在相同环境下进行。实验采用精确率、召回率、平均精度、参数量作为评判标准,结果见表 2。由表 2 可知,YOLOv5s 模型参数量为 7.277 M,本文方法模型参数量为 3.630 M,即在应用本文方法进行轻量化后,模型参数量仅为 YOLOv5s 模型参数量的 49.88%,且在此情况下,本文方法精确率、召回率和

平均精度相较其他算法均有不同程度的提升。参数量减少表明本文提出的 EESP-Ghost 模块和 DA-EESP-Ghostbneck 模版瓶颈层可压缩网络模型,实现神经网络的轻量化。精确率、召回率和平均精度的提升表明本文方法可在保证压缩网络模型的同时提升其检测性能。其中召回率的提升最为明显,原始 YOLOv5s 为 78.16%,本文方法达到 83.51%,减少了错检的情况。另外,平均精度提升了 4.37%,进一步验证了本文方法的有效性和优越性。

表 2 实验结果对比

Table 2 Comparison of experimental results

方法	精确率/%	召回率/%	平均精度/%	参数量/M
YOLOv5s	89.57	78.16	86.06	7.277
YOLOv5m	90.96	81.16	88.95	21.376
YOLOX-Tiny	90.32	81.56	88.88	5.056
YOLOv4	88.50	72.50	80.54	11.729
YOLOv4-Tiny	79.38	89.52	70.26	6.057
YOLOv7-Tiny	86.17	90.38	78.40	6.227
本文方法	89.67	83.51	90.43	3.630

3.3 烟草粉螟视觉检测系统实际应用结果分析

当烟草粉螟板上出现多个烟草粉螟粘连、重叠等情况时,会给检测带来较大挑战,容易影响检测精度,而在实际应用过程中这种检测环境是十分常见的。表 3 为复杂检测环境下各算法对烟草粉螟的检测效果。由表 3 可知,本文方法在真实检测场景下对粘附到粘虫板上的烟草粉螟进行检测时,检测置信度、正确检测数均较高。实际应用中可依据本文改进轻量化 YOLOv5s 的烟草粉螟视觉检测方法设计一套烟草粉螟检测系统,并将其部署在移动设备上,有望实现对烟草粉螟的精确检测,有助于烟厂管理人员及时发现虫害,进行科学防治。

4 结论

针对当前卷烟厂内烟草粉螟检测方法存在模型参数量大、检测速度慢、检测精度低等问题,本文提出了一种基于改进轻量化 YOLOv5s 的卷烟厂烟草粉螟视觉检测方法。该方法将 EESP-Ghost 模块和融合高效空间金字塔的双重注意力 Ghost-bneck 模块引入 YOLOv5s,实现对 YOLOv5s 的轻量化使深度神经网络在占有更小存储空间情况下的检测精度不

表 1 消融实验结果

Table 1 Comparison of ablation results

YOLOv5s	EESP-Ghost	DA-EESP-Ghostbneck	LFFN	平均精度/%	参数量/M
√				86.06	7.277
√	√			85.16	4.601
√	√	√		87.53	4.785
√	√	√	√	90.43	3.630

注:√表示添加了对应模块。

表3 复杂检测环境下各算法对烟草粉螟的检测效果

Table 3 Detection effect of different methods in complex detection environments

烟草粉螟	置信度			
	YOLOv5s	YOLOX-S	YOLOX-Tiny	本文方法
1	0.64	未检出	0.62	0.60
2	0.65	0.56	0.66	0.66
3	0.70	0.51	0.61	0.66
4	0.56	未检出	0.67	0.67
5	0.70	未检出	0.60	0.66
6	0.56	未检出	未检出	0.54
7	0.69	0.59	0.61	0.60
8	0.59	0.57	0.62	0.62
9	0.56	0.55	0.66	0.53
10	0.55	0.54	0.61	0.62
11	0.69	0.53	0.58	0.62
12	未检出	0.53	0.53	未检出
13	0.69	未检出	0.60	0.60
14	未检出	未检出	0.60	0.53
15	未检出	未检出	未检出	0.57
16	未检出	0.51	未检出	未检出
17	0.58	未检出	0.70	0.64
18	未检出	未检出	未检出	未检出
19	未检出	未检出	0.52	未检出
检测个数	13	9	15	15

变。其中轻量化卷积模块 EESP-Ghost 在减少参数量和计算量的同时扩大了感受野,更好地捕捉目标上下文信息,确保了网络的特征提取能力。另外,融合高效空间金字塔的双重注意力 Ghost-bneck 模块不仅充分发挥了 EESP-Ghost 模块轻量化的优势,而且通过双重注意力高效地利用了特征图上下两层之间的信息,使模型把注意力聚焦在特征图中与目标相关的通道和位置上。本文提出的方法在大幅减少模型参数量的同时使模型性能保持较高水平,更适合部署在移动终端等资源受限设备上,有助于烟厂管理人员及时发现虫害并进行科学防治,提升烟叶品质。

参考文献:

- [1] 曾涛,宗钊辉,陈桢祿,等.烟草害虫绿色防控技术研究进展[J].安徽农业科学,2022,50(1):15-17,36.
 [2] 张善文,许新华,齐国红,等.基于可形变 VGG-16 模型的田间作物害虫检测方法[J].农业工程学报,

2021,37(18):188-194.

- [3] 徐聪,王旭启,刘裕.一种改进可形变 FCN 的农作物害虫检测方法[J].江苏农业科学,2022,50(9):211-219.
 [4] 刘凯旋,黄操军,李亚鹏,等.一种基于级联 R-CNN 的水稻害虫检测算法[J].黑龙江八一农垦大学学报,2021,33(5):106-111,134.
 [5] 肖德琴,黄一桂,张远琴,等.基于改进 Faster R-CNN 的田间黄板害虫检测算法[J].农业机械学报,2021,52(6):242-251.
 [6] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2015, 39(6): 1137-1149.
 [7] 陈向东,邓江洪.基于显著性检测的害虫图像自动分割算法研究[J].中国粮油学报,2021,36(1):181-186.
 [8] 苗海委,周慧玲.基于深度学习的粘虫板储粮害虫图像检测算法的研究[J].中国粮油学报,2019,34(12):93-99.
 [9] 林俊宇.基于机器视觉的烟虫检测方法研究[D].武汉:华中科技大学,2020.
 [10] 洪金华,忻惠琴,陆海华,等.基于 YOLOv3 模型的卷烟厂烟虫识别方法[J].烟草科技,2020,53(9):77-84.
 [11] REDMON J, FARHADI A. YOLOv3: An incremental improvement[J/OL]. arXiv: 1804.02767, 2018 [2023-03-10]. <https://arxiv.org/abs/1804.02767>.
 [12] 何雨,田军委,张震,等. YOLOv5 目标检测的轻量化研究[J].计算机工程与应用,2023,59(1):92-99.
 [13] 杨锦辉,李鸿,杜芸彦,等.基于改进 YOLOv5s 的轻量化目标检测算法[J].电光与控制,2023,30(2):24-30.
 [14] YANG Q S, LI W K, YANG X F, et al. Improved YOLOv5 method for detecting growth status of apple flowers[J]. ComputEngAppl, 2022, 58(4): 237-246.
 [15] DEVRIES T, TAYLOR G W. Improved regularization of convolutional neural networks with cutout[J/OL]. arXiv: 1708.04552, 2017 [2023-03-10]. <https://arxiv.org/abs/1708.04552>.
 [16] XU R J, LIN H F, LU K J, et al. A forest fire detection system based on ensemble learning[J]. Forests, 2021, 12(2):217.
 [17] MEHTA S, RASTEGARI M, SHAPIRO L, et al. Espnetv2: A light-weight, power efficient, and general purpose convolutional neural network[C]//Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. [S.l.]:s.n., 2019:9190-9200.
 [18] HE K M, ZHANG X Y, REN S Q, et al. Deep residual learning for image recognition [C]//Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. [S.l.]:s.n., 2016:770-778.

- [19] IOFFE S, SZEGEDY C. Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift [C] // International conference on machine learning. PMLR. [S. l. ; s. n.], 2015:448-456.
- [20] MASTROMICHALAKIS S. ALReLU: A different approach on Leaky ReLU activation function to improve neural networks performance [J/OL]. arXiv: 2012. 07564, 2020 [2023-03-10]. <https://arxiv.org/abs/2012.07564>.
- [21] FU J, LIU J, TIAN H J, et al. Dual attention network for scene segmentation [C] // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. [S. l. ; s. n.], 2019:3146-3154.
- [22] DAI Y, LIU W M, WANG H, et al. YOLO-former: Merging YOLO and transformer for foreign object detection [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2022, 71: 1-14.
- [23] GE Z, LIU S T, WANG F, et al. Yolox: Exceeding yolo series in 2021 [J/OL]. arXiv: 2107. 08430, 2021 [2023-03-10]. <https://arxiv.org/abs/2107.08430>.
- [24] YU J M, ZHANG W. Face mask wearing detection algorithm based on improved YOLOv4 [J]. Sensors, 2021, 21(9): 3263.
- [25] 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 [J/OL]. arXiv: 2207. 02696, 2022 [2023-03-10]. https://openaccess.thecvf.com/content/CVPR2023/html/Wang_YOLOv7_Trainable_Bag-of-Freebies_Sets_New_State-of-the-Art_for_Real-Time_Object_Detectors_CVPR_2023_paper.html.

Visual detection method of tobacco moth in cigarette factory based on improved lightweight YOLOv5s

YANG Guanglu^{1,2}, LU Xiaoping², LI Qi², LI Chunsong², HU Hongshuai²,
LIU Yuhao², TIAN Fuwen², ZHANG Huanlong¹

1. College of Electrical Information Engineering, Zhengzhou University of Light Industry, Zhengzhou 450001, China;

2. China Tobacco Henan Industrial Co., Ltd., Zhengzhou 450000, China

Abstract: To address the problems of slow detection speed and low accuracy commonly found in cigarette factory warehouse workshops when detecting tobacco moth, a visual detection method for tobacco moth in cigarette factories based on improved lightweight YOLOv5s was developed. The method utilizes the correlation and redundancy between feature maps to design the EESP-Ghost module, and uses this module as the basis for designing a double-attention Ghost-bneck block incorporating an efficient spatial pyramid, which is introduced into the YOLOv5s model to achieve lightweighting of the deep neural network model while improving the detection accuracy. The method is used for validation experiments on the tobacco moth dataset. The results showed that the method improved the average accuracy by 4.37% with only 49.88% of the original YOLOv5s parameter count. When the tobacco moth adhering to the sticky board was detected in a real detection scenario, the method has high detection confidence and correct detection number, which could realize the high-precision real-time detection of the tobacco moth in the cigarette factory, and provide a guarantee for the effective control of the tobacco moth.

Key words: improved lightweight YOLOv5s; tobacco moth; EESP-Ghost module; dual attention; fusion efficient space pyramid

(责任编辑:吴晓亭)