



李吴洁,危疆树,王玉超,等. 基于改进 YOLOv5 的柑橘病虫害检测[J]. 南京农业大学学报,2024,47(5):1000-1008.

LI Wujie, WEI Jiangshu, WANG Yuchao, et al. Detection of citrus diseases and pests based on improved YOLOv5[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2024, 47(5): 1000-1008.

## 基于改进 YOLOv5 的柑橘病虫害检测

李吴洁<sup>1</sup>, 危疆树<sup>1\*</sup>, 王玉超<sup>2</sup>, 陈金荣<sup>1</sup>, 罗好<sup>1</sup>

(1. 四川农业大学信息工程学院, 四川 雅安 625014; 2. 四川农业大学机电学院, 四川 雅安 625014)

**摘要:** [目的] 柑橘叶片受到病菌感染或虫害侵袭后, 导致柑橘树生长发育异常、产量减少甚至死亡。早期柑橘叶片病虫害检测有助于做好预防措施减少损失。 [方法] 实际检测过程中 YOLOv5s 模型存在定位不精确、背景复杂等问题, 受 VAN (visual attention network) 模型的启发, 引入 LKA (large kernel attention) 模块, 对 YOLOv5s 模型进行改进。改进的 YOLOv5s 模型可实现对图像信息的集中关注和精细抽取; 使用 CARAFE 轻量级算子替换常规的上采样方法, 能够提高特征重建质量, 解决尺度不匹配问题并提高检测性能; 使用 FReLU 激活函数, 能够捕捉更多的柑橘病虫害的关键特征, 提高检测准确度。此外, 还构建了一个包含炭疽病、溃疡病和受潜叶蝇病虫害侵害的柑橘叶片数据集, 采用该数据集进行试验。 [结果] 改进后的模型 YOLOv5-LC 对于柑橘病虫害的检测结果显示: 平均检测精度 mAP50 达到 94.5%, mAP50:95 为 84.3%, 较原模型分别提高了 2.0% 和 4.4%, 模型大小仅为 7.3 MB。准确率为 93.8%, 召回率 84.5%, 浮点运算次数仅为 18.5 G。 [结论] 改进后的 YOLOv5-LC 模型可以更加准确检测出柑橘病虫害。

**关键词:** 柑橘; 病害; 虫害; 目标检测; YOLOv5; Large Kernel Attention; CARAFE; FReLU

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

文章编号: 1000-2030(2024)05-1000-09

## Detection of citrus diseases and pests based on improved YOLOv5

LI Wujie<sup>1</sup>, WEI Jiangshu<sup>1\*</sup>, WANG Yuchao<sup>2</sup>, CHEN Jinrong<sup>1</sup>, LUO Hao<sup>1</sup>

(1. College of Information Engineering, Sichuan Agricultural University, Ya'an 625014, China;

2. College of Mechanical and Electrical Engineering, Sichuan Agricultural University, Ya'an 625014, China)

**Abstract:** [Objectives] After being infected by pathogens or pests, citrus leaves can lead to abnormal growth and development, reduced yield, and even death of citrus trees. Early detection of citrus leaf diseases and pests can effectively allow for preventive measures to reduce losses [Methods] In the actual detection process, the YOLOv5s model had problems such as inaccurate positioning and complex background. Inspired by the VAN (visual attention network) model, the LKA (large kernel attention) module was introduced to improve the YOLOv5s model. The improved YOLOv5s model could achieve centralized attention and fine extraction of image information; replacing conventional up sampling methods with CARAFE lightweight operators could improve feature reconstruction quality, solve scale mismatch problems, and enhance detection performance; using the FReLU activation function could capture more key features of citrus pests and diseases, improving detection accuracy. In addition, a dataset of citrus leaves containing anthracnose, ulcer disease, and infestation by leaf miner pests was constructed for experimentation. [Results] The improved model YOLOv5-LC showed the detection results of citrus pests and diseases as follows: the average detection accuracy mAP50 reached 94.5% and mAP50:95 was 84.3%, which were 2.0% and 4.4% higher than the original model, and the model size was only 7.3 MB, with 93.8% accuracy and 84.5% recall, and the number of floating-point operations was only 18.5 G. [Conclusions] The improved model YOLOv5-LC could more accurately detect citrus pests and diseases.

**Keywords:** citrus; diseases; pests; target detection; YOLOv5; Large Kernel Attention; CARAFE; FReLU

柑橘是芸香科柑橘属植物, 因其诱人的香气和口感以及富含蛋白质、碳水化合物、脂肪、膳食纤维和抗坏血酸等营养成分, 在世界范围内被大量食用<sup>[1]</sup>。我国柑橘种植面积  $2.83 \times 10^6$   $\text{hm}^2$ , 产量  $5.12 \times 10^7$  t, 成为全球最大的柑橘生产国<sup>[2]</sup>。柑橘是我国南方栽培面积最广、经济地位最重要的果树<sup>[3]</sup>。同时, 柑橘也是四川现代农业“10+3”产业体系中川果的重要组成部分。柑橘病虫害是柑橘减产的主要原因之一, 因此, 帮助果农在收获前有效、快速判断和预防柑橘病虫害, 及时控制柑橘病虫害和减少损失非常重要<sup>[4-5]</sup>。

收稿日期: 2023-11-17

基金项目: 四川省科技厅关键技术攻关项目“基于机器视觉的智能喷施关键技术的研究及应用”(22ZDYF0095)

\* 通信作者: 危疆树, 副教授, 主要从事机器学习、数据挖掘、农业信息化方面的研究, E-mail: weijiangshu66@163.com。

对柑橘病虫害的研究和防治一直是国内外学者关注的热点之一,因此高效准确识别和检测柑橘病虫害的叶片对于保障柑橘产量和品质具有重要意义。

应用深度学习算法检测作物病虫害的研究很多<sup>[6]</sup>。Yi 等<sup>[7]</sup>提出了一种基于改进的 YOLOv4<sup>[8]</sup> 柑橘检测算法,为了解决柑橘密集重叠遮挡和小目标等问题,设计了短连接特征融合方法,额外添加一个  $152 \times 152$  的探测头,结果显示改进后模型的 mAP 提升 6.2%,达到 87.3%。陶兆胜等<sup>[9]</sup>采用改进的 YOLOv5s 对番茄叶片进行检测,在实际种植环境下能够准确识别不同种类番茄叶片病害。Jia 等<sup>[10]</sup>在 VGG、ResNet<sup>[11]</sup> 和 MobileNet<sup>[12]</sup> 模型上通过迁移学习对柑橘害虫进行识别,再根据模型特点添加适当的注意机制,3 种模型的精度均有所提升。Pan 等<sup>[13]</sup>构建一个简化的 DenseNet<sup>[14]</sup>,通过删除最后一个密集块中的 5 个瓶颈层以及添加批处理归一化、激活函数、全局平均池化和 softmax 层而形成网络模型,模型检测准确率超过 88%,预测耗时减少,性能大幅度提升。目前,大部分网络模型的改进是从深度和宽度角度出发,而 Xing 等<sup>[15]</sup>从提高参数利用率的角度构建网络,将 2 个  $1 \times 1$  卷积层应用于特征映射的细化,采用特征重用优化网络。徐会杰等<sup>[16]</sup>为了提高小目标的检测能力,通过对特征图添加上采样层,使输出层具有更小的感受野,有效解决了玉米小病斑漏检的情况。邱文杰等<sup>[17]</sup>为将 CNN 部署在小型移动设备上,设计了一种基于知识蒸馏的结构化模型压缩方法,该方法利用 VGG16<sup>[18]</sup> 训练一个识别率较高的教师模型,再将该模型中的知识通过蒸馏方法迁移到 MobileNet,参数量减少使其能够更好地嵌入移动设备中。Cao 等<sup>[19]</sup>引入密集局部回归,它与传统的定位不同,不局限于固定区域内的一组量化的关键点,能够回归位置敏感的实数密集偏移量,实现更精确的定位。王大庆等<sup>[20]</sup>基于 EfficientNet 对玉米病害进行识别,为玉米病害识别提供参考。郭磊等<sup>[21]</sup>为了解决小目标的一系列问题,通过增加一个浅层特征图且调整损失函数来增强网络对小目标的感知能力,提升了小目标的检测精度,改进后的模型仍能满足实时性要求。

YOLOv5 模型是目前较为稳定的检测模型,且检测性能良好,对于柑橘病虫害特征目标较小、边缘化等问题,盲目添加探测头只会带来更多的计算量。本文结合注意力机制的优点,选用可自适应对不同位置的特征进行加权提取的模块替换 YOLOv5 中主干的 C3 模块,优化网络结构。改进后的模型通过上采样方式和激活函数类型解决信息损失或梯度消失,调整网络参数,进一步提高了模型的检测性能。

## 1 材料与方法

### 1.1 数据集构建

本文构建了一个包含炭疽病、溃疡病和潜叶蝇侵害的 3 种类型柑橘病虫害叶片数据集,数据集包含四川眉山柑橘树实地采集的图片、百度图片和书籍图片,总共 1 942 张,按 7:2:1 的比例划分为训练集、测试集和验证集。在实地数据集采集过程中发现炭疽病、溃疡病和潜叶蝇是该果园频发的 3 种病虫害。具体特征如图 1 所示。



图 1 柑橘 3 种病虫害图片

Fig. 1 Images of three diseases and pests of citrus

### 1.2 检测模型

**1.2.1 YOLOv5 模型** YOLOv5s 模型小、效率高,能够准确检测目标并且适用于嵌入式设备。YOLOv5s 模型的工作原理可以概括为以下步骤:1)输入图像经过骨干网络,提取图像的高层次特征;2)高层次特征通过特征金字塔网络进行多尺度特征提取,获得具有丰富语义信息的特征金字塔;3)特征金字塔的输出被送入预测头部,通过卷积操作生成目标类别的置信度和边界框的位置信息;4)预测头部生成的边界框,结果经过阈值处理,滤除低置信度的边界框;5)使用非极大值抑制对剩余的边界框进行后处理,去除重叠度较高的冗余边界框,并获得最终的检测结果。

**1.2.2 VAN Block 模块** 为解决柑橘叶片病虫害特征存在边界不规则和背景复杂等问题,使用 VAN Block 模块改进 YOLOv5 模型的主干,通过自适应对柑橘叶片不同位置病虫害特征进行加权来提升模型的检测能力。视觉注意网络 VAN(visual attention network)<sup>[22]</sup> 是一个以注意力机制为基础的目标检测网络模型。VAN 模型的部分结构如图 2-a 所示,提取其中的 VAN Block 模块,该模块主要由大核注意力模块 LKA(large kernel attention)和前馈神经网络 FFN(feed-forward Network)组成,依次叠加提取特征。LKA 的结构如图 2-b 所示,输入信息依次经过  $5 \times 5$  的深度卷积(DW-Conv)、 $7 \times 7$  的深度扩展卷积(DW-D-Conv)和点卷积,然后与输入信息相乘作为最后的输出。大尺寸的卷积核使 LKA 在扩大柑橘病虫害特征感受野的同时能够保留模型的泛化能力。

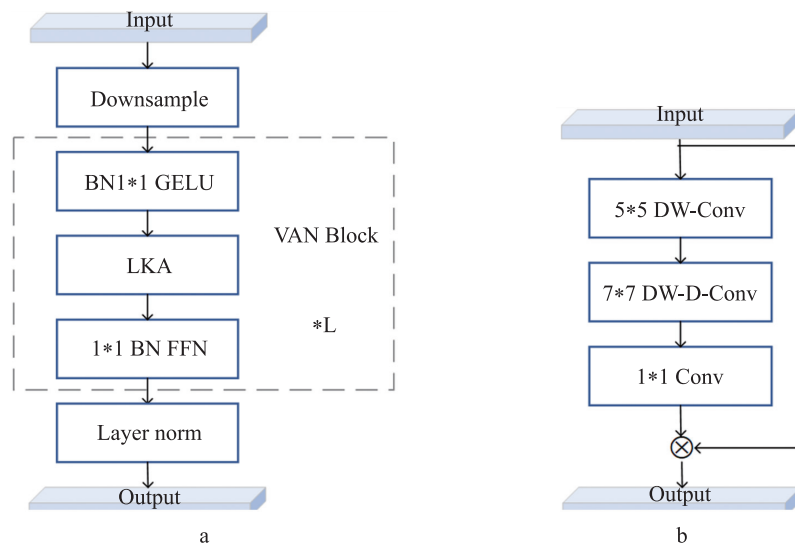


图 2 关键模块结构

Fig. 2 Key module structure

a. VAN 的部分结构 Partial structure of VAN; b. 大核注意力 LKA 结构 Structure of large core attention LKA.

LKA 在模型中引入空间和通道注意力来捕捉特征图中不同位置之间的关系,增强模型的特征提取能力,实现对图像信息的集中关注和精细抽取。由公式(1)和(2)即可更加直观理解。

$$Attention = Conv_{1 \times 1}(DW-D-Conv(DW-Conv(F))) \quad (1)$$

$$Output = Attention \otimes F \quad (2)$$

式中:DW-Conv 为深度卷积;DW-D-Conv 为深度扩张卷积; $F \in R^{C \times H \times W}$  为输入特征; $Attention \in R^{C \times W \times H}$  表示注意力图,注意力图中的值表示每个特征的重要性; $\otimes$ 表示逐元素相乘元素积。

其参数量由公式(3)计算,而普通卷积的参数量的计算公式为(4),由公式(3)和(4)可知,当  $K=21$ 、 $d=3$  时,通过 LKA 模块分解后的大核卷积在保留原感受野的同时减少模型的参数量。

$$Params = \frac{K}{d} \times \frac{K}{d} \times C + (2d-1) \times (2d-1) \times C + C \times C \quad (3)$$

$$Params = K \times K \times C \times C \quad (4)$$

式中: $K$  表示卷积核大小; $d$  表示扩张率; $C$  表示特征图通道数。

将 VAN Block 模块引入 YOLOv5 中可以有助于提高模型的性能和精度,能够自动学习和选择柑橘病虫害所在的区域,同时抑制背景干扰。通过自适应学习的方式,为特征图中的每个位置分配不同的权重,以强调重要的信息。这样可以提高模型对关键目标或区域的感知能力。

**1.2.3 CARAFE<sup>[23]</sup> 轻量级算子** 在 YOLOv5s 中默认的最近邻插值法是一种简单的上采样方法,由于未对像素进行任何插值处理,生成的柑橘叶片病虫害特征图像可能会出现锯齿状且缺乏细节。然而, CARAFE(content-aware reassembly of features)是一种自适应上采样方法,通过对特征进行重新组合,在上采样过程中生成的图像具有更多的细节和平滑的边缘。其核心优势在于其自适应的能力,它可以根据输入的低分辨率特征图动态生成高分辨率特征,避免常规上采样操作中固定的插值方法所带来的信息丢失和模糊。CARAFE 结构如图 3 所示,对尺寸为  $C \times H \times W$  的特征映射进行上采样,上采样系数  $\sigma=2$ ,通道数

压缩到  $C_m$ , 上采样核尺寸为  $k_{up}^2$ ,  $N$  表示  $l'(i, j)$  所对应的方形区域。

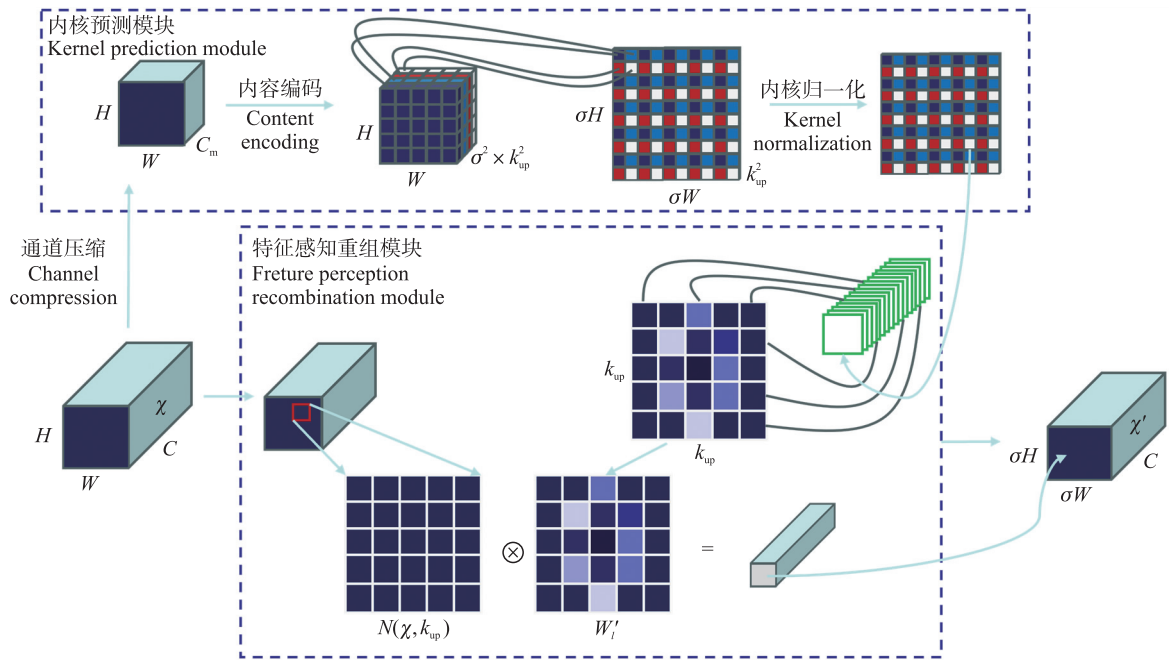


图 3 CARAFE 的整体框架

Fig. 3 The overall framework of CARAFE

**1.2.4 FReLU<sup>[24]</sup> 激活函数** 由于柑橘病虫害存在特征复杂的问题,传统的激活函数可能会面临梯度消失或信息损失的问题,替换成 FReLU (funnel rectified linear units) 激活函数,它在非线性变换和特征增强方面可以提高检测算法的性能和准确性。FReLU 是一种有效的漏斗函数,它是对 ReLU (rectified linear unit)<sup>[25]</sup> 的改进,将空间扩展到二维。通过增加一个空间条件来扩展 ReLU 函数,如图 4 所示。FReLU 函数的实现过程较简单,只增加了部分可以忽略不计的计算开销。

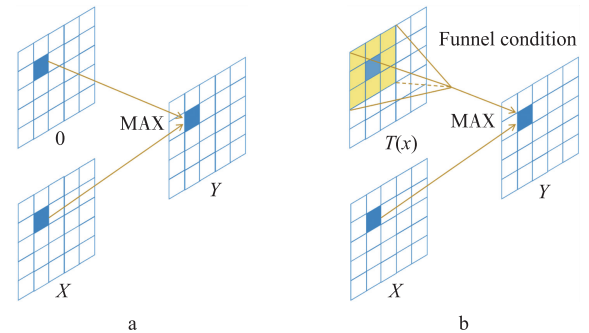


图 4 FReLU 的激活函数

Fig. 4 Activation function of FReLU

- a. 条件为零的 ReLU ReLU with zero condition:  $\text{MAX}(x, 0)$ ;
- b. 具有可视参数条件的 FReLU FReLU with visible parameter conditions:  $\text{MAX}(x, T(x))$ .

该激活函数的形式是  $Y = \text{MAX}(x, T(x))$ , 其中  $T(x)$  代表简单高效的空间上下文特征提取器。为了实现空间条件,使用参数池化窗口来创建空间依赖性(使用高度优化的深度可分离卷积算符和 BN 层来实现),具体来说,定义激活函数为:

$$f(x_{c,i,j}) = \text{MAX}(x_{c,i,j}, T(x_{c,i,j})) \tag{5}$$

式中:  $x_{c,i,j}$  表示第  $c$  通道上非线性激活  $f(\cdot)$  在二维空间位置  $(i, j)$  的输入像素; 函数  $T(\cdot)$  表示漏斗条件。

$$T(x_{c,i,j}) = x_{c,i,j}^\omega \cdot p_c^\omega \tag{6}$$

式中:  $x_{c,i,j}^\omega$  表示以二维空间位置  $(i, j)$  上第  $c$  通道上的非线性激活函数  $f(\cdot)$  的输入像素为中心的参数量化窗口;  $p_c^\omega$  表示在同一通道中共享此窗口的系数。

YOLOv5 中使用了 SiLU (sigmoid-weighted linear unit) 激活函数,它是一种结合 sigmoid 函数和线性单元的激活函数<sup>[26]</sup>,在背景较为复杂的柑橘病虫害检测中会导致计算效率降低。将其替换为 FReLU 激活函数,通过依赖于空间上下文的二维漏斗状的视觉条件有助于提取柑橘病虫害特征的精细空间布局。函数具有更平缓的斜率,有利于改善梯度传播并防止过饱和现象发生。

**1.2.5 改进后的模型 YOLOv5-LC** 结合上述所提及的模型结构优点,本文提出了一种新的网络模型 YOLOv5-LC,其结构如图 5 所示。将 YOLOv5 中 Backbone 中的第 2 个 C3 模块替换成 VAN Block 模块,其中 LKA 模块通过引入注意力机制,能更加准确定位和提取柑橘病虫害特征,抑制背景干扰,提升模型在柑

橘病虫害检测任务中的性能和准确度,进一步提升检测性能。将默认的最近邻插值法替换成轻量级算子 CARAFE,以提高模型的检测精度,而且 CARAFE 引入的计算开销很小,很容易集成到移动端。将激活函数 SiLU 替换成 FReLU,依赖于空间上下文的二维漏斗状条件有助于提取柑橘病虫害叶片的空间特征。

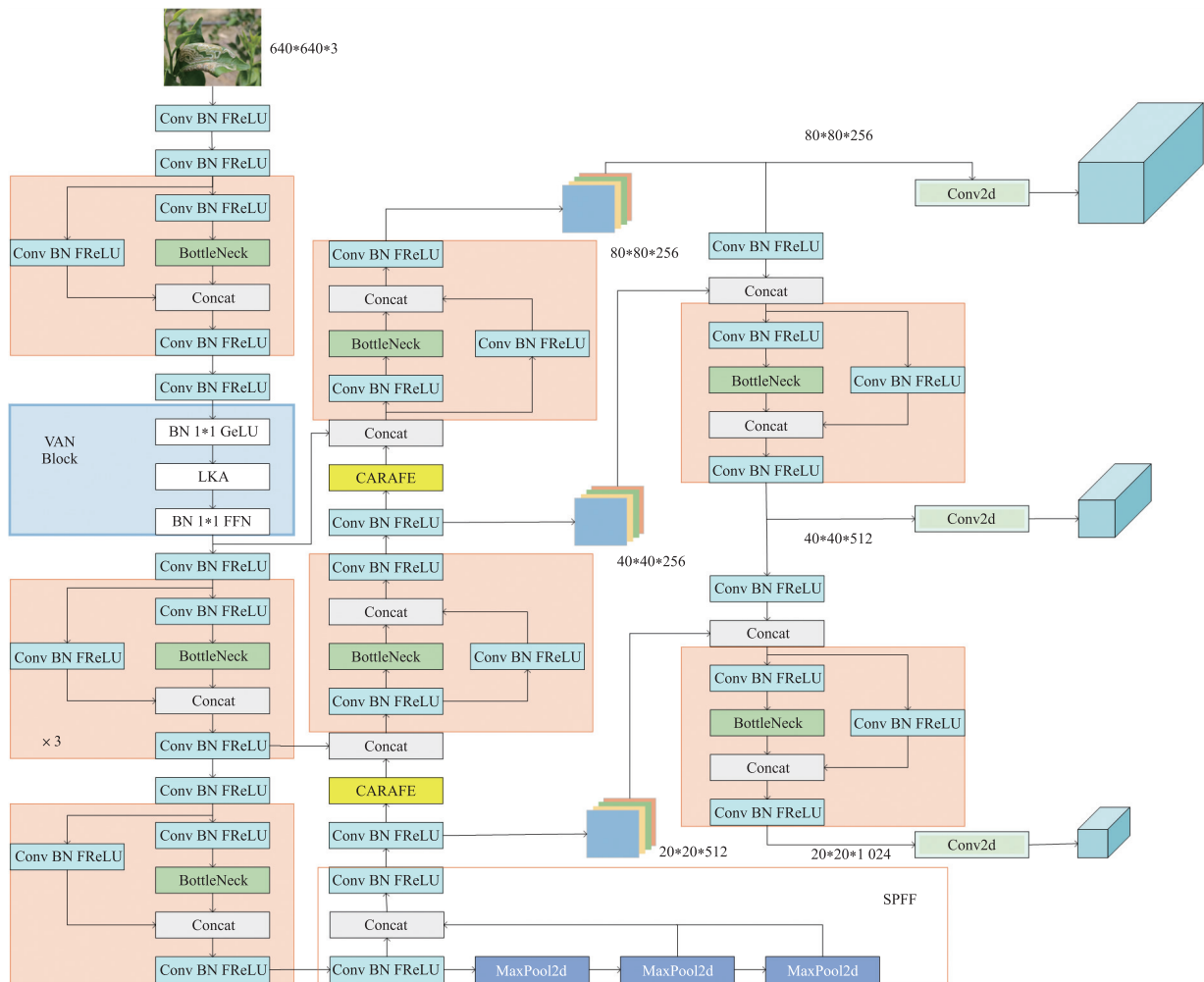


图 5 YOLOv5-LC 结构

Fig. 5 The structure of YOLOv5-LC

### 1.3 模型训练与测试

**1.3.1 试验平台** 本试验所用操作系统为 64 位 Windows Server 2019, CPU 为 Intel (R) Core (TM) i9-10920X@ 3.50 GHz, GPU 为 24 G NVIDIA GeForce RTX 3090。试验环境为 Pytorch 1.12.0 和 Python 3.9 以及 CUDA 11.3。使用 YOLOv5s 作为基准模型,并在该模型的基础上进行改进。

**1.3.2 模型训练** 模型训练时,将所有训练集图像的分辨率统一转换为 640 \* 640 (像素)。优化器使用 SGD 优化器。将批量 (batch-size) 设置为 16。权值的衰减速率 (weight-decay) 设为 0.000 5, 动量 (momentum) 设为 0.937。模型的总 epoch 数设为 300,并自动保存模型识别精度最高的权重。训练时初始学习率为 0.01,并使用余弦退火法来调整每一个 epoch 的学习率。

**1.3.3 评价指标** 采用均值平均精度 (mean average precision, mAP) 作为模型识别精度的评判指标。平均精度 (average precision, AP) 与模型的准确率 (precision, P) 和召回率 (recall, R) 有关,它们的关系如式 (7) — 式 (10) 所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \times 100\% \quad (7)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \times 100\% \quad (8)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \times 100\% \quad (9)$$

$$mAP = \frac{1}{C} \sum_{i=1}^C AP_i \times 100\% \quad (10)$$

式中:  $TP$  (true positive) 为实际是正例且被分类器划分为正例的实例数,即正确检测为某一类柑橘病虫害检测到的数量;  $FP$  (false positive) 表示实际为负例但被分类器划分为正例的实例数,即被错误划分为某一类柑橘病虫害的数量;  $FN$  (false negative) 为实际为正例但被分类器划分为负例的实例数,即图像中被漏检的柑橘病虫害目标的数量。

## 2 结果与分析

### 2.1 YOLOv5s 模型改进前后的性能对比试验

**2.1.1 整体效果对比** 为了验证 YOLOv5s 模型和改进后的模型 YOLOv5-LC 训练效果,将 2 个模型在同一测试集上进行测试,其结果如表 1 所示。改进后的模型提高了柑橘病虫害的检测效果,准确率和召回率分别提高 0.4% 和 1.3%,  $mAP50$ 、 $mAP50:95$  分别提高了 2.0%、4.4%, YOLOv5-LC 模型的主干网络由于保留了更多的细节信息,使模型能够识别出更多的目标,模型的性能在整体上提高。对模型改进前后的  $mAP$  进行可视化,结果如图 6 所示。YOLOv5-LC 模型大小只有 7.2 MB,比原模型仅大 0.2 MB,基本可忽略不计。YOLOv5-LC 所需的算力资源较少,FLOPs 仅为 17.0 G,满足嵌入移动设备的部署条件。

表 1 YOLOv5s 模型改进前后的结果对比

Table 1 Comparison of results before and after improvement of the YOLOv5s model

模型 Model	准确率/% Precision	召回率/% Recall	$mAP50$ /%	$mAP50:95$ /%	浮点运算次数/G FLOPs	模型大小/MB Model size
YOLOv5s	93.4	83.2	92.5	79.9	16.6	7.0
YOLOv5-LC	93.8	84.5	94.5	84.3	18.5	7.3

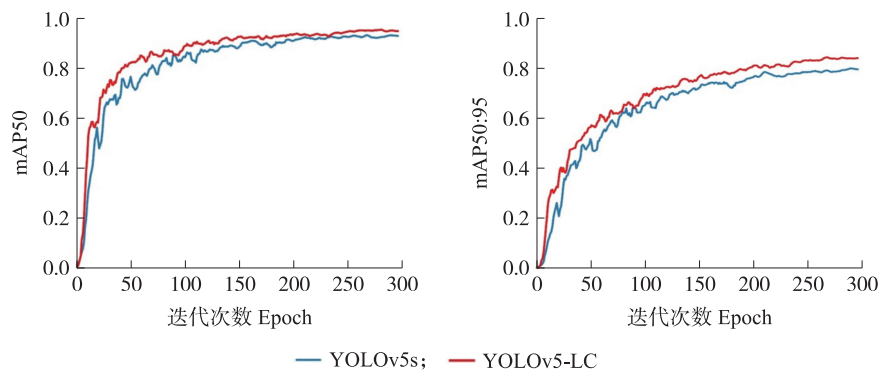


图 6 YOLOv5s 改进前后的  $mAP50$  和  $mAP50:95$  可视化结果

Fig. 6 Visualization of  $mAP50$  and  $mAP50:95$  results before and after YOLOv5s improvement

YOLOv5s 模型改进前后对测试集中柑橘病虫害的检测效果如图 7 所示。改进后的模型对柑橘病虫害的识别置信度均比原 YOLOv5s 模型高。改进前 YOLOv5s 模型对高遮挡的柑橘病虫害目标的检测有漏检,而改进后的模型 YOLOv5-LC 可以将被树叶遮挡的目标以及一些微小目标全部检出。由此可见,改进后

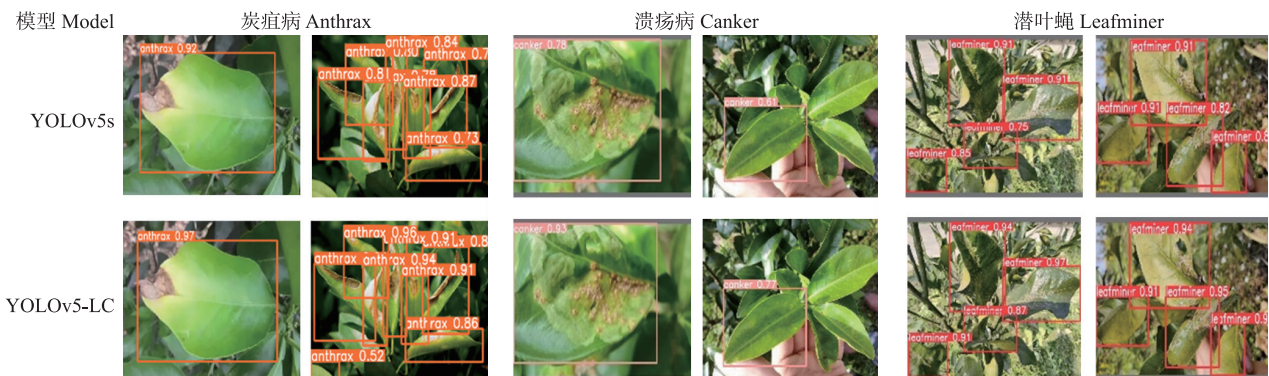


图 7 YOLOv5s 模型改进前后检测结果对比

Fig. 7 Comparison of detection results before and after improvement of YOLOv5s model

的模型能够以较高的置信度预测出遮挡度比较高的目标位置,并且能预测出被不同遮挡物遮挡的目标位置。VAN Block 模块替换原有的 C3 模块,有助于准确定位和检测病虫害区域,FRReLU 激活函数能够保留更精细的特征信息,提高了检测的效果。在图像中,遮挡目标的有效特征信息较少,而使用 CARAFE 模块进行上采样可以有效减少这些信息的损失,从而提高模型对遮挡目标的识别能力。

**2.1.2 混淆矩阵** 混淆矩阵是一个二维矩阵,其行和列分别表示模型预测的类别与实际标签的类别。由图 8 的混淆矩阵中我们可以看出检测炭疽病的准确率最高,可达 91%,潜叶蝇和溃疡病也均能达到 85% 以上。

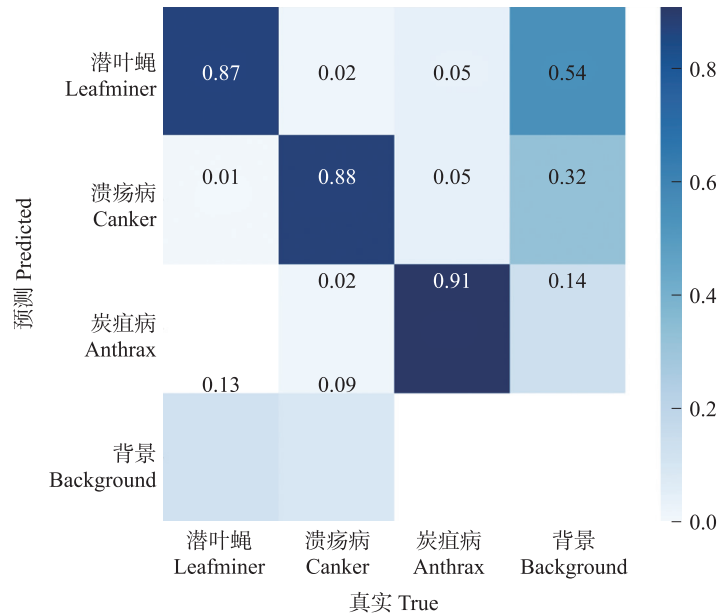


图 8 柑橘病虫害验证集的混淆矩阵

Fig. 8 Confusion matrix of citrus pest and disease validation set

**2.2 VAN Block 在不同位置的效果**

VAN Block 模块替换 Backbone 中不同位置的 C3 模块的验证结果如表 2 所示,替换第 2 个 C3 模块,mAP50、mAP50:95 最大,分别为 94.0%和 80.2%,模型大小也是其中最小的,仅为 7.1 MB,浮点运算次数为 16.7 G。综合 4 个指标,VAN Block 模块替换 Backbone 中第 2 个 C3 的位置性能最佳。

表 2 VAN Block 模块替换 Backbone 中不同位置的 C3 模块

Table 2 Replacing C3 modules at different positions in Backbone with VAN Block modules

替换位置 Replace position	mAP50/%	mAP50:95/%	模型大小/MB Model size	浮点运算次数/G FLOPs
第 1 个 C3 First C3	93.1	80.2	7.1	17.4
第 2 个 C3 Second C3	94.0	80.2	7.1	16.7
第 3 个 C3 Third C3	93.1	78.2	7.1	16.2
第 4 个 C3 Fourth C3	92.4	79.5	8.8	17.2

**2.3 消融试验**

从表 3 可见,试验 1 使用 VAN Block 模块替换 YOLOv5 中 Backbone 里的 C3 模块,有助于准确定位和检测病虫害区域,模型大小仅增加 0.1 MB,mAP50 及 mAP50-95 均提高。试验 2 使用 CARAFE 结构替换常规上采样,避免特征图在多次下采样后丢失小目标和遮挡目标的特征信息,漏检率降低。除此以外,浮点运算次数不变,没有增加额外的计算量。试验 3 使用 FReLU 函数,模型精度提高。试验 4 引入 VAN Block 模块和 CARAFE 结构,试验 5 引入 VAN Block 模块和 FReLU 激活函数,试验 6 引入 CARAFE 结构和 FReLU 激活函数,这 3 个试验都体现出检测柑橘病虫害的性能。试验 7 是将 3 个结构都加入 YOLO v5s,准确率为 93.8%,召回率为 84.5%,在模型大小仅为 7.3 MB、浮点运算次数仅增加 1.9 G 的情况下,mAP50 从 93.3%提高至 94.8%,mAP50:95 从 79.9%增加到 82%,分别增加了 1.5%和 2.1%。综上所述,试验 7 在综合多项指标时表现出了均衡性和稳定性。

表3 模型消融试验  
Table 3 Ablation tests of models

试验 Test	VAN Block	CARAFE	FReLU	准确率/% Precision	召回率/% Recall	mAP50/%	mAP50:95/%	模型大小/MB Model size	浮点运算次数/G FLOPs
1	✓			92.8	84.3	94.0	80.2	7.1	16.7
2		✓		85.1	82.4	93.6	81.2	7.2	16.0
3			✓	90.9	87.7	93.3	81.9	7.1	16.4
4	✓	✓		94.7	80.6	94.4	81.2	7.2	18.0
5	✓		✓	90.8	87.5	94.1	83.7	7.2	17.3
6		✓	✓	88.9	88.5	93.8	83.8	7.3	16.7
7	✓	✓	✓	93.8	84.5	94.5	84.3	7.3	18.5

注:✓表示采用该模型。✓ indicates the model adopted.

## 2.4 改进 YOLOv5s 与其他模型的性能对比试验

从表4可见, YOLOv5-LC 参数量少, 仅含 7.3 MB, 准确率最高, 达到 93.8%, 模型相对简单, 浮点运算次数为 18.5 G。其他性能均比 YOLO 系列好。模型 YOLOv5-LC 的 mAP50 以及 mAP50:95 最高, 分别比性能最好的 YOLOv7-tiny 高 3.9% 和 13.3%。

表4 改进 YOLOv5s 与其他模型的性能对比试验结果

Table 4 Experimental results comparing the performance of improved YOLOv5s with other models

模型 Model	准确率/% Precision	召回率/% Recall	mAP50/%	mAP50:95/%	浮点运算次数/G FLOPs	模型大小/MB Model size
YOLOv5-LC	93.8	84.5	94.5	84.3	18.5	7.3
YOLOv4-tiny	87.1	77.4	84.4	56.4	14.3	10.2
YOLOv7-tiny	82.1	85.9	90.6	71	13.0	11.7
RetinaNet	90.9	82.7	88.5	72.3	146.0	139.0
Faster-RCNN	71.6	81.4	91.8	75.1	940.0	108.0

## 3 结论

本研究基于 YOLOv5s 模型提出一种果园自然环境下柑橘病虫害的目标检测模型 YOLOv5-LC。YOLOv5-LC 模型对 YOLOv5s 模型的主干网络进行改进; 选用带有注意力机制并且含有自适应性的特征增强模块 VAN Block 替换 Backbone 中的 C3 模块, 其中 LKA 模块中加权和融合的特征图可以更好地表征柑橘病虫害的关键特征和更丰富语义信息表达能力, 使得柑橘病虫害检测具备更好的准确性; CARAFE 替代 YOLOv5s 原有的常规上采样操作, 先利用聚合步骤从低分辨率特征图中提取更丰富的信息以生成更细致的特征表示, 再通过聚合步骤获得的聚合特征重新组合成更高分辨率的特征图, 以此来提高柑橘病虫害的检测性能并且减少模型的参数量。YOLOv5-LC 模型将激活函数 SiLU 替换成 FReLU, 依赖于空间上下文的二维漏斗状条件有助于提取柑橘病虫害叶片特征。

以在自然环境下构建的柑橘病虫害数据集进行模型训练和测试。试验结果表明, 改进后的 YOLOv5-LC 模型对于柑橘病虫害检测性能良好, mAP50 为 94.5%, mAP50:95 为 84.3%, 其模型大小只有 7.3 MB, 所需的算力资源较少, FLOPs 仅为 18.5 G, 模型较为简单, 可以满足嵌入移动设备的部署条件。

### 参考文献 References:

- [1] Guo H, Zheng Y J, Wu D T, et al. Quality evaluation of citrus varieties based on phytochemical profiles and nutritional properties[J]. *Frontiers in Nutrition*, 2023, 10: 1165841.
- [2] 蒋怡, 李宗南, 董秀春, 等. 1978—2020 年中国柑橘面积与产量格局演变研究[J]. *中国农业信息*, 2023, 35(1): 43-54.  
Jiang Y, Li Z N, Dong X C, et al. Study on the evolution of citrus planting area and yield pattern in China from 1978 to 2020[J]. *China Agricultural Informatics*, 2023, 35(1): 43-54 (in Chinese with English abstract).
- [3] 聂扬眉. 乡村振兴下我国柑橘产业发展情况: 基于价值链模型的实证[J]. *中南民族大学学报(自然科学版)*, 2023, 42(2): 283-288.  
Nie Y M. China's citrus industry under rural revitalization: empirical evidence based on the value chain model[J]. *Journal of South-Central Minzu University (Natural Science Edition)*, 2023, 42(2): 283-288 (in Chinese with English abstract).
- [4] Zhao H Y, Dong Z H, Liu B, et al. Can *Citrus production* in China become carbon-neutral? A historical retrospect and prospect[J]. *Agriculture, Ecosystems & Environment*, 2023, 348: 108412.
- [5] Peng K Q, Ma W, Lu J Z, et al. Application of machine vision technology in *Citrus production*[J]. *Applied Sciences*, 2023, 13(16): 9334.

- [6] 周济,陈佳玮,沈利言,等. 人工智能:推动植物研究发展的新动力[J]. 南京农业大学学报,2022,45(5):1060-1071. DOI:10.7685/jnau.202107021.  
Zhou J, Chen J W, Shen L Y, et al. Artificial intelligence: advancing plant research beyond the state of the art[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2022, 45(5): 1060-1071 (in Chinese with English abstract).
- [7] Yi B, Kong B, Xu C. Multi-stage citrus detection based on improved YOLOv4[C]//Proceedings of the 5th International Conference on Control and Computer Vision. 2022;56-62.
- [8] Bochkovskiy A, Wang C Y, Liao H Y M. YOLOv4: optimal speed and accuracy of object detection[EB/OL]. 2020;arXiv:2004.10934. <http://arxiv.org/abs/2004.10934.pdf>.
- [9] 陶兆胜,石鑫宇,王勇,等. 基于改进 YOLOv5s 的番茄叶片病害检测方法[J]. 沈阳农业大学学报,2023,54(6):712-721.  
Tao Z S, Shi X Y, Wang Y, et al. Tomato leaf diseases detection method based on improved YOLOv5s[J]. Journal of Shenyang Agricultural University, 2023, 54(6): 712-721 (in Chinese with English abstract).
- [10] Jia X Y, Jiang X Q, Li Z Y, et al. Application of deep learning in image recognition of *Citrus* pests[J]. Agriculture, 2023, 13(5): 1023.
- [11] He K M, Zhang X Y, Ren S Q, et al. Deep residual learning for image recognition[C]//2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Las Vegas; IEEE. 2016;770-778.
- [12] Howard A G, Zhu M L, Chen B, et al. MobileNet: efficient convolutional neural networks for mobile vision applications[EB/OL]. 2017;arXiv:1704.04861. <http://arxiv.org/abs/1704.04861.pdf>.
- [13] Pan W Y, Qin J H, Xiang X Y, et al. A smart mobile diagnosis system for *Citrus* diseases based on densely connected convolutional networks[J]. IEEE Access, 2019, 7: 87534-87542.
- [14] Huang G, Liu Z, van der Maaten L, et al. Densely connected convolutional networks[C]//2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Honolulu; IEEE. 2017;2261-2269.
- [15] Xing S L, Lee M, Lee K K. *Citrus* pests and diseases recognition model using weakly dense connected convolution network[J]. Sensors, 2019, 19(14): 3195.
- [16] 徐会杰,黄仪龙,刘曼. 基于改进 YOLOv3 模型的玉米叶片病虫害检测与识别研究[J]. 南京农业大学学报,2022,45(6):1276-1285. DOI:10.7685/jnau.202110039.  
Xu H J, Huang Y L, Liu M. Research on pest detection and identification of corn leaf based on improved YOLOv3 model[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2022, 45(6): 1276-1285 (in Chinese with English abstract).
- [17] 邱文杰,叶进,胡亮青,等. 面向植物病害识别的卷积神经网络精简结构 Distilled-MobileNet 模型[J]. 智慧农业(中英文),2021,3(1):109-117.  
Qiu W J, Ye J, Hu L Q, et al. Distilled-MobileNet model of convolutional neural network simplified structure for plant disease recognition[J]. Smart Agriculture, 2021, 3(1): 109-117 (in Chinese with English abstract).
- [18] Simonyan K, Zisserman A. Very deep convolutional networks for large-scale image recognition[J]. arXiv Preprint arXiv:1409.1556, 2014.
- [19] Cao J L, Cholakal H, Anwer R M, et al. D2Det: towards high quality object detection and instance segmentation[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR). Seattle; IEEE. 2020;11482-11491.
- [20] 王大庆,禄琳,于兴龙,等. 基于深度迁移学习的 EfficientNet 玉米叶部病害识别[J]. 东北农业大学学报,2023,54(5):66-76.  
Wang D Q, Lu L, Yu X L, et al. Maize leaf diseases identification using EfficientNet based on deep-transfer learning[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2023, 54(5): 66-76 (in Chinese with English abstract).
- [21] 郭磊,王邱龙,薛伟,等. 基于改进 YOLOv5 的小目标检测算法[J]. 电子科技大学学报,2022,51(2):251-258.  
Guo L, Wang Q L, Xue W, et al. A small object detection algorithm based on improved YOLOv5[J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2022, 51(2): 251-258 (in Chinese with English abstract).
- [22] Guo M H, Lu C Z, Liu Z N, et al. Visual attention network[J]. Computational Visual Media, 2023, 9(4): 733-752.
- [23] Wang J Q, Chen K, Xu R, et al. CARAFE: content-aware reassembly of features[C]//2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision(ICCV). Seoul, Korea(South); IEEE. 2019;3007-3016.
- [24] Ma N N, Zhang X Y, Sun J. Funnel activation for visual recognition[C]//Computer Vision-ECCV 2020: 16th European Conference. Glasgow, UK, August 23-28, 2020. Proceedings, Part XI. ACM, 2020;351-368.
- [25] Nair V, Hinton G E. Rectified linear units improve restricted boltzmann machines[C]//Proceedings of the 27th International Conference on International Conference on Machine Learning. Haifa, Israel; ACM. 2010;807-814.
- [26] Ramachandran P, Zoph B, Le Q V. Searching for activation functions[J]. arXiv Preprint arXiv:1710.05941, 2017.

责任编辑:沈 波