doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.13.014

# 基于改进 YOLO 12 的复杂环境红花轻量化识别方法

王　超[1,2]　于海洋[1,2]　张小栋[3]　李晓娟[1,2]　罗秀芝[1,2]　程义锋[1,2]

（1.新疆大学机械工程学院，乌鲁木齐 830017；2.新疆农牧机器人及智能装备工程研究中心，乌鲁木齐 830017；
3.西安交通大学机械工程学院，西安 710049）

**摘要**：针对田间光照变化和枝叶花丝重叠遮挡等复杂背景干扰下红花识别发生漏检、识别准确度低及模型体积过大不利于边缘设备部署等问题，提出了一种基于 YOLO 12 改进的轻量化网络结构 LNSR（Lightweight network for safflower recognition）。首先设计了 HEP－DSF（Heterogeneous edge-pooling dual-stream fusion module）异构边缘-池化双流融合模块，增强网络在初始阶段对红花边缘和纹理信息的提取能力，提高识别准确度；然后构建了 TriCAFusion（Triple cooperative adaptive fusion module）三重协同自适应融合模块，增强模型对目标关键特征表征能力，降低漏检概率；再次引入 AdaPool（Adaptive neighborhood pooling for down sampling module）自适应邻域池化下采样模块，增强模型对光照变化和遮挡场景的鲁棒性；最后开发 LSBNet（Lightweight shared-BN network）轻量化共享卷积-分离 BN 网络检测头，降低模型复杂度，提高模型在边缘设备部署能力。试验结果表明，LNSR 在红花数据集上参数量仅 $1.72\times10^6$，较 YOLO 12 降低 31.5%，模型内存占用量为 4.4 MB，较 YOLO 12 降低 1.1 MB，mAP50 达 98.9%，召回率 98.3%，较 YOLO 12 分别提升 1.4、1.0 个百分点。将 LNSR 泛化至菊花数据集，参数量仅 $1.63\times10^6$，模型内存占用量为 4.4 MB，mAP50 达 97.0%，较 YOLO 12 提升 5.9 个百分点，通过热力图验证其对花瓣边缘与花蕊纹理的精准聚焦和表征能力，部署于边缘设备 Jetson 实时帧率达到 30 f/s。结果表明，LNSR 通过四模块协同创新，实现精度、轻量化较优平衡，为红花选择性采收方式提供了高效可靠的视觉识别方案。

**关键词**：红花；YOLO 12；目标检测；深度学习；轻量化

**中图分类号**：S24　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)13-0176-11　　**OSID**：

# Lightweight Safflower Recognition Method Based on Improved YOLO 12 for Complex Environments

Wang Chao[1,2]　Yu Haiyang[1,2]　Zhang Xiaodong[3]　Li Xiaojuan[1,2]　Luo Xiuzhi[1,2]　Cheng Yifeng[1,2]

(1. *School of Mechanical Engineering*, *Xinjiang University*, *Urumqi* 830017, *China*
2. *Agriculture and Animal Husbandry Robot and Intelligent Equipment Engineering Research Center of Xinjiang Uygur Autonomous Region*, *Urumqi* 830017, *China*
3. *College of Mechanical Engineering*, *Xi'an Jiaotong University*, *Xi'an* 710049, *China*)

**Abstract**: Aiming to address the challenges of missed detection, low recognition accuracy caused by complex field conditions such as varying lighting and occlusion by overlapping branches and filaments, as well as the difficulty in deploying large models on edge devices, lightweight network for safflower recognition (LNSR), an improved lightweight network structure was proposed based on YOLO 12. Specifically, the heterogeneous edge-pooling dual-stream fusion module (HEP－DSF) was designed to enhance the network's ability to extract edge and texture information in the early stage, thereby improving recognition accuracy. The triple cooperative adaptive fusion module (TriCAFusion) was constructed to strengthen the model's representation of key target features and reduce the probability of missed detection. The adaptive neighborhood pooling for down sampling module (AdaPool) was introduced to improve the model's robustness to lighting variations and occluded scenes. Furthermore, the lightweight shared-BN network (LSBNet) detection head was developed to reduce model complexity and improve deployment

收稿日期：2025－11－06　修回日期：2025－11－16

**基金项目**：国家自然科学基金项目(32301717)和自治区"天池英才"青年博士人才项目(51052501537)

**作者简介**：王超(1990—)，男，副教授，博士，主要从事特种经济作物种植与收获类智能农业装备研究，E-mail：wangchao@xju.edu.cn

**通信作者**：李晓娟(1987—)，女，教授，博士，主要从事农业机器人关键技术研究，E-mail：lxj_xj903@163.com

efficiency. Experimental results on the safflower dataset showed that LNSR achieved only $1.72 \times 10^6$ parameters, a reduction of 31.5% compared with that of YOLO 12, with a model size of 4.4 MB (1.1 MB smaller). It also reached an mAP50 of 98.9% and a recall rate of 98.3%, representing improvements of 1.4 and 1.0 percentage points, respectively. When generalized to the chrysanthemum dataset, LNSR achieved $1.63 \times 10^6$ parameters, a model size of 4.4 MB, and an mAP50 of 97.0%, which was 5.9 percentage points higher than that of YOLO 12. Heatmap validation confirmed its precise focus and characterization ability on petal edges and stamen textures. Deployed on the Jetson edge device, it achieved a real-time frame rate of 30 f/s. It demonstrated that through the collaborative innovation of the four modules, LNSR achieved an optimal balance between accuracy and lightweight design, providing an efficient and reliable visual recognition solution for selective harvesting of safflower.
**Key words**: safflower; YOLO 12; object detection; deep learning; lightweight

## 0　引言

红花是集药用、油用、饲用、工业加工等多种用途于一身的特色经济作物[1-2]，我国红花 80% 以上产自新疆[3]。盛花期红花随开随采，可采 3 茬左右[4]，采收时不能损伤花蕾，否则将影响后续花丝开放。红花开放特性和采收要求增大了机械化采收难度，目前红花采摘环节仍以人工为主[5]，熟练采花工短缺、采摘劳动强度大、劳动力老龄化、采收费用逐年上涨等问题交织[6]，严重削弱了花农种植积极性，制约了红花产业高质量发展。为降低采收劳动强度和采收费用，推进红花采收机械化成为必然趋势[7]，国内外学者相继研发出对辊式[8]、毛刷辊式[9]和双动对切式[10]等多种便携式采收设备，但这些设备仍需劳动者长时间背负、手持末端执行器对花进行采收。采用选择性收获机器人对红花快速精准识别定位后进行采收作业可实现自动化采收，机器视觉系统是其关键组成[11]，在田间光照变化和重叠遮挡等复杂环境下对红花快速精准识别是亟待解决的关键问题。

近年来，基于机器视觉经典目标检测算法不断发展[12-13]，但在红花检测场景中仍存在局限：Faster-R CNN[14-15]（Faster region-based convolutional neural network）两阶段检测导致高计算冗余[16]，深层特征分辨率损失削弱对目标细节的感知[17]；SSD（Single shot MultiBox detector）算法[18-19]浅层语义缺失与深层细节退化[20]，易导致小目标漏检。YOLO[21-22]（You only look once）作为单阶段目标检测算法，摒弃了传统两阶段方法的候选框生成步骤[23]。其核心思想是将输入图像划分为网格系统，每个网格单元直接预测多个锚框的坐标、置信度及类别概率分布。通过引入多尺度特征融合机制，增强小目标检测能力的同时兼顾速度与精度平衡[24]，被广泛应用于自然背景下茶叶、杭白菊和红花等异形小目标检测[25-31]。

综上，本文以 YOLO 12 为基础，提出一种轻量化的红花识别网络 LNSR。该网络集成 HEP-DSF 异构边缘-池化双流融合模块、TriCAFusion 三重协同自适应融合模块、AdaPool 自适应邻域池化下采样模块及 LSBNet 轻量化共享卷积-分离 BN 网络检测头等核心模块，旨在解决在光照变化和遮挡等情况下红花识别准确度下降发生漏检，以及现有检测模型体积大不利于部署等问题，在精度、轻量化方面探寻平衡，便于在边缘设备部署，为后续实现红花智能化采收提供技术支持。

## 1　材料和方法

### 1.1　数据获取

本研究构建的红花图像数据集，数据采集地点为新疆维吾尔自治区昌吉回族自治州吉木萨尔县庆阳湖乡，采集时间为 2025 年 6 月 10—30 日，使用尼康 D7200 型相机完成数据采集工作，图像分辨率为 4 496 像素 ×3 000 像素，拍摄距离为 10 ~ 40 cm，拍摄时间段为 06:00—22:00，以顺光、侧光、逆光拍摄角度完成对红花数据的采集，数据集涵盖不同遮挡条件及不同光照条件。红花图像以“JPG”格式保存，采集原始图像共计 2 437 幅。图 1 为不同场景下红花数据集示例。

### 1.2　数据集构建

为提高模型在真实农业场景中的识别鲁棒性，应对红花生长姿态多变、背景干扰及设备成像噪声等挑战，对原始数据集进行了严格筛选，剔除模糊、遮挡严重等无效图像，得到 2 178 幅可用红花图像。实施了系统的数据增强策略：添加脉冲噪声模拟实际场景中可能存在的环境遮挡、混合背景干扰。经过数据增强处理，数据集规模从原始的 2 178 幅扩展至 6 534 幅。随后，使用 Labelme 工具对增强后的所有红花图像进行精确标注，并将标注完成的完整数据集按照训练集、验证集、测试集 8∶1∶1的比例进行随机划分，部分数据集样本如图 2 所示。

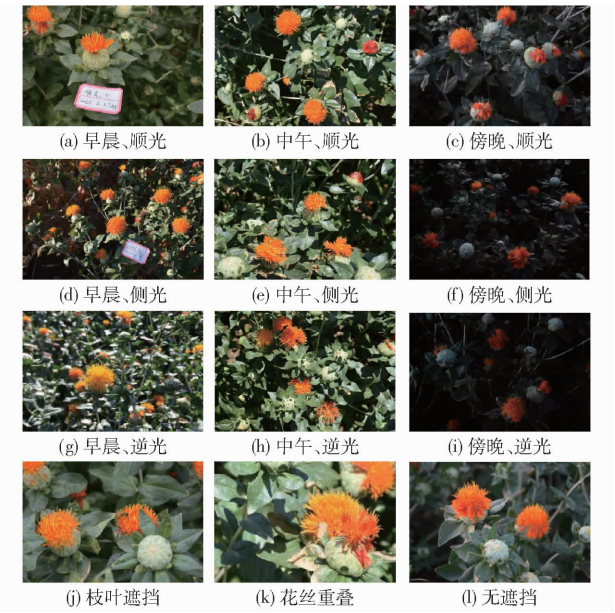


图 1 红花数据集示例

Fig. 1 Safflower dataset example

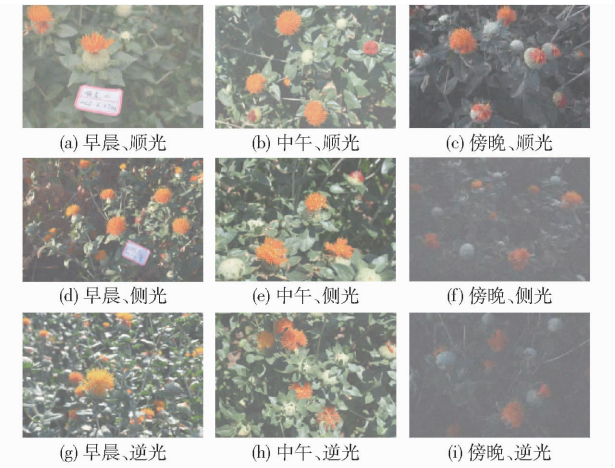


图 2 红花数据集增强示例

Fig. 2 Safflower dataset augmentation example

为评估自建红花数据集中目标分布的均衡性，本研究提取每个目标的中心点，并将其重采样至统一尺度(1 920 像素 ×1 080 像素)，生成了标签分布散点图(图 3)。图示结果表明，红花样本分布较为均匀，该特性有助于模型全面学习红花多维度特征，进而提升检测性能。

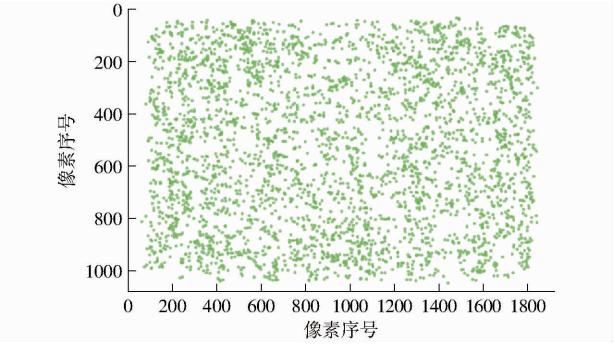


图 3 红花数据集标签分布

Fig. 3 Label distribution of safflower dataset

## 2 模型建立与训练

### 2.1 YOLO 12 基础网络模型

YOLO 系列自诞生以来，通过不断提升速度和精度，广泛应用于目标检测领域[32]。YOLO 12 不同于以往 YOLO 模型基于 CNN(Convolutional neural network)的传统方法，该模型通过对注意力机制和整体网络架构进行新颖的方法创新，实现高检测精度，同时保持了实时性能[33]，该模型具备在边缘设备高效部署能力，满足红花检测实时性需求，YOLO 12 结构如图 4 所示。

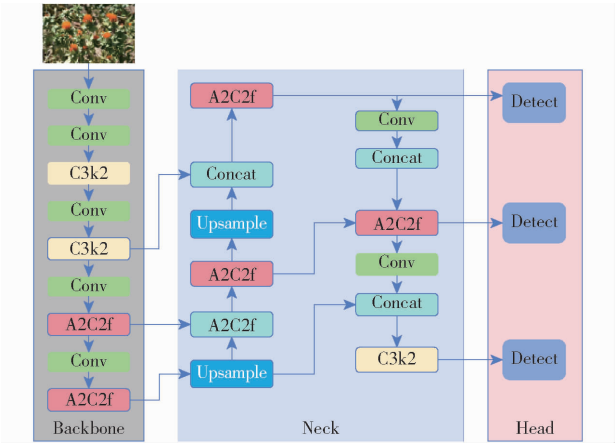


图 4 YOLO 12 模型结构图

Fig. 4 Architecture of YOLO 12 model

### 2.2 LNSR 的基本架构

针对田间光照变化、遮挡等复杂背景干扰及边缘设备计算资源有限等问题[34]，本文提出一种基于 YOLO 12 改进的轻量化网络结构 LNSR。首先设计了 HEP－DSF 异构边缘-池化双流融合模块，然后构建 TriCAFusion 模块，其次引入了 AdaPool 下采样模块，最后开发 LSBNet 检测头结构。LNSR 模型结构如图 5 所示。

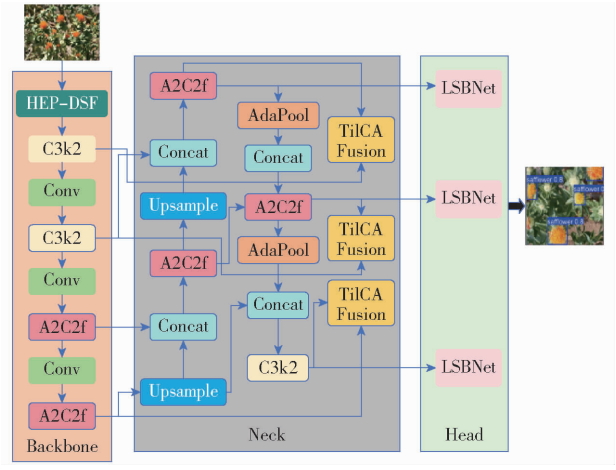


图 5 LNSR 模型结构图

Fig. 5 Architecture of LNSR model

**2.2.1**　HEP－DSF 异构边缘-池化双流融合模块

传统的目标检测网络用于特征提取的卷积层往往难以有效捕捉图像中的边缘和纹理信息，导致部分关键的特征在深层传递过程中逐渐流失[35]。为了克服这一不足，本文提出了一种异构边缘-池化双流融合模块——HEP－DSF（图 6）。该模块通过融合 Sobel 边缘特征和最大池化特征，增强了网络在初始阶段对边缘和纹理信息的提取能力，为后续的特征金字塔构建提供更丰富的低级特征。其输入图 $X$ 首先进入 Conv1 模块进行初始特征提取和空间下采样，生成特征图 $X'$，该特征图同时输入双分支结构：在 Sobel 分支中，经过 SobelConv 模块处理，通过预定义的 $X$ 方向梯度卷积核和 $Y$ 方向梯度卷积核进行三维深度梯度分量计算，生成梯度分量，再经欧几里得范数融合输出边缘增强特征。梯度分量计算公式为

$$\begin{cases} G_x = K_x X' \\ G_y = K_y X' \end{cases} \tag{1}$$

式中　$K_x$——水平方向 Sobel 核

$K_y$——垂直方向 Sobel 核

$G_x$——图像在水平方向梯度估计

$G_y$——图像在垂直方向梯度估计

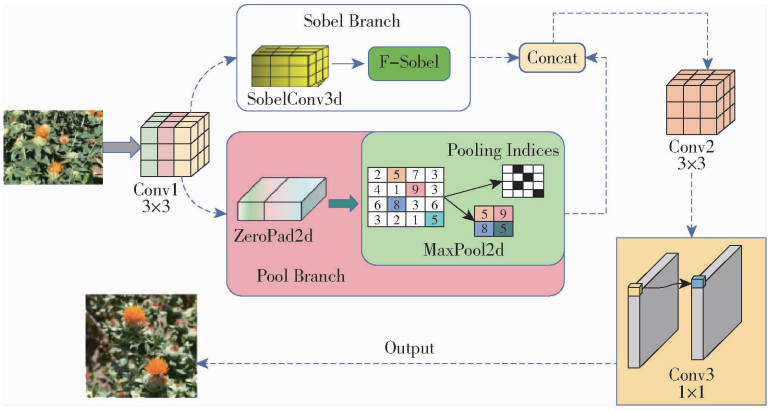


图 6　HEP－DSF 模型结构图

Fig. 6　Architecture of HEP－DSF model

范数融合公式为

$$F_s = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \tag{2}$$

式中　$F_s$——边缘增强特征图

在池化分支中，$X'$ 依次通过 ZeroPad2d 层进行右下方向填充 1 像素，MaxPool2d 层执行空间最大值运算，运算公式为

$$F_p = \max_{(i,j) \in R} (X'_{i,j}) \tag{3}$$

式中　$F_p$——最大池化特征图

$X'_{i,j}$——通道位置$(i,j)$处的特征值

$R$——池化窗口区域

双分支输出在通道维度进行拼接，形成 128 通道融合特征；该特征随后通过 Conv2 模块进行空间压缩和特征融合，再经 Conv3 模块完成通道维度映射，最终输出优化后的特征图。

**2.2.2**　TriCAFusion 三重协同自适应融合模块

在深度学习领域，传统注意力机制[36]常独立处理通道或空间特征，忽略多维度依赖，且特征融合多采用简单相加或拼接，难以有效集成不同层次信息，导致红花在复杂环境中检测困难[37]。为了克服上述缺点，本文提出了一种三重协同自适应融合模块 TriCAFusion（图 7）。该模块创新性地同时建模通道、空间和像素级的协同注意力机制，并设计了一种

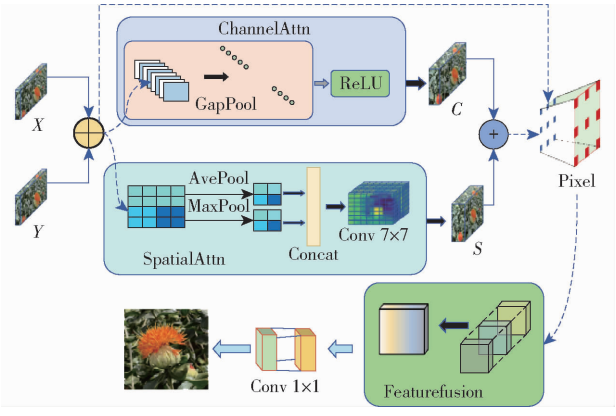


图 7　TriCAFusion 模型结构图

Fig. 7　Architecture of TriCAFusion model

多粒度特征融合策略，旨在显著增强模型对目标关键特征的表征能力。基于 YOLO 12 框架，将 TriCAFusion 集成至检测头的特征融合阶段，构建更具鲁棒性的红花目标检测模型。TriCAFusion 模块的核心工作流程可分为 4 个连续阶段：首先，接收来自 Backbone 的浅层特征图 $X$ 和 Neck 的深层特征图 $Y$，通过逐元素相加操作生成初始融合特征，特征融合公式为

$$I = X + Y \tag{4}$$

式中　$I$——初始融合特征图

其次，并行执行双重注意力提取，通道注意力分

支通过全局平均池化压缩空间维度后经两层全连接层生成通道权重 $c_a$，权重生成公式为

$$c_a = f_a(I) = \sigma\left(\boldsymbol{W}_2\delta\boldsymbol{W}_1\left(\frac{1}{HW}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W} I_{ij}\right)\right) \tag{5}$$

式中 $f_a$——通道注意力映射函数

$\sigma$——Sigmoid 激活函数

$\boldsymbol{W}_1$——第 1 个全连接层的权重矩阵

$\boldsymbol{W}_2$——第 2 个全连接层的权重矩阵

$\delta$——ReLU 激活函数

$H$——输入特征图高度

$W$——输入特征图宽度

空间注意力分支则联合平均池化与最大池化特征，经 7×7 卷积生成空间权重 $s_a$，空间权重生成公式为

$$s_a = f_a(I) = W_s\left[\frac{1}{C}\sum_{c=1}^{C}|I| + C_{\max}|I|\right] \tag{6}$$

式中 $W_s$——空间卷积核

$C$——输入通道数

接着，将双注意力权重相加后，同初始特征输入像素注意力模块进行像素级融合，该模块采用通道分组卷积处理拼接后的特征，输出动态像素级权重图 $p$，输出公式为

$$p = \sigma(W_p(I + (s_a + c_a))) \tag{7}$$

式中 $W_p$——分组卷积核

最终执行自适应特征融合 $F$，特征融合公式为

$$F = I + pX + (1 - p)Y \tag{8}$$

通过 1×1 卷积进行特征重整，输出优化后的融合特征。

### 2.2.3 AdaPool 自适应邻域池化下采样模块

在目标检测任务中，传统下采样[38]方法易导致花瓣纹理细节丢失、重叠目标边界区分困难，并在复杂背景中放大噪声，从而导致小尺度红花易发生漏检。而本文提出的自适应邻域池化下采样模块 AdaPool（图 8），通过创新的通道分组注意力机制，动态学习空间特征关联性，优化窗口内多位置特征的融合权重，结合高效分组卷积实现特征变换，增强模型对光照变化和遮挡场景的鲁棒性。

AdaPool 流程：输入特征图 $X$，特征图并行输入到注意力分支和下采样分支；在注意力分支中，输入先通过平均池化层提取空间上下文信息，然后经 1×1 卷积层生成原始注意力图，接着通过空间重排操作将特征图维度从 $C\times 2H\times 2W$ 变换为 $C\times H\times W$，最后应用 Softmax 函数沿最后一维进行归一化处理，生成位置自适应权重矩阵 $\boldsymbol{W}$。Softmax 函数公式为

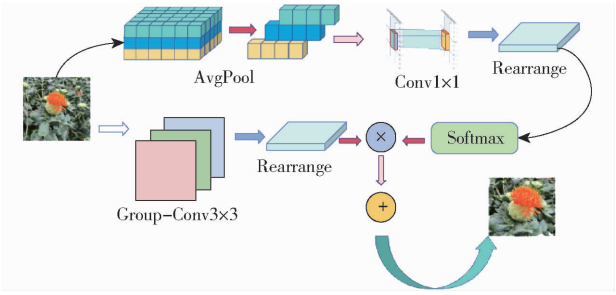


图 8 AdaPool 模块结构图

Fig. 8 Architecture of AdaPool model

$$S(z)_i = \frac{e^{z_i}}{\sum_{j=1}^{K} e^{z_j}} \quad (i = 1,2,\cdots,K) \tag{9}$$

式中 $S$——Softmax 函数

$z_i$——第 $i$ 个元素的原始值

$K$——向量维度

同时在下采样分支中，输入通过分组卷积层进行空间下采样，然后通过通道重排操作将维度从 $4C\times H\times W$ 重组为 $C\times H\times W\times 4$；最后在融合阶段，位置加权模块将权重矩阵 $\boldsymbol{W}$ 与下采样特征进行逐元素相乘，元素相乘公式为

$$\boldsymbol{Z}_{b,c,i,j} = \sum_{k=1}^{4} \boldsymbol{D}'_{s,t,u,v,k} \odot \acute{O}_{s,t,u,v,k} \tag{10}$$

式中 $\boldsymbol{Z}$——输出特征图

$\boldsymbol{D}'$——重组后的特征

$\acute{O}$——归一化权重

$\odot$——逐元素相乘

$s$——样本索引

$t$——通道索引

$k$——求和索引

$u$——高度索引

$v$——宽度索引

并通过空间聚合操作沿最后一维求和，生成最终输出特征图，完成下采样过程。

### 2.2.4 LSBNet 轻量化共享卷积-分离 BN 网络检测头

在目标检测任务中，传统的检测头模块通常为每个检测层独立设计卷积层和批量归一化层[39]，增加了模型冗余度[40]。为解决上述问题，本研究提出了一种 LSBNet 轻量化共享卷积-分离 BN 网络检测头（图 9）。该检测头通过共享卷积层权重来减少参数量，同时为每个检测分支引入独立的 BN 层以适应不同尺度的特征分布。

LSBNet 检测头接收来自主干网络的三尺度特征输入：P3、P4、P5。首先每个尺度的特征图分别通过独立的由 3×3 卷积 + BN + SiLU 激活函数组成的 Conv 模块进行通道数统一化处理，将不同尺度的输入特征通道数均转换为 256 维；接着这些标准化后

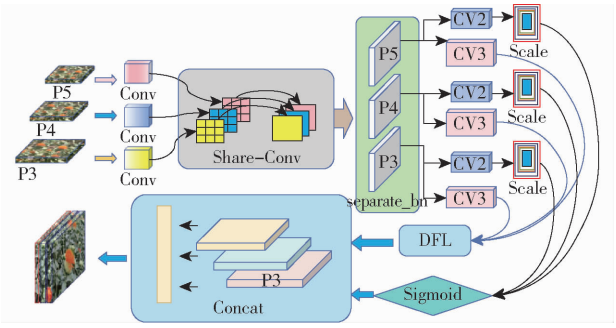


图 9　LSBNet 轻量化共享卷积-分离 BN 网络检测头结构图

Fig. 9　Structure of lightweight shared－SepBN detection head

的特征被送入共享卷积组，该模块包含两个串联的卷积层，先通过 3×3 卷积进行空间特征增强，再通过 1×1 卷积实现跨通道信息融合，两个卷积层的权重参数在所有尺度间完全共享；然后共享卷积的输出进入尺度专属 BN 层，实现特征分布的尺度自适应归一化。归一化公式为

$$\hat{F}_i = \gamma_i \left( \frac{H_i - \mu_i}{\sqrt{\nu_i^2 + \varepsilon}} \right) + \beta_i \tag{11}$$

式中　$\hat{F}_i$——第 $i$ 个检测尺度下经 BN 层归一化后的特征图

$\mu_i$——均值

$\nu_i$——方差

$\gamma_i$、$\beta_i$——可学习参数

$H_i$——共享卷积输出特征图

$\varepsilon$——数值稳定常量

归一化后的特征随后被送入双路径预测层。在回归路径中，特征先通过 CV2 卷积生成 64 通道的边界框参数，再经过可学习的 Scale 模块进行动态缩放优化；在分类路径中，特征直接通过 CV3 卷积输出类别概率；最后边界框参数通过 DFL 解码器进行分布焦点解码获得边界框 $b$，边界框获取公式为

$$b = \sum_{k=0}^{15} \frac{\exp(B_i^{(\alpha_i)})}{\sum_k \exp(B_i^{(i)})} (\alpha_i \Delta) \tag{12}$$

式中　$B_i$——第 $i$ 个区间对应的预测分布值

$\alpha_i$——第 $i$ 个检测尺度下的坐标缩放因子

$\Delta$——坐标量化步长

DFL 将 16 个离散分布值转换为 4 个连续坐标值，并与经过 Sigmoid 激活的分类概率在通道维度拼接，形成最终的检测输出。整个流程通过卷积权重共享降低参数量，通过分离 BN 保持多尺度特性，通过双路径设计优化检测任务冲突。

### 2.3　模型训练与评价指标

本试验配置参数如表 1 所示，训练过程中，图像尺寸为 640×640，训练轮次为 100 轮，每批次训练 16 幅，其余为默认参数。为全面评估模型的性能，试验选取精确率、召回率、mAP50（交并比阈值取 0.5 时的平均精度均值）作为评价模型精度指标，以参数量、模型内存占用量作为评价轻量化的指标。

**表 1　试验配置参数**

**Tab. 1　Experimental configuration parameters**

| 试验配置 | 版本/型号 |
|---|---|
| CPU | Intel(R) Xeon(R) Silver 4214R CPU |
| GPU | NVIDIA GeForce RTX 3080 Ti(12GB) |
| 操作系统 | Windows 11 |
| PyTorch | 2.1.0 |
| Python | 3.10 |
| CUDA | 12.1 |

## 3　结果与分析

### 3.1　消融试验

为系统解析模块化架构对模型增益机制，本研究基于 YOLO 12 基线开展消融试验。首先采用渐进式组合策略：第 1 阶段引入 AdaPool 自适应邻域池化下采样模块，第 2 阶段集成 HEP－DSF 异构边缘-池化双流融合模块，第 3 阶段植入 LSBNet 轻量化共享卷积-分离 BN 网络检测头，最终阶段融合 TriCAFusion 三重协同自适应融合模块。试验结果见表 2。

渐进式组合策略的系统性验证表明：AdaPool 模块通过动态权重优化重构特征采样过程，在降低参

**表 2　消融试验结果**

**Tab. 2　Ablation study results**

| AdaPool | HEP－DSF | LSBNet | TriCAFusion | mAP50/% | 精确率/% | 召回率/% | 模型内存占用量/MB | 参数量 |
|---|---|---|---|---|---|---|---|---|
| － | － | － | － | 97.5 | 94.4 | 97.3 | 5.5 | $2.51\times10^6$ |
| √ | － | － | － | 97.9 | 93.7 | 95.1 | 5.1 | $2.43\times10^6$ |
| √ | √ | － | － | 98.7 | 95.0 | 96.9 | 5.0 | $2.27\times10^6$ |
| √ | √ | √ | － | 98.4 | 95.3 | 97.6 | 4.7 | $1.97\times10^6$ |
| √ | √ | √ | √ | 98.9 | 96.0 | 98.3 | 4.4 | $1.72\times10^6$ |

注：－表示不使用该模块，√表示使用该模块。

数量 3.2%、模型内存占用量降低 0.4 MB 的同时将 mAP50 提升至 97.9%，但召回率下降 2.2 个百分点，揭示其初始下采样对目标完整性的影响；集成 HEP－DSF模块后，边缘梯度与空间结构协同提取通路显著增强小目标定位能力，mAP50 升至 98.7% 且召回率回升 1.8 个百分点至 96.9%；植入 LSBNet 检测头阶段，权重复用策略推动参数量压缩 13.2% 至 $1.97\times10^6$，模型内存占用量降低至 4.7 MB，同时分离 BN 机制保障多尺度特征特异性，使召回率提升至 97.6%；最终融合 TriCAFusion 模块，三维注意力机制在参数量再降 12.7% 条件下实现 mAP50 峰值 98.9%、召回率 98.3%。最终达成模型内存占用量降低 1.1 MB、参数量减少 31.5% 与 mAP50 增益 1.4 个百分点。

### 3.2 不同模型测试结果对比

为评估 LNSR 的红花识别综合性能，本研究选取几种具有代表性的视觉识别模型 Faster－R CNN、SSD、RT－Detr(Real-time detection transformer)，以及不同版本 YOLO 模型 YOLO v5、YOLO v6、YOLO v8、YOLO v9、YOLO v10、YOLO 11、YOLO 12 进行对比，试验结果如表 3 所示。

**表 3 红花识别主流模型性能对比**

**Tab.3 Performance benchmarking of mainstream models in safflower detection**

| 模型 | mAP50/% | 精确率/% | 召回率/% | 模型内存占用量/MB | 参数量 |
|---|---|---|---|---|---|
| YOLO 12 | 97.5 | 94.4 | 97.3 | 5.5 | $2.510\times10^6$ |
| YOLO 11 | 97.7 | 94.7 | 97.3 | 5.2 | $2.580\times10^6$ |
| YOLO v10 | 98.0 | 92.7 | 94.9 | 5.5 | $2.270\times10^6$ |
| YOLO v9 | 97.3 | 95.3 | 96.7 | 12.7 | $6.200\times10^6$ |
| YOLO v8 | 97.6 | 95.0 | 96.9 | 5.4 | $2.690\times10^6$ |
| YOLO v6 | 97.7 | 93.6 | 96.7 | 8.2 | $4.160\times10^6$ |
| YOLO v5 | 97.5 | 93.3 | 96.2 | 5.0 | $2.190\times10^6$ |
| RT－Detr | 98.1 | 92.9 | 95.1 | 38.6 | $1.987\times10^7$ |
| SSD | 91.9 | 89.3 | 79.6 | 59.3 | $2.280\times10^7$ |
| Faster－R CNN | 93.3 | 92.4 | 86.3 | 95.6 | $3.540\times10^7$ |
| LNSR | 98.9 | 96.0 | 98.3 | 4.4 | $1.720\times10^6$ |

由试验结果可知，相较于基线模型，LNSR 将参数量降低 31.5%，模型内存占用量减少 1.1 MB。其核心性能指标 mAP50 提升 1.4 个百分点，召回率提升 1.0 个百分点。YOLO v9 模型虽能达到 97.3% 的 mAP50，但其参数量高达 $6.20\times10^6$，模型内存占用量为 12.7 MB，而 LNSR 的参数量仅为 YOLO v9 的 27.7%，同时实现 mAP50 提升 1.6 个百分点。相较于 RT－Detr、SSD 和 Faster－R CNN 等模型，LNSR 的 mAP50 分别高出 0.8、7.0、5.6 个百分点，参数量降低 91.3%、92.5%、95.1%，模型内存占用量分别下降 34.2、54.9、91.2 MB。

结果表明，模型 LNSR 在实现轻量化的同时，具有较高的检测精度，能够为红花采摘机器人等边缘设备部署提供技术支持。

### 3.3 泛化试验

为检验模型是否过度拟合特定分布，确保参数压缩策略未损害对红花本质特征的捕获能力，对 LNSR 展开泛化试验。由于菊花与红花存在显著的结构同源性与场景适配性，二者同属菊科植物，均具备头状花序的典型形态特征，这种相似的花冠空间排布与花瓣纹理结构为模型特征迁移提供了生物学基础。菊花田间环境同样存在密集枝叶遮挡、多向光照异质性及花蕾至盛花期的尺度多样性等复杂干扰因素，能够复现红花检测任务中的现实挑战。同时，菊花品种间花瓣形态的细粒度差异以及色彩渐变模式的多样性，构成区别于红花的特征判别维度，可验证模型对未学习植物属性的泛化能力。泛化试验如表 4 所示。

**表 4 泛化试验结果**

**Tab.4 Generalization test result**

| 模型 | mAP50/% | 精确率/% | 召回率/% | 模型内存占用量/MB | 参数量 |
|---|---|---|---|---|---|
| YOLO 12 | 91.1 | 85.2 | 87.9 | 5.5 | $2.51\times10^6$ |
| YOLO 11 | 95.4 | 87.8 | 91.4 | 5.2 | $2.58\times10^6$ |
| YOLO v10 | 89.1 | 81.2 | 84.8 | 5.5 | $2.27\times10^6$ |
| YOLO v9 | 93.2 | 87.0 | 85.7 | 12.7 | $6.19\times10^6$ |
| YOLO v8 | 95.2 | 92.3 | 84.8 | 5.4 | $2.68\times10^6$ |
| YOLO v6 | 94.1 | 93.9 | 88.1 | 8.2 | $4.16\times10^6$ |
| YOLO v5 | 95.0 | 89.5 | 89.5 | 5.0 | $2.18\times10^6$ |
| LNSR | 97.0 | 94.2 | 91.9 | 4.4 | $1.63\times10^6$ |

LNSR 相较于基线模型，其模型内存占用量减少 1.1 MB，参数量降低 35.1%，同时 mAP50 提高 5.9 个百分点，召回率增长 4.0 个百分点。与其他对比模型(YOLO 11、YOLO v8、YOLO v5)相比，LNSR 参数量分别减少 36.8%、39.2%、25.2%，mAP50 增益 0.6、1.8、2.0 个百分点，召回率分别提升 0.5、7.1、2.4 个百分点。试验结果充分表明：模型未过度拟合特定数据分布，模型具备较强的跨场景泛化能力。

### 3.4 可视化分析

#### 3.4.1 热力图

Grad－CAM[41] 是一种用于可视化深度学习模型决策过程的技术，它通过计算最后一个卷积层的梯度，生成热力图，突出显示模型关注的图像区域。本文采用 Grad－CAM 进行红花热力图分析，图中白色椭圆框为热力图多点分裂区域，红色椭圆框为错误高热区域，绿色椭圆框为热力图花瓣边缘模糊区域。分析结果见图 10。

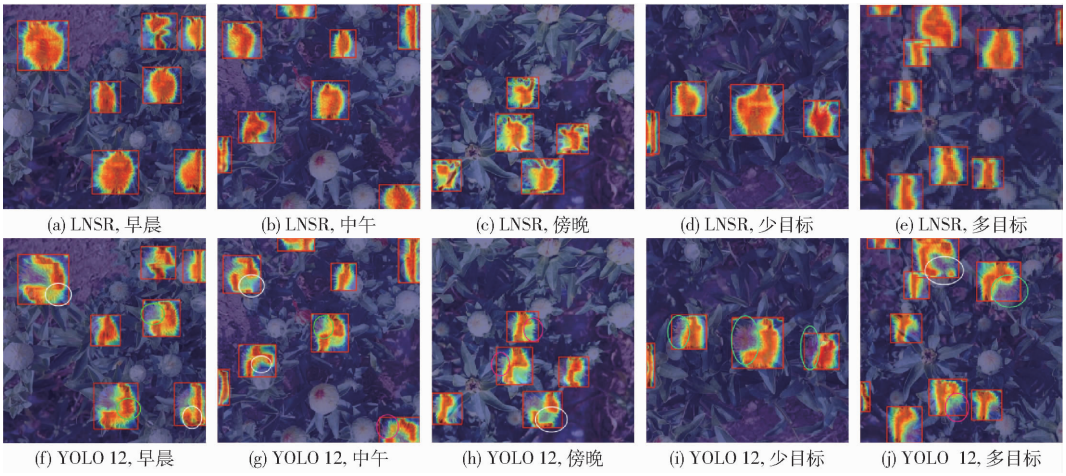


图 10　不同模型对红花识别的热力图

Fig. 10　Visualizations of safflower detection performance across different models

由分析结果可知，LNSR 的热力图展现出精准分布：花蕊中心高热区密集，花丝边缘呈现连贯亮红色窄条带分界，背景区域则保持冷色调，对比之下，YOLO 12 的热力图存在花蕊中心高热区位置不精准、花冠区多点分裂、花瓣边缘分界条带模糊等缺点，该可视化结果说明 LNSR 具有较好的检测性能。

### 3.4.2　模型识别效果分析

为系统评估 LNSR 模型对红花检测识别的效果，本研究在统一试验配置下，构建早晨、中午、傍晚、遮挡及添加噪声后的 5 种不同环境。图 11 展示了 LNSR 和 YOLO 12 对红花识别的结果。

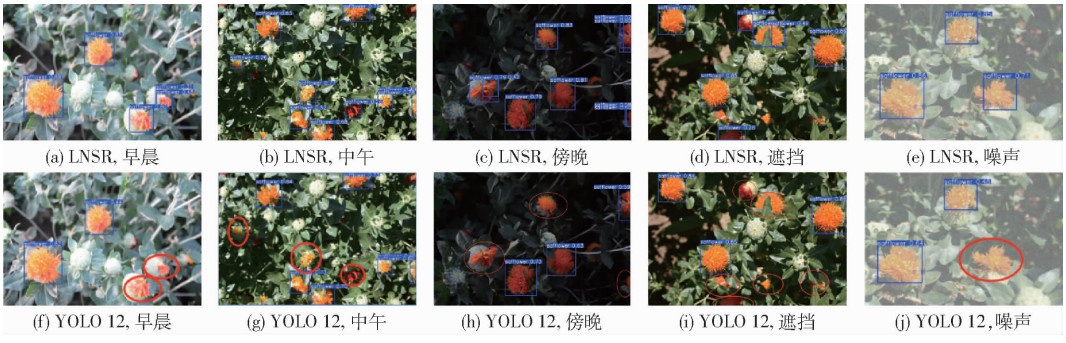


图 11　不同模型对红花识别的可视化图

Fig. 11　Visualization of safflower detection performance across different models

由可视化对比分析图可知，基线模型在识别中存在不同程度漏检，当被检测目标较多时，漏检现象较为明显。由于在中午强光下，花瓣表面易发生过曝，纹理细节消失，而在早晨、傍晚则存在照度不足、对比度下降的问题，基线模型对此类光照变化敏感，导致特征提取不稳定。LNSR 所采用的 HEP－DSF 模块在网络初期强化了花瓣轮廓和花蕊纹理等低级特征的提取，AdaPool 下采样模块通过动态学习空间特征关联性来优化采样过程，更好地保留了在极端光照下仍可辨别的特征信息，提升了模型对光照变化鲁棒性。在遮挡场景下，基线模型出现了 6 处漏检，抗干扰能力有限；LNSR 出现 3 处漏检，在红花纹理特征被枝叶严重遮挡并发生像素覆盖的情况下，TriCAFusion 模块的注意力权重无法聚焦于残存的红花边缘，虽然 HEP－DSF 模块的 Sobel 边缘检测能提取梯度特征，但遮挡枝叶的阴影梯度与红花边缘的梯度相似，导致边缘特征区分度下降，从而出现漏检。在噪声场景下，基线模型出现漏检，因为脉冲噪声破坏了红花与周围场景的对比度，卷积层仅能常规提取特征，无法区分噪声伪特征与红花真实特征，导致出现漏检。LNSR 虽未出现漏检现象，但一处边界框发生偏移，这是由于检测头 DFL 解码器依赖离散分布值的连续转换，噪声导致红花边界像素分布出现断层，使得解码后的边界框无法完整覆盖红花边缘像素。综合上述试验分析，相较于基线模型频繁漏检，尽管 LNSR 在严重遮挡下发生少量漏检、在脉冲噪声下发生边界框偏移，但在复杂环境红花高精度快速检测中稳定性更优。

## 3.5　边缘设备模型部署试验

为验证所改进的 LNSR 模型在红花识别的实际性能，将 LNSR 模型及基线模型 YOLO 12 部署于边缘

设备 NVIDIA Jetson Orin Nano Developer Kit 上。

在 Jetson 边缘设备上,改进模型 LNSR 的检测速率为 30 f/s,基线模型 YOLO 12 为 21 f/s,LNSR 在推理速度上实现 9 f/s 的提升,相对性能提升 42.9%,该结果表明 LNSR 能和边缘算力约束设备良好适配。

## 4 结论

(1)在自建红花数据集上对比试验中,LNSR 模型参数量仅 $1.72\times10^6$,模型内存占用量为 4.4 MB,较 YOLO 12 降低 31.5%、1.1 MB;mAP50 达 98.9%,提升 1.4 个百分点;召回率达 98.3%,提升 1.0 个百分点。消融试验定量解析了各模块的贡献及其协同效应。泛化试验在具有结构同源性的菊花数据集上验证了 LNSR 强大的跨场景适应能力,其模型内存占用量减少 1.1 MB,参数量降低 35.1%,mAP50 达 97.0%,较 YOLO 12 提升 5.9 个百分点,召回率达 91.9%,提升 4.0 个百分点,证明模型具备较强的跨场景泛化能力。

(2)将模型部署于 NVIDIA Jetson Orin Nano 边缘设备进行实测。结果表明,LNSR 在 Jetson 平台上的推理速度达到 30 f/s,相较于基线模型 YOLO 12 提升 42.9%,可满足红花识别实时性要求,为红花智能化采收提供高效可靠的视觉识别方案。

## 参 考 文 献


[1] 曹卫彬,孙胃岭,牛驰,等. 基于 ANSYS/LS-DYNA 的梳夹式红花采摘装置研究[J]. 农业机械学报,2018,49(11):123-131.
Cao Weibin, Sun Weiling, Niu Chi, et al. Research on comb-clamp type safflower picking device based on ANSYS/LS-DYNA [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(11): 123-131. (in Chinese)

[2] 梁慧珍,董薇,余永亮,等. 国内外红花种质资源研究进展[J]. 安徽农业科学,2015,43(16):71-74.
Liang Huizhen, Dong Wei, Yu Yongliang, et al. Advances in studies on safflower (*Carthamus tinctorius* L.) at home and abroad[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2015, 43(16): 71-74. (in Chinese)

[3] 周远航,郭建富,马小龙,等. 新疆红花生产现状及发展对策研究[J]. 安徽农业科学,2021,49(19):199-201.
Zhou Yuanhang, Guo Jianfu, Ma Xiaolong, et al. Research on current situation and development countermeasures of Xinjiang safflower production[J]. Journal of Anhui Agricultural Sciences, 2021, 49(19): 199-201. (in Chinese)

[4] Xing Z, Zhang Z, Shi R, et al. Filament-necking localization method via combining improved PSO with rotated rectangle algorithm for safflower-picking robots[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108464.

[5] 陈金荣,许燕,周建平,等. 基于 YOLO-SSAR 的自然环境下红花检测算法[J]. 农业工程学报,2025,41(2):215-223.
Chen Jinrong, Xu Yan, Zhou Jianping, et al. Detecting safflower in the natural environment using YOLO-SSAR[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(2): 215-223. (in Chinese)

[6] 陈金荣,许燕,周建平,等. 基于改进 YOLOv5 的红花目标检测算法研究[J]. 农机化研究,2025,47(1):26-32,66.
Chen Jinrong, Xu Yan, Zhou Jianping, et al. Research on target detection algorithm of safflower balls based on improved YOLOv5[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(1): 26-32,66. (in Chinese)

[7] Wang X, Zhou J, Xu Y, et al. Research on low-loss and high-efficiency picking sequence planning of safflower-filaments based on improved deep reinforcement learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 237: 110692.

[8] 张天勇,张立新,葛云,等. 便携对辊式红花采收机的研制与试验[J]. 农机化研究,2020,42(3):76-81.
Zhang Tianyong, Zhang Lixin, Ge Yun, et al. Design and test of brush roller safflower harvesting device[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2020, 42(3): 76-81. (in Chinese)

[9] 燕东伏. 毛刷辊式红花采收装置的设计与试验[D]. 泰安:山东农业大学,2024.
Yan Dongfu. Design and test of brush roller safflower harvesting device[D]. Taian: Shandong Agricultural University, 2024. (in Chinese)

[10] 张振国,赵敏义,邢振宇,等. 红花采收机双动对切式末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报,2022,53(12):160-170.
Zhang Zhenguo, Zhao Minyi, Xing Zhenyu, et al. Design and test of double-acting opposite direction cutting end effector for safflower harvester[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(12): 160-170. (in Chinese)

[11] Xing Z, Zhang Z, Wang Y, et al. SDC-DeepLabv3+: lightweight and precise localization algorithm for safflower-harvesting robots[J]. Plant Phenomics, 2024, 6: 0194.

[12] Xu F, Yao X, Zhang K, et al. Deep learning in cropland field identification: a review[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2024, 222: 109042.

[13] Aydin Z. Detecting cybersecurity threats in digital energy systems using deep learning for imbalanced datasets[J]. International Journal of Energy Economics& Policy(IJEEP), 2025, 15(3): 614-628.

[14] Zhang Z, Shi R, Xing Z, et al. Improved faster region-based convolutional neural networks (R-CNN) model based on split attention for the detection of safflower filaments in natural environments[J]. Agronomy, 2023, 13(10): 2596.

[15] Yang Y, Lin J, Dai X, et al. Image rain removal network based on checker board transformer and CNN hybrid mechanism[J].

PLoS ONE, 2025,20(5):1 – 16.

[16] 杨信廷,刘彤,韩佳伟,等. 基于 Swin Transformer 与 GRU 的低温贮藏番茄成熟度识别与时序预测研究[J]. 农业机械学报,2024,55(3):213 – 220.
Yang Xinting, Liu Tong, Han Jiawei, et al. Low temperature storage tomato maturity recognition and time series prediction based on Swin Transformer – GRU[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 213 – 220. (in Chinese)

[17] 娄路,吕惠,宋然. 基于多视角时间序列图像的植物叶片分割与特征提取[J]. 农业机械学报,2022,53(1):253 – 260.
Lou Lu, Lü Hui, Song Ran. Segmentation of plant leaves and features extraction based on muti-view and time-series image[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 253 – 260. (in Chinese)

[18] 宁姗,陈海涛,赵秋多,等. 基于 IM – SSD + ACO 算法的整株大豆表型信息提取[J]. 农业机械学报,2021,52(12):182 – 190.
Ning Shan, Chen Haitao, Zhao Qiuduo, et al. Detection of pods and stems in soybean based on IM – SSD + ACO algorithm [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(12): 182 – 190. (in Chinese)

[19] Wang Y, Dong X, Wang L, et al. A novel SSD fault detection method using GRU-based sparse auto-encoder for dimensionality reduction[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2022, 43(4): 4929 – 4946.

[20] Wang H, Qian H, Feng S, et al. L – SSD: lightweight SSD object detection based on deep separable convolution[J]. J Real-Time Image Proceedings, 2024, 21: 33.

[21] 王小荣,许燕,周建平,等. 基于改进 YOLOv7 的复杂环境下红花采摘识别[J]. 农业工程学报,2023,39(6):169 – 176.
Wang Xiaorong, Xu Yan, Zhou Jianping, et al. Safflower picking recognition in complex environments based on an improved YOLOv7[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(6): 169 – 176. (in Chinese)

[22] Alhwaiti Y, Khan M, Asim M, et al. Leveraging YOLO deep learning models to enhance plant disease identification[J]. Scientific Reports, 2025, 15(1): 7969.

[23] 张振国,邢振宇,赵敏义,等. 改进 YOLOv3 的复杂环境下红花丝检测方法[J]. 农业工程学报,2023,39(3):162 – 170.
Zhang Zhenguo, Xing Zhenyu, Zhao Minyi, et al. Detecting safflower filaments using an improved YOLOv3 under complex environments[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(3): 162 – 170. (in Chinese)

[24] Yang J, Zhang R, Ding C, et al. YOLO-detassel: efficient object detection for omitted pre-tassel in detasseling operation for maize seed production[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2025, 231: 109951.

[25] 黄家才,唐安,陈光明,等. 基于 Compact – YOLO v4 的茶叶嫩芽移动端识别方法[J]. 农业机械学报,2023,54(3):282 – 290.
Huang Jiacai, Tang An, Chen Guangming, et al. Mobile recognition solution of tea buds based on Compact – YOLO v4 algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 282 – 290. (in Chinese)

[26] 喻陈楠,伍永红,周杰,等. 基于改进 YOLO v8n 的非结构环境下杭白菊检测方法[J]. 农业机械学报,2025,56(5):405 – 414.
Yu Chennan, Wu Yonghong, Zhou Jie, et al. Improved YOLO v8n for detection of Hangzhou white chrysanthemum in unstructured environments[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 405 – 414. (in Chinese)

[27] Zhang Z, Wang Y, Xu P, et al. WED – YOLO: a detection model for safflower under complex unstructured environment[J]. Agriculture, 2025, 15(2):205.

[28] 郭辉,陈海洋,高国民,等. 基于 YOLO v5m 的红花花冠目标检测与空间定位方法[J]. 农业机械学报,2023,54(7): 272 – 281.
Guo Hui, Chen Haiyang, Gao Guomin, et al. Safflower corolla object detection and spatial positioning methods based on YOLO v5m[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 272 – 281. (in Chinese)

[29] 张新月,胡广锐,李浦航,等. 基于改进 YOLO v8n 的轻量化红花识别方法[J]. 农业工程学报,2024,40(13):163 – 170.
Zhang Xinyue, Hu Guangrui, Li Puhang, et al. Recognizing safflower using improved lightweight YOLO v8n[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(13): 163 – 170. (in Chinese)

[30] Wang X, Zhou J, Xu Y, et al. Location of safflower filaments picking points in complex environment based on improved Yolov5 algorithm[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109463.

[31] Zhang H, Ge Y, Xia H, et al. Safflower picking points localization method during the full harvest period based on SBP – YOLOv8s – seg network[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 227: 109646.

[32] Sui J, Liu L, Wang Z, et al. RE – YOLO: an apple picking detection algorithm fusing receptive-field attention convolution and efficient multi-scale attention[J]. PLoS ONE, 2025, 20(3): 1 – 20.

[33] Ma J, Zhou Y, Zhou Z, et al. Toward smart ocean monitoring: real-time detection of marine litter using YOLOv12 in support of pollution mitigation[J]. Marine Pollution Bulletin, 2025, 217: 118136.

[34] 陈金荣,许燕,周建平,等. 深度学习方法在红花采摘机器人中的应用[J]. 农机化研究,2025,47(4):186 – 191.
Chen Jinrong, Xu Yan, Zhou Jianping, et al. Application of deep learning methods in safflower picking robots[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(4): 186 – 191. (in Chinese)

[35] 申颜青,李丽,李渊明,等. 基于改进 YOLO v5 的桑叶采摘与桑枝伐条识别定位方法[J]. 农业机械学报,2025,56(8):

487 – 495.
Shen Yanqing, Li Li, Li Yuanming, et al. Method for detection and localization of mulberry leaf harvesting and branch pruning based on improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 487 – 495. (in Chinese)
[36] 黄华,张存东,张晖旺,等. 基于 YOLO v8_EGW 的马铃薯种薯芽眼检测方法[J]. 农业机械学报,2025,56(8):458 – 466,506.
Huang Hua, Zhang Cundong, Zhang Huiwang, et al. Detecting method of potato seed bud eye based on YOLO v8_EGW[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 458 – 466,506. (in Chinese)
[37] Guo H, Chen H, Wu T. MSDP – Net: a YOLOv5-based safflower corolla object detection and spatial positioning network[J]. Agriculture, 2025, 15(8): 855.
[38] 白凯,张玉杰,苏邓文,等. 基于改进 YOLO v8n 的花生叶片病害检测方法[J]. 农业机械学报,2025,56(6):518 – 526,564.
Bai Kai, Zhang Yujie, Su Dengwen, et al. Peanut leaf disease detection method based on improved YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 518 – 526,564. (in Chinese)
[39] 顾文娟,刘浩状,魏金,等. 基于 FPBW – YOLO v8 的复杂场景下番茄果实识别方法[J]. 农业机械学报,2025,56(8):467 – 478.
Gu Wenjuan, Liu Haozhuang, Wei Jin, et al. Tomato fruit recognition method in complex scenes based on FPBW – YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 467 – 478. (in Chinese)
[40] Chen B, Ding F, Ma B, et al. A method for real-time recognition of safflower filaments in unstructured environments using the YOLO – SaFi model[J]. Sensors, 2024, 24(13): 4410.
[41] 梁先明,倪帆,陈文洁,等. 基于时频 Grad – CAM 的调制识别网络可解释分析[J]. 西南交通大学学报,2024,59(5):1215 – 1224.
Liang Xianming, Ni Fan, Chen Wenjie, et al. Interpretable analysis of modulation recognition network based on time-frequency Grad – CAM[J]. Journal of Southwest Jiaotong University, 2024, 59(5): 1215 – 1224. (in Chinese)

(上接第 148 页)

[19] 林桂潮,郑晓鑫,曾文勇,等. 欠驱动式茶叶采摘末端执行器优化设计与试验[J]. 农业机械学报,2025, 56(1): 133 – 140.
Lin Guichao, Zheng Xiaoxin, Zeng Wenyong, et al. Optimal design and testing of under-actuated tea harvesting end-effector[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(1): 133 – 140. (in Chinese)
[20] 赵雄,张号号,傅鸿妃,等. 切割脱离式鲜食朝天椒采摘末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报,2024, 55(10): 126 – 135.
Zhao Xiong, Zhang Haohao, Fu Hongfei, et al. Design and experiment of fresh peper picking end effector[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 126 – 135. (in Chinese)
[21] 马锃宏,余煌,谭励,等. 咬合式柑橘采摘末端执行器优化设计与试验[J]. 农业机械学报,2024, 55(10): 106 – 115, 125.
Ma Zenghong, Yu Huang, Tan Li, et al. Optimization design and test of occlusal end-effector for picking citrus[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 106 – 115,125. (in Chinese)
[22] 虞浪,俞高红,吴浩宇,等. 欠驱动关节型柑橘采摘末端执行器设计与试验[J]. 农业工程学报,2023, 39(17): 29 – 38.
Yu Lang, Yu Gaohong, Wu Haoyu, et al. Design and experiment of the end-effector with underactuated articulars citrus picking[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(17): 29 – 38. (in Chinese)
[23] 陈建能,陈倩雯,刘林敏,等. 旋转式两工位名优茶采摘收集一体末端执行器设计与试验[J]. 农业机械学报,2024, 55(10): 136 – 144.
Chen Jianneng, Chen Qianwen, Liu Linmin, et al. Design and experiment of rotating two workstations integrated effector for famous tea picking and collection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 136 – 144. (in Chinese)
[24] 李锋. 鲜香菇菇柄切除设备试验研究[D]. 北京:中国农业科学院,2018.
Li Feng. Experimental study on shearing equipment of letinous edodes stipe[D]. Beijing: Chinese Academy of Agricultural Sciences, 2018. (in Chinese)
[25] 董乃深,程泓超,应仇凯,等. 垄作草莓双臂采摘机器人设计与试验[J]. 农业机械学报,2024, 55(增刊 1): 29 – 40,50.
Dong Naishen, Cheng Hongchao, Ying Qiukai, et al. Design and experiment of picking robot with dual arms for ground planting strawberries[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(S1): 29 – 40,50. (in Chinese)