doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.07.004

基于 RE－YOLO－QAT 的田间复杂环境下棉花顶芽识别方法研究

张　杰[1]　温浩军[1,2]　郑招辉[1]　储建军[1]

（1.石河子大学机械电气工程学院，石河子 832003；2.农业农村部西北农业装备重点实验室，石河子 832000）

摘要：棉花打顶是棉花种植生产中的重要管理环节，在复杂田间环境下准确并快速地检测到顶芽是实现精准打顶的一项关键环节。基于此，构建了基于 YOLO 11n 的轻量级视觉检测模型 RE－YOLO－QAT。首先对 YOLO 11n 框架进行优化，替换轻量级网络 EfficientViT 为主干网络，通过混合注意力与卷积结构，降低计算成本的同时依旧保持特征提取能力。引入重参数化特征金字塔网络（Reparameterized feature pyramid network，RepGFPN）有效提高了模型对小顶芽的检测精度。结合量化感知训练（Quantization-aware training，QAT）与结构化剪枝，在模型检测精度损失较小的前提下大幅压缩模型体积，降低模型计算成本，提高检测效率，以满足棉花打顶高效作业时的检测实时性需求。经实验验证，RE－YOLO－QAT 模型对田间复杂场景下棉花顶芽识别率达到 94.2%，模型参数量仅为 1.01×10^6，计算量仅 2.3×10^9。对比基准模型在精度损失仅 0.2 个百分点的前提下，模型计算成本下降了 64.06%，满足模型检测实时性需求。结果表明，该研究可为后续智能化精准打顶作业提供技术理论。

关键词：棉花打顶机；棉花顶芽识别；YOLO 11n；目标检测；遮挡；小目标

中图分类号：TP242　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)07-0045-10　　**OSID**：

Cotton Terminal Bud Recognition Method in Complex Field Environments Based on RE－YOLO－QAT

ZHANG Jie[1]　WEN Haojun[1,2]　ZHENG Zhaohui[1]　CHU Jianjun[1]

(1. *College of Machanical Electrical Engineering*, *Shihezi University*, *Shihezi* 832003, *China*

2. *Key Laboratory of Northwest Agricultural Equipment*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Shihezi* 832000, *China*)

Abstract: Cotton topping is a crucial management practice in cotton farming, and accurately and rapidly detecting top buds in complex field environments is a key step to achieving precise topping. To address this challenge, a lightweight visual detection model, RE－YOLO－QAT, based on the YOLO 11n framework, was developed. The model was improved upon the YOLO 11n architecture by replacing its backbone network with the EfficientViT, a lightweight vision transformer. This replacement, coupled with a hybrid attention and convolutional structure, effectively reduced the model's computational costs while maintaining its feature extraction capabilities. Furthermore, the model incorporated a reparameterized feature pyramid network (RepGFPN), which significantly enhanced the model's ability to detect small top buds, improving detection accuracy in the field. Additionally, the model employed quantization-aware training and structured pruning techniques to dramatically compress the model size and reduce computational costs without significantly sacrificing detection accuracy. These optimizations helped ensure the model meet the real-time detection requirements necessary for efficient cotton topping operations. The experimental results demonstrated that the RE－YOLO－QAT model achieved a cotton top bud recognition rate of 94.2% in complex field scenarios. The model contained only 1.01×10^6 parameters and required just 2.3×10^9 FLOPs, which was a significant reduction in computational cost. Compared with the baseline model, RE－YOLO－QAT reduced the computational cost by 64.06% while suffering a

收稿日期：2026－01－07　修回日期：2026－01－10

基金项目：财政部和农业农村部：国家棉花产业技术体系建设项目（CARS－15－26）和石河子大学高层次人才科研启动项目（RCZK202558）

作者简介：张杰（1998—），男，博士生，主要从事智能农业装备研究，E-mail：zhangjie102815@126.com

通信作者：温浩军（1971—），男，研究员，博士生导师，主要从事农业机械化研究，E-mail：547273950@qq.com

negligible accuracy loss of just 0.2 percentage points. This made the model highly efficient, suitable for real-time detection in cotton topping operations. Overall, the results indicated that this research provided both the theoretical foundation and the technical framework necessary for the development of intelligent, precise, and efficient cotton topping systems in future agricultural operations.

Key words: cotton topping machine; cotton terminal bud recognition; YOLO 11n; object detection; occlusion; small targets

0 引言

棉花打顶是农业生产中重要的管理环节[1-5]，具有作业规模及劳动强度大的特点。推进智能机械化精准打顶技术成为降低生产成本、提高棉花生产效率的重要途径[6-11]。棉花打顶的方式主要包括人工打顶、化学打顶和机械打顶。人工打顶劳动强度大、成本高且效率低，化学打顶大面积药物喷洒对生态环境与人身健康带来潜在威胁[12]，机械打顶对棉株伤害较大，可能导致减产。精准打顶技术作为一种创新解决方案，正逐渐成为解决以上问题的关键方法，能够有效提高作业精度并减小对环境和棉株的负面影响。

早期学者主要以激光、红外、超声波等方式检测棉花顶芽高度信息[13-15]。然而，这类方法主要通过测量棉花植株的高度来控制机械装置进行打顶，仍然存在较大的误差。随着计算机视觉技术应用于农业领域[16-21]，在棉花打顶作业领域有研究者提出多种视觉检测与定位的方案[22-32]。上述研究在空间识别与定位上仍存在识别精度低、速度慢的情况[33]。目前，复杂田间环境下的严重与完全遮挡目标没有更好的处理方法，导致动态打顶作业中打顶精度偏低且漏打率较高。因此，需要优化在遮挡严重场景的棉花顶芽识别方法。

将目标检测技术运用到棉花顶芽检测上时，面临着田间背景环境复杂、小目标检测精度低、实时检测速度慢、模型计算量大的挑战。针对这些问题，本文以复杂环境中的棉花顶芽识别为研究对象，选择 YOLO 11n 作为基准模型进行优化。本文设计一种改进的棉花顶芽识别模型，旨在解决上述问题，为后续智能化精准打顶作业提供技术理论。

1 材料与方法

1.1 图像数据集建立

本研究图像分别于 2023 年 7 月 12 日在新疆维吾尔自治区沙湾市兵团一四二团条园村 134 号棉花种植地（东经 84°57′，北纬 43°29′）、2025 年 7 月 11 日在新疆生产建设兵团第八师石河子市双泉集二连（东经 86°01′，北纬 44°23′）进行数据集采集。采集设备为索尼 HDR-CX405 型高清数码摄像机与大疆 Action5 Pro 型高帧率运动相机，分辨率为 1 920 像素 ×1 080 像素。图像在距棉株顶端 25 cm 到 30 cm 处垂直向下进行采集，共采集到 13 201 幅棉花顶芽图像，包括顺光、逆光、早晨、午间、傍晚等条件。该棉花种植地种植标准为一膜三行，每行种植两根棉线。行距为 76 cm，单行棉线间距为 10 cm，棉株间距为 12 cm。选取 11 235 幅不同角度、不同时段和光照条件下的清晰图像，使用开源工具 LabelImg 手动对目标进行标注。如图 1 所示，棉花顶芽常受到叶片遮挡，这导致实际棉田场景中的真实检测准确率较低。为了解决包括遮挡在内的棉花顶芽检测问题，利用植物生长初期顶芽旁两片叶片在色泽和形态上与其他叶片具有明显的特征区别，并且顶芽旁边的两片叶子呈现出“背靠背”的位置关系特点，能够有效区分与其他叶片的差异。基于这一点，采用如图 2 所示的“两叶一芯”区域标注方法，旨在准确识别棉花顶芽所在区域。虽然该方法无法精准定位顶芽本身，但能够确定顶芽所在的区域，该区域尺寸通常不超过 10 cm ×8 cm。

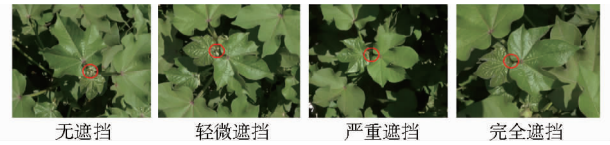


图 1 棉花顶芽遮挡情况

Fig. 1 Occlusion of cotton terminal buds

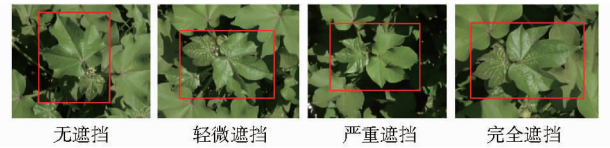


图 2 棉花顶芽“两叶一芯”标注方法

Fig. 2 “Two leaves and one heart” labeling method for cotton terminal buds

该相对固定的区域范围适合进行精确操作，无论是机械臂带动刀头进行顶芽切割，还是带动喷头进行靶向喷洒。为后续智能打顶装置执行机构的控制和操作提供了可行的空间。

1.2 轻量化模型构建

打顶作业中棉花顶芽检测实时性需求较高，主要考虑模型复杂度更低、检测速度更快的单阶段检

测器，选取 YOLO 11n 为基准算法进行改进。在提高算法检测精度的同时加快检测时间，以达到打顶作业中棉花顶芽检测实时性要求。YOLO 11n 算法是一种针对边缘计算设备的轻量级目标检测算法，其由输出层（Input）、特征提取主干网络（Backbone）、特征融合层、检测头（Head）4 部分组成，在保持较高检测性能的同时，减小了模型的体积和计算复杂度，因此适用于嵌入式设备、移动端应用和要求实时性能的场景。由于模型卷积层中的通道数量与网络层数仍然较多，故该网络参数量与计算量仍有优化空间，进一步加快检测速度。鉴于其特征提取主干网络包含大量 C3K2 模块，其参数和计算效率仍有提升的潜力，这对于加快检测速度至关重要。然而，特征融合层对 C3K2 模块的过度依赖可能导致特征冗余，这可能会对模型的识别精度产生不利影响。本文在 YOLO 11n 模型基础上进行优化改进，建立了更适合田间复杂环境的轻量级 RE－YOLO－QAT 棉花顶芽视觉检测模型，结构图如图 3 所示。首先通过使用轻量级 EfficientViT 模块替换原始模型的主干网络特征融合层，采用混合注意力和卷积结构，降低模型计算复杂度，获取更为丰富的语义信息并增强图像特征的融合能力。其次为了降低小顶芽漏检问题，在基准模型颈部 Contact 层后引入了 RepGFPN 结构，通过改进特征融合方式，优化了多尺度信息的融合过程，提升了小目标的检测能力。该结构有效减小了计算复杂度，提高了模型对不同尺度目标的敏感性，有效提升了模型在复杂背景下对小目标的识别精度。最后，通过 QAT 模拟低精度计算，优化了模型的参数，减少了内存占用和计算负担，同时保持了较高的精度。结构化剪枝则通过去除冗余的神经元和通道，进一步减小了模型的参数量，提升了计算效率。在检测精度小幅度降低的情况下，显著降低了模型的计算量和存储需求，使其能够在资源有限的嵌入式平台上高效运行，满足实时性和精度的双重要求。

1.2.1　RepGFPN

在棉花打顶过程中，顶芽的精确检测是一个具有挑战性的任务，特别是在复杂的农业环境中。不同尺度的特征捕捉了棉花顶芽的多重细节和结构，如何有效提取并融合这些不同分辨率的特征，直接关系到模型的检测性能。传统的特征金字塔网络通过自上而下的路径实现多尺度特征融合，但由于其单向的信息流，无法充分利用多尺度信息，特别是在处理小物体如棉花顶芽时，常出现漏检问题。为了解决这一问题，路径聚合网络通过添加自下而上的路径进一步优化了多尺度特征融合，然而这种方法显著增加了计算量。双向特征金字塔网络则通过简化连接，平衡了计算效率与特征融合效果，但这些方法普遍忽视了特征间的深度关联与信息交互，从而限制了整体模型性能。

为了解决棉花顶芽检测中的这些问题，提出 RepGFPN 结构，并成功应用于本研究中的顶芽识别任务。RepGFPN 采用了跳跃层和跨尺度连接的设计，不仅能够实现高层次的语义信息与低层次的空

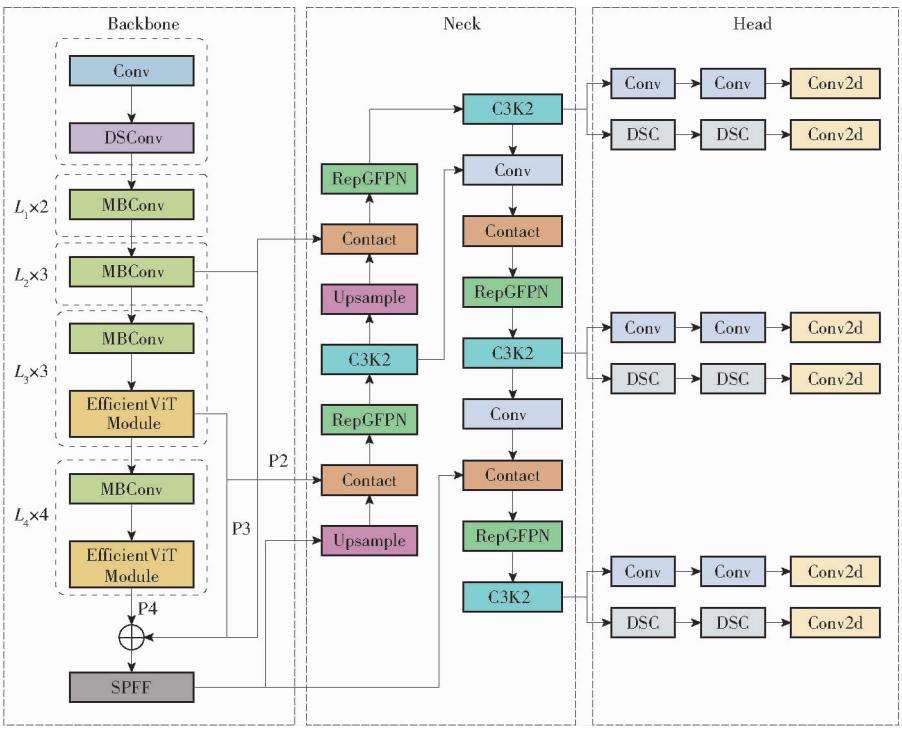


图 3　RE－YOLO－QAT 网络结构图

Fig. 3　RE－YOLO－QAT network structure diagram

间特征之间的充分交换,还通过灵活调控不同尺度特征的表达能力,显著提升了棉花顶芽的检测精度。RepGFPN 通过为不同尺度的特征设置不同的维度,使得在高分辨率环境下的顶芽检测更加精准,尤其在低照度或复杂背景等棉花田环境中,能够有效减少漏检,提升检测的鲁棒性。此外,结合重参数化机制与高效聚合层网络,RepGFPN 在不增加额外计算量的前提下,进一步增强了特征提取和融合能力,使得模型能够在嵌入式设备上实时运行,同时保持较高的检测精度。

RepGFPN 的整体结构在训练和推理阶段有所不同。在其融合模块 CSPStage(Cross stage sartial stage)中,包含了由多个 1×1 卷积和 3×3 卷积组成的递归结构单元,这些卷积层后接批量归一化和激活函数。为了提高推理效率,RepGFPN 在推理阶段将 3×3 卷积降级为 1×1 卷积,从而显著提升了计算速度,网络结构图如图 4 所示。通过这一设计,RepGFPN 不仅解决了多尺度特征融合的问题,还增强了棉花顶芽在复杂环境中的实时检测能力,尤其是在棉花田等低照度和背景复杂的环境下,能够有效识别如顶芽这样的小物体。

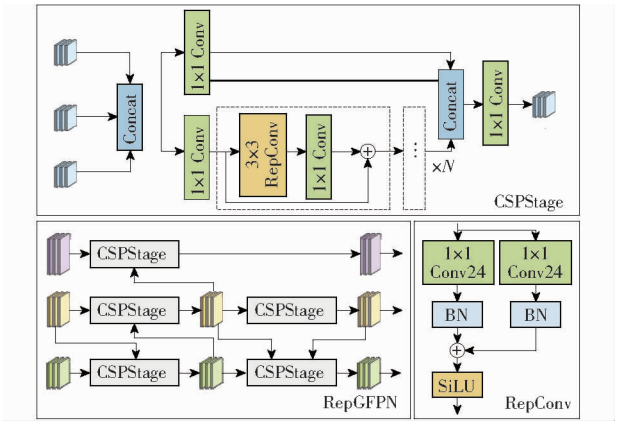


图 4 RepGFPN 网络结构图

Fig. 4 RepGFPN network structure

以中间层 F4 为例,该层的融合过程描述为

$$P_4^{\text{out}} = \text{CSPStage}(\text{Concat}(\text{CSPStage}(\text{Concat}(\text{CSB}(P_4^{\text{in}}), \text{CSB}(P_5^{\text{in}}))), P_4^{\text{td}})) \quad (1)$$

其中,P_4^{in}是 F4 层的输入特征,P_4^{td}是 F4 层在自下而上路径中的中间节点输出,P_4^{out}是 F4 层在自上而下路径中的输出,P_5^{in}是 F5 层的输入特征。

1.2.2 EfficientViT

视觉 Transformer(ViT)架构是名为 EfficientViT 图像分类模型的基础。该模型包含多种结构,其中深度可分离卷积结构(Depthwise separable convolution, DSConv)、移动倒残差卷积(Mobile inverted bottleneck convolution, MBConv)和 EfficientViT 模块结构只是其中的一部分。EfficientViT 的完整结构如图 5 所示。

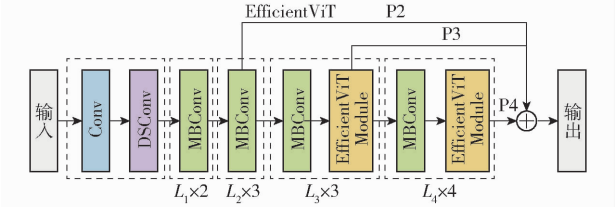


图 5 EfficientViT 一般结构图

Fig. 5 EfficientViT general structure

模型首先输入图像,并通过卷积层执行特征提取和维度缩减操作。输出结果经过深度可分离卷积结构处理,以提升性能与效率。逐点卷积将深度可分离卷积的输出与 1×1 卷积核进行卷积运算,生成最终的输出特征图;而深度可分离卷积仅在各通道内执行卷积操作。该策略在提升模型性能的同时,保持了计算的经济性。

MBConv 网络对 DSConv 输出进行两次处理,通过 L1 层和 L2 层进行特征提取,最终得到 P2 特征层。作为 MBConv 网络的基础,轻量级的反向残差瓶颈架构起始于 1×1 卷积操作。MBConv 模块还集成了挤压激励(Squeeze-and-excitation, SE)模块,用于增强特征的相关性,从而提升整体模型的性能,MBConv 结构如图 6 所示。在 EfficientViT 模型中,两个 MBConv 模块用来生成 P2 特征层。然后,应用 L3 EfficientViT 模块结构和单个 MBConv 模块于 P2 特征层,从而生成 P3 特征层。

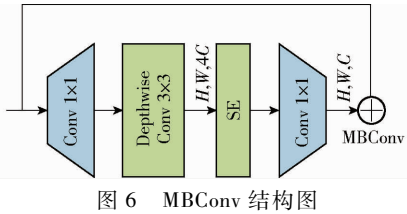


图 6 MBConv 结构图

Fig. 6 MBConv structure diagram

输入图像和其特征通过 EfficientViT 模块结构内的线性层进行维度平滑处理。该模块通过 3 个均等分布的容器(Q/K/V)进行并行处理。这 3 路并行处理的输出最终经过合并拼接后,通过线性层输出,并使用 MBConv 结构恢复维度表示。图 7 所示的 EfficientViT 模块结构图呈现了自注意力机制组成的网络体系。

ReLU 基于全局注意力的输入为 $\boldsymbol{x} \in \mathbf{R}^{N \times f}$,广义的自注意力机制公式为

$$\boldsymbol{O}_i = \sum_{j=1}^{N} \text{Sim}(\boldsymbol{Q}_i, \boldsymbol{K}_j) \boldsymbol{V}_j \quad (2)$$

其中 $\boldsymbol{Q} = \boldsymbol{x}\boldsymbol{W}_Q$, $\boldsymbol{K} = \boldsymbol{x}\boldsymbol{W}_K$, $\boldsymbol{V} = \boldsymbol{x}\boldsymbol{W}_V$,并且 $\boldsymbol{W}_Q$、$\boldsymbol{W}_K$、$\boldsymbol{W}_V \in \mathbf{R}^{d \times d}$为线性投影矩阵,$\boldsymbol{O}_i$表示矩阵 Sim(·,·)

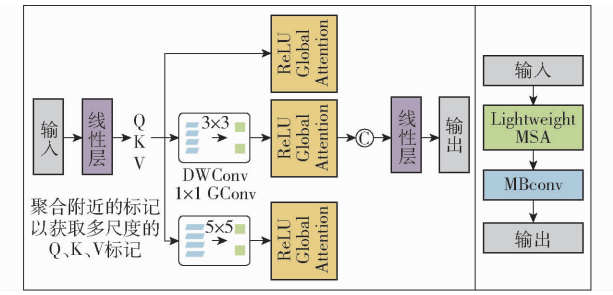


图 7　EfficientViT 模型结构图

Fig. 7　EfficientViT module structure diagram

的第 i 行，即相似度函数。当使用相似度函数 $\mathrm{Sim}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K})=\exp\left(\frac{\boldsymbol{Q}\boldsymbol{K}^{\mathrm{T}}}{\sqrt{d}}\right)$ 时，其中 d 为特征纬度，原始的自注意力机制表示为

$$\mathrm{Sim}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K})=\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{Q})\,\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{K})^{\mathrm{T}} \tag{3}$$

当 $\mathrm{Sim}(\boldsymbol{Q},\boldsymbol{K})=\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{Q}_i)\,\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{K}_j)^{\mathrm{T}}$ 时，方程可以重写为

$$\boldsymbol{Q}_i=\sum_{j=1}^{N}\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{Q}_i)\,\mathrm{ReLU}(\boldsymbol{K}_j)^{\mathrm{T}}\boldsymbol{V}_j \tag{4}$$

L4 EfficientViT 模块结构在将 P3 特殊层输入到 MBConv 模块后处理，生成 P4 特征层。P4 的广义维度通过乘以因子 4 来扩展，而 P3 的广义维度则通过因子 2 来扩展。P2、P3 和 P4 特征层被进一步拼接，最终得到的累计输出被送入 L5 MBConv 模块进行卷积处理，生成最终的输出特征层。

1.2.3　量化感知训练

QAT 是一种在训练过程中引入量化操作，以使得模型在低精度计算平台上运行时保持较高性能的技术。在本研究中，QAT 被应用于 YOLO 11n 基准模型，目的是通过将模型从 32 位浮点数转化为低精度表示，减小模型的存储需求，并提高推理效率。在 YOLO 11n 模型中，QAT 通过在训练过程中模拟低精度计算对网络的影响，使得网络在低精度表示下仍能保持较高的检测精度。具体而言，QAT 涉及将模型中的激活和权重进行量化，并通过反向传播调整量化参数。量化操作通常通过四舍五入的方式将浮动的数值压缩为较低的精度，如 8 位整数。QAT 允许模型在训练时同时优化网络权重和量化参数，从而减小量化对精度的负面影响。

在训练过程中，引入了量化算子，这些算子模拟了硬件对低精度数据的处理过程。YOLO 11n 的每一层都插入了量化算子，这些算子会对激活值和权重进行量化。例如，激活值量化公式为

$$x_q=\mathrm{round}\left(\frac{x}{S}\right)S \tag{5}$$

式中　x——激活值

S——量化尺度

round——四舍五入函数

x_q——量化后的结果

该公式将连续的激活值压缩到较小的离散值，从而减少计算负担。在 QAT 过程中，量化参数是可训练的，随着训练的进行，这些参数会根据网络的反馈进行优化。这种方法使得网络能够在量化操作的约束下继续优化，从而减少了精度损失。

由于量化操作通常是非连续的，标准的反向传播算法无法直接计算量化操作的梯度。为了解决这一问题，QAT 采用了直通估计器（Straight-through estimator，STE），这种方法在训练过程中近似量化操作的梯度。具体来说，STE 假设量化操作在其临界点处的梯度为 1，从而使得量化操作能够参与反向传播。

在训练过程中，量化后的输出通过 STE 进行近似梯度计算，反向传播时，梯度信息被传递回去以更新模型的权重和量化参数。通过这种方式，量化过程的误差可以被训练算法修正，从而保持模型的精度。具体的反向传播公式为

$$\frac{\partial L}{\partial x}\approx\frac{\partial L}{\partial \hat{x}} \tag{6}$$

式中　$\hat{x}$——量化前的原始信号

L——损失函数

通过这种方式，QAT 能够有效地模拟量化误差，并在训练过程中修正这些误差。

1.2.4　模型剪枝

模型剪枝是一种用于减少深度神经网络模型复杂性和计算资源消耗的技术。通过剪枝方法去除网络中的冗余部分，模型实现轻量化。在本研究中，采用了离线式通道剪枝方法，并结合 L1 范数剪枝策略对基准模型进行优化。在这种策略下，对卷积层的每个输出通道计算对应的内核权重的 L1 范数，并用该范数作为通道的重要性得分，公式为

$$\mathrm{score}_i=\|W_i\|_1 \tag{7}$$

其中，W_i 表示对应输出通道 i 的内核权重，$\|\cdot\|_1$ 表示 L1 范数，即内核权重的绝对值之和。根据这些得分，对各通道进行排序，选择剪枝率对应比例得分最低的通道进行剪枝。此策略能够有效减少网络的计算复杂度，并在保证模型性能的同时实现模型轻量化。

本研究中，训练得到的“best. pt”模型文件被输入剪枝程序。对于模型的特征提取网络所在的前 10 层，使用 40% 剪枝率进行两次剪枝处理。通过这种方式，剪枝能够在减少计算复杂度的同时，最大限度地保留模型性能。通过这种方式，剪枝技术使得模型在不显著降低精度的情况下，达到了减少计算

量和存储空间的目标,为嵌入式设备和实时检测任务提供了更为高效的解决方案。

1.3 系统平台

本研究实验运行环境为 Windows 10(64 位),内存为 32 GB,显卡驱动 RTX3080Ti,编程平台 Anaconda 4.12.0,CUDA 11.6,开发环境 PyTorch,编程使用 Python 3.8。

2 结果与分析

2.1 引入不同特征金字塔网络效果对比

针对模型对棉花顶芽检测精度低的问题,本文在 YOLO 11n 网络颈部层引入了不同的特征金字塔网络模块,具体包括 RepGFPN、重参数化特征金字塔网络(Reparameterized feature pyramid network, RepFPN)、重参数化高效注意力网络(Reparameterized high-efficiency local attention network, RepHELAN)、双向特征金字塔网络(Bidirectional feature pyramid network, BiFPN)、挤压激励特征金字塔网络(Squeeze-and-excitation feature pyramid network, SEFPN)、自适应特征金字塔网络(Adaptive feature pyramid network, AFPN),并在测试集上进行对比实验。

如表 1 所示,将不同特征金字塔网络模块添加至基准模型的颈部层,能够显著提高模型的检测精度,但不同模块的精度提升与计算量、参数量的增加存在一定的权衡。

表 1 引入不同特征金字塔网络数据

Tab.1 Introducing different feature pyramid networks data

模型	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	参数量	计算量
YOLO 11n	94.4	81.4	2.58×10^6	6.4×10^9
+ RepGFPN	96.1	83.1	2.81×10^6	7.0×10^9
+ RepFPN	94.6	82.1	2.79×10^6	6.9×10^9
+ RepHELAN	96.1	83.2	2.97×10^6	7.5×10^9
+ BiFPN	92.3	80.7	2.85×10^6	7.0×10^9
+ SEFPN	95.4	82.9	2.83×10^6	7.1×10^9
+ AFPN	94.5	81.9	2.79×10^6	6.9×10^9

引入 RepGFPN 模块,模型交并比阈值为 0.5 时的平均精度均值(mAP@0.5)从 94.4% 提升至 96.1%,mAP@0.5:0.95 从 81.4% 提升至 83.1%,分别提升了 1.7 个百分点和 1.7 个百分点,参数量从 2.58×10^6 增加至 2.81×10^6,计算量从 6.4×10^9 增加至 7.0×10^9,增幅适中,精度与计算开销之间保持了较好的平衡。引入 RepHELAN 模块,模型精度提升最大,但参数量增加至 2.97×10^6,计算量增至 7.5×10^9,该模块尽管提高了精度,但计算开销大幅增加。引入 RepFPN 和 AFPN 模块,精度提升较小。添加 BiFPN 模块后,mAP@0.5:0.95 下降了 0.7 个百分点,且计算量和参数量的增加未能带来性能显著提升。引入 SEFPN 模块后,模型计算量和参数量也有所增加,计算量为 7.1×10^9,增加了 7×10^8。

综上所述,引入 RepGFPN 模块在提高模型精度的同时,保持了较低的计算成本,故选择在基准模型颈部 Contact 层后引入 RepGFPN 模块。

2.2 替换不同轻量级网络模型效果对比

主干网络作为模型的特征提取器,获取有效信息是目标检测中的核心任务。为了提升模型的精度,同时降低计算和存储成本,本文在基准模型的主干层替换了不同的轻量级模块,包括 EfficientViT、MobileNetV3、GhostNetV2 和 EfficientNet,并在测试集上进行了对比实验。如表 2 所示,替换主干网络后,模型的检测精度和计算成本均有所变化。引入 EfficientViT 模块后,模型的 mAP@0.5 从 94.4% 下降至 93.8%,mAP@0.5:0.95 从 81.4% 下降至 81.1%,精度有所降低,但参数量从 2.58×10^6 降至 2.03×10^6,计算成本从 6.4×10^9 降至 5.1×10^9,计算成本大幅减少,适合对计算资源有限的场景。引入 MobileNetV3 模块后,mAP@0.5 下降至 92.8%,mAP@0.5:0.95 为 80.1%,精度有所降低,参数量从 2.58×10^6 降低至 2.11×10^6,计算成本从 6.4×10^9 降低至 5.5×10^9,虽然精度提升较小,但计算成本有所减轻。使用 GhostNetV2 模块时,模型的 mAP@0.5 为 92.4%,mAP@0.5:0.95 为 80.7%,参数量为 2.47×10^6,计算成本为 6.2×10^9,相比基础模型 YOLO 11n,精度提升较小,且计算成本与 MobileNetV3 相当。引入 EfficientNet 模块后,模型的 mAP@0.5 显著下降至 90.1%,mAP@0.5:0.95 为 78.1%,其参数量为 1.95×10^6,计算成本为 4.9×10^9,尽管计算成本减少,但精度下降较大,不适合在精度要求高的场景应用。

表 2 不同轻量级网络模型数据

Tab.2 Data of different lightweight network models

模型	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	参数量	计算量
YOLO 11n	94.4	81.4	2.58×10^6	6.4×10^9
+ EfficientViT	93.8	81.1	2.03×10^6	5.1×10^9
+ MobileNetV3	92.8	80.1	2.11×10^6	5.5×10^9
+ GhostNetv2	92.4	80.7	2.47×10^6	6.2×10^9
+ EfficientNet	90.1	78.1	1.95×10^6	4.9×10^9

综上所述,EfficientViT 模块在减少计算成本的同时,保持了较为平衡的精度变化,效果最佳。

2.3　消融实验

为了评估改进后模型是否能达到预期效果，本文通过消融实验评估各模块对各类目标检测性能的影响，PR 曲线如图 8 所示，结果如表 3 所示。

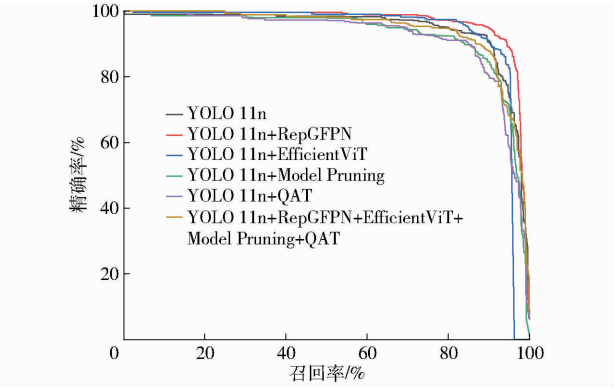


图 8　消融实验 PR 曲线

Fig. 8　Ablation experiment PR curves

实验结果表明，在引入 RepGFPN 模块后，模型对小目标的检测精度有所增加，模型 mAP@0.5 与 mAP@0.5:0.95 均上升了 1.7 个百分点，模型参数量与计算量小幅增加。在引入轻量级 EfficientViT 网络结构后，模型精度小幅下降，模型参数量与计算量分别减少了 5.5×10^5 与 1.3×10^9，有效降低模型计算成本。在对基准模型分别进行结构化剪枝与量化感知训练后，模型精度均小幅降低，但模型计算量与参数量均大幅减少，最终将各模型全部引入，构建针对田间复杂环境下棉花顶芽视觉检测的轻量级模型 RE－YOLO－QAT，mAP@0.5 与 mAP@0.5:0.95 分别为 94.2% 与 81.0%，模型参数量与计算量分别为 1.01×10^6 与 2.3×10^9。对比原模型，在精度仅损失 0.2 个百分点的前提下，模型计算成本下降了 64.06%，满足模型检测实时性需求。

表 3　消融实验结果

Tab. 3　Ablation experiment data

模型	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	参数量	计算量
YOLO 11n	94.4	81.4	2.58×10^6	6.4×10^9
YOLO 11n + RepGFPN	96.1	83.1	2.81×10^6	7.0×10^9
YOLO 11n + EfficientViT	93.8	81.1	2.03×10^6	5.1×10^9
YOLO 11n + Model Pruning	92.8	76.8	1.34×10^6	3.9×10^9
YOLO 11n + QAT	92.2	77.5	1.21×10^6	3.1×10^9
YOLO 11n + RepGFPN + EfficientViT + Model Pruning + QAT	94.2	81.0	1.01×10^6	2.3×10^9

2.4　不同模型对比实验

为验证 RE－YOLO－QAT 模型在棉花顶芽检测上的性能是否优于其他主流模型，选取了 Faster R－CNN、Cascade R－CNN、YOLO v5n、改进 YOLO v5s[34]、YOLO v5－cpp[32]、Bud－YOLO[35] 等 8 种主流模型、4 种针对棉花顶芽视觉检测的改进模型进行对比，结果如表 4 所示，部分模型检测效果图如图 9 所示。

实验结果表明，Faster R－CNN、Cascade R－CNN 作为双阶段检测模型，参数量与计算量过大，导致模型计算成本较大，无法满足实时检测要求。YOLO v5n、YOLO v8n、YOLO v10n、YOLO 11n、改进 YOLO v5s 模型对比 RE－YOLO－QAT 模型，在计算成本不占优的情况下检测精度仍然较低。YOLO v7－tiny、YOLO 11s、YOLO v5－cpp、Bud－YOLO、DFR－SN－YOLO 虽然在检测精度上优于 RE－YOLO－QAT，但是计算成本较大，不能满足检测实时性需求。综上所述，RE－YOLO－QAT 模型综合性能最优。

表 4　对比实验结果

Tab. 4　Comparison experiment data

模型	mAP@0.5/%	mAP@0.5:0.95/%	参数量	计算量
Faster R－CNN	90.1	78.8	2.82×10^7	1.587×10^{11}
Cascade R－CNN	89.1	76.4	5.61×10^7	1.864×10^{11}
YOLO v5n	92.6	79.0	2.51×10^6	7.200×10^9
YOLO v7－tiny	94.8	81.9	6.02×10^6	1.320×10^{10}
YOLO v8n	90.1	78.5	3.20×10^6	8.900×10^9
YOLO v10n	93.7	80.1	2.71×10^6	8.400×10^9
YOLO 11n	94.4	81.5	2.58×10^6	6.400×10^9
YOLO 11s	95.3	83.1	9.51×10^6	2.170×10^{10}
改进 YOLO v5s	91.0	50.0	3.00×10^6	7.300×10^9
YOLO v5－cpp	95.8	68.8	3.70×10^6	8.100×10^9
Bud－YOLO	95.1	68.0	2.40×10^6	6.300×10^9
DFR－SN－YOLO	97.5	70.3	3.90×10^6	9.000×10^9
RE－YOLO－QAT	94.2	81.0	1.01×10^6	2.300×10^9

3　结论

（1）通过采用“两叶一芯”的标注方法，结合精准的图像处理技术，有效提升了遮挡顶芽的检测成功率。该方法通过利用棉花顶芽旁叶片的色泽差异及其与其他叶片的空间关系，识别棉花顶芽所在区域，从而解决了在实际田间环境中常见的叶片遮挡问题。通过这种方式，能够在棉花顶芽的复杂环境中提高对遮挡目标的识别能力，并进一步增强模型的鲁棒性，有效降低了误检和漏检率。



图 9 部分模型检测效果图

Fig. 9 Detection results of partial models

(2)在以 YOLO 11n 为基准模型的基础上,本研究引入了重参数化特征金字塔网络。该模块通过优化特征融合策略,提升了模型对小目标的检测精度,尤其是在复杂背景和低光照条件下的表现得到了显著改善。通过增加少量的计算成本,RepGFPN 模块使得整体检测精度提高了 1.7 个百分点,并通过多尺度信息的有效融合,显著增强了模型在不同环境下的适应性和稳定性。

(3)在以上基础上替换模型主干网络为轻量级 EfficientViT 网络,并使用量化感知训练方法结合结构化剪枝操作,建立针对棉花顶芽的 RE - YOLO - QAT 视觉检测模型,实验结果表明,该模型在计算量与参数量仅为 1.01×10^6 与 2.3×10^9 的前提下,mAP@0.5 与 mAP@0.5:0.95 仍能保持在 94.2% 与 81.0%,对比基准模型 YOLO 11n,在精度损失仅 0.2 个百分点的前提下,模型计算成本下降了 64.06%,满足棉花顶芽视觉检测的精度与实时性需求,为智能棉花打顶装置的研制提供理论依据。

参 考 文 献

[1] 熊伟, 秋黎凤, 白雪. 棉花发展和纺纱进步的回顾与展望[J]. 纺织器材, 2023, 50(1): 9 - 14.
XIONG Wei, QIU Lifeng, BAI Xue. Review and prospect of cotton development and spinning progress[J]. Textile Accessories, 2023, 50(1): 9 - 14. (in Chinese)

[2] 侯慧杰. 新疆棉花生育期气象灾害对棉花生长的影响及应对措施研究[J]. 农业灾害研究, 2023, 13(1): 22 - 24.
HOU Huijie. Study on the impact of meteorological disasters during the growth period of cotton in Xinjiang and countermeasures[J]. Journal of Agricultural Catastrophology, 2023, 13(1): 22 - 24. (in Chinese)

[3] 徐爱武, 梁燕, 尚斌. 我国棉花专业仓储的现状问题及对策[J]. 中国棉花加工, 2022(6): 14 - 16.
XU Aiwu, LIANG Yan, SHANG Bin. Current situation, problems and countermeasures of specialized cotton storage in China[J]. China Cotton Processing, 2022(6): 14 - 16. (in Chinese)

[4] 马乾. "十四五"期间新疆棉花公证检验事业与棉花产业的发展趋势探讨[J]. 中国棉花加工, 2022(6): 30 - 31.
MA Qian. Discussion on the development trend of cotton notarized inspection and cotton industry in Xinjiang during the 14th Five-Year Plan period[J]. China Cotton Processing, 2022(6): 30 - 31. (in Chinese)

[5] 陈常兵. 我国内地棉区棉花生产现状与发展对策[J]. 中国农技推广, 2022, 38(10): 10 - 13.
CHEN Changbing. Current situation and development countermeasures of cotton production in inland cotton areas of China[J]. China Agricultural Technology Extension, 2022, 38(10): 10 - 13. (in Chinese)

[6] 李涛, 杨德松. 棉花不同打顶方式应用分析[J]. 新疆农垦科技, 2021, 44(2): 14 - 15.
LI Tao, YANG Desong. Application analysis of different topping methods for cotton[J]. Xinjiang Agricultural Reclamation Science and Technology, 2021, 44(2): 14 - 15. (in Chinese)

[7] 杨永珍. 国际新规对我国农药产业发展的影响[J]. 世界农药, 2024, 46(3): 1 - 7.

YANG Yongzhen. Influence of new international regulations on the development of China's pesticide industry[J]. World Pesticides, 2024, 46(3): 1－7. (in Chinese)

[8] 王仕祺. 农产品农药残留现状及控制措施分析[J]. 食品安全导刊, 2024(9): 20－22.
WANG Shiqi. Analysis of the current situation and control measures of pesticide residues in agricultural products[J]. Food Safety Guide, 2024(9): 20－22. (in Chinese)

[9] 姜涛, 乔奇. 浅谈我国农产品农药残留现状[J]. 食品安全导刊, 2024(9): 17－19.
JIANG Tao, QIAO Qi. A brief discussion on the current situation of pesticide residues in agricultural products in China[J]. Food Safety Guide, 2024(9): 17－19. (in Chinese)

[10] 曲基成. 农业面源污染的危害与防控措施[J]. 新农业, 2023(23): 76－77.
QU Jicheng. Hazards and prevention and control measures of agricultural non-point source pollution[J]. New Agriculture, 2023(23): 76－77. (in Chinese)

[11] 王志申, 张大明. 农作物病虫害防治中农药减量增效技术的运用研究[J]. 河北农机, 2023(23): 157－159.

[12] 录亚丹, 赵战胜, 张庭军. 棉花不同打顶方式比较分析[J]. 农村科技, 2017(6): 12－13.
LU Yadan, ZHAO Zhansheng, ZHANG Tingjun. Comparative analysis of different topping methods for cotton[J]. Rural Science and Technology, 2017(6): 12－13. (in Chinese)

[13] 史增录, 张学军, 丁永前, 等. 基于自动检测与控制的棉花打顶装置的设计[J]. 中国农机化学报, 2017, 38(12): 58－62.
SHI Zenglu, ZHANG Xuejun, DING Yongqian, et al. Design of cotton topping device based on automatic detection and control[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2017, 38(12): 58－62. (in Chinese)

[14] 王玲, 邹小昱, 刘思瑶, 等. 棉花采摘机器人红外测距技术研究[J]. 农业机械学报, 2014, 45(7): 61－66.
WANG Ling, ZOU Xiaoyu, LIU Siyao, et al. Infrared distance measurement used for cotton picker robots[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(7): 61－66. (in Chinese)

[15] 闫毅敏, 王维新, 李霞, 等. 基于自动控制的棉株顶尖高度测量系统设计与试验[J]. 甘肃农业大学学报, 2018, 53(5): 176－184.
YAN Yimin, WANG Weixin, LI Xia, et al. Design and experiment of a height measurement system for cotton plant apices based on automatic control[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2018, 53(5): 176－184. (in Chinese)

[16] 田鹏菲, 王皞阳. 机器视觉技术在我国农业领域内的应用分析[J]. 江苏农业科学, 2023, 51(14): 13－21.
TIAN Pengfei, WANG Haoyang. Application analysis of machine vision technology in China's agricultural field[J]. Jiangsu Agricultural Sciences, 2023, 51(14): 13－21. (in Chinese)

[17] 王新科, 李凯. 基于计算机视觉的采摘机器人作业优化研究[J]. 农机化研究, 2024, 46(8): 235－239.
WANG Xinke, LI Kai. Research on operation optimization of picking robots based on computer vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(8): 235－239. (in Chinese)

[18] 吴蓓, 李霞, 李进. 农业割草机器人全区域覆盖路径规划研究——基于计算机视觉技术[J]. 农机化研究, 2024, 46(6): 68－72.
WU Bei, LI Xia, LI Jin. Research on full-area coverage path planning of agricultural mowing robots based on computer vision technology[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(6): 68－72. (in Chinese)

[19] 李臣杰. 采摘机器人目标识别技术研究——基于机器视觉及深度学习[J]. 农机化研究, 2024, 46(1): 220－224.
LI Chenjie. Research on target recognition technology of picking robots based on machine vision and deep learning[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(1): 220－224. (in Chinese)

[20] 赵献立, 王志明, 田鹏飞. 基于嵌入式机器视觉的玉米苗分级检测系统设计[J]. 农机化研究, 2023, 45(9): 66－70.
ZHAO Xianli, WANG Zhiming, TIAN Pengfei. Design of a maize seedling grading and detection system based on embedded machine vision[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2023, 45(9): 66－70. (in Chinese)

[21] 邓继忠, 张泰岭, 石江. 机器视觉技术在农业机械中的应用[J]. 农机化研究, 2001(2): 91－93.
DENG Jizhong, ZHANG Tailing, SHI Jiang. Application of machine vision technology in agricultural machinery[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2001(2): 91－93. (in Chinese)

[22] 邓劲松, 石媛媛, 陈利苏, 等. 基于近红外传感器和面向对象光谱分割技术的田间棉株识别与提取[J]. 光谱学与光谱分析, 2009, 29(7): 1754－1758.
DENG Jinsong, SHI Yuanyuan, CHEN Lisu, et al. Recognition and extraction of field cotton plants based on near-infrared sensors and object-oriented spectral segmentation technology[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2009, 29(7): 1754－1758. (in Chinese)

[23] GANESAN G, CHINNAPPAN J. Hybridization of ResNet with YOLO classifier for automated paddy leaf disease recognition: an optimized model[J]. Journal of Field Robotics, 2022, 39(7): 1085－1109.

[24] LI D, AHMED F, WU N, et al. YOLO－JD: a deep learning network for jute diseases and pests detection from images[J]. Plants, 2022, 11(7): 937.

[25] BAKHSHAYESHI I, ERFANI E, TAGHIKHAH F R, et al. An intelligence cattle re-identification system over transport by siamese neural networks and YOLO[J]. IEEE Internet of Things Journal, 2023, 11(2): 2351－2363.

[26] PEREZ-PORRAS F J, TORRES-SANCHEZ J, LOPEZ GRANADOS F, et al. Early and on-ground image-based detection of poppy in wheat using YOLO architectures[J]. Weed Science, 2023, 71(1): 50 – 58.
[27] 范迎迎, 钱育蓉, 杨柳, 等. 基于 BP 神经网络的遥感影像棉花识别方法[J]. 计算机工程与设计, 2017, 38(5): 1356 – 1360.
FAN Yingying, QIAN Yurong, YANG Liu, et al. Cotton recognition method for remote sensing images based on BP neural network[J]. Computer Engineering and Design, 2017, 38(5): 1356 – 1360. (in Chinese)
[28] 韩鑫, 韩金鸽, 陈允琳, 等. 基于顶芽智能识别的棉花化学打顶系统研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(3): 145 – 152.
HAN Xin, HAN Jin'ge, CHEN Yunlin, et al. Research on cotton chemical topping system based on intelligent recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 145 – 152. (in Chinese)
[29] 李建亮, 支辛蕾, 曹清政, 等. 基于立体视觉测量的棉花顶芽识别定位技术研究[J]. 机械工程与自动化, 2021(3): 43 – 45,49.
LI Jianliang, ZHI Xinlei, CAO Qingzheng, et al. Research on recognition and positioning technology of cotton apical buds based on stereo vision measurement[J]. Mechanical Engineering and Automation, 2021(3): 43 – 45,49. (in Chinese)
[30] 刘海涛, 韩鑫, 兰玉彬, 等. 基于 YOLO v4 网络的棉花顶芽精准识别方法[J]. 中国农业科技导报, 2022, 24(8): 99 – 108.
LIU Haitao, HAN Xin, LAN Yubin, et al. A precision recognition method for cotton apical buds based on the YOLO v4 network[J]. Journal of Agricultural Science and Technology, 2022, 24(8): 99 – 108. (in Chinese)
[31] SONG P, CHEN K Y, ZHU L F, et al. An improved cascade R – CNN and RGB – D camera-based method for dynamic cotton top bud recognition and localization in the field[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202:107442.
[32] 彭炫, 周建平, 许燕, 等. 改进 YOLO v5 识别复杂环境下棉花顶芽[J]. 农业工程学报, 2023, 39(16): 191 – 197.
PENG Xuan, ZHOU Jianping, XU Yan, et al. Improved YOLO v5 for cotton apical bud recognition in complex environments [J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(16): 191 – 197. (in Chinese)
[33] 郝延杰, 石磊, 曹龙龙, 等. 棉花顶芽识别定位技术研究现状及展望[J]. 中国农机化学报, 2018, 39(11): 72 – 78.
HAO Yanjie, SHI Lei, CAO Longlong, et al. Research status and prospect of cotton apical bud recognition and positioning technology[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2018, 39(11): 72 – 78. (in Chinese)
[34] 席光泽, 周建平, 许燕, 等. 基于改进 YOLO v5s 的复杂环境下棉花顶芽识别[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(12): 275 – 280.
XI Guangze, ZHOU Jianping, XU Yan, et al. Recognition of cotton apical buds in complex environments based on an improved YOLO v5s model[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(12): 275 – 280. (in Chinese)
[35] ZHANG X, CHEN L. Bud – YOLO: a real-time accurate detection method of cotton top buds in cotton fields[J]. Agriculture, 2024, 14(9): 1651.

(上接第 33 页)

[22] 尹益文. 棉杆切碎还田装置的设计与试验研究[D]. 长沙: 湖南农业大学, 2016.
YIN Yiwen. Design and experimental research of the cotton stalk chopper[D]. Changsha: Hunan Agricultural University, 2016. (in Chinese)
[23] 徐竹凤,薛新宇,崔龙飞,等. 农田地面振动谱的研究综述[J]. 中国农机化学报, 2016, 37(7): 251 – 255.
XU Zhufeng, XUE Xinyu, CUI Longfei, et al. Review on farmland ground vibration spectrum [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization,2016,37(7):251 – 255. (in Chinese)
[24] 王光恒, 林慧, 王玉刚, 等. 采棉机机架模态分析与优化[J]. 中国农机化学报, 2024, 5(6): 63 – 71.
WANG Guangheng, LIN Hui, WANG Yugang, et al. Modal analysis and optimization design of cotton picker frame[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(6): 63 – 71. (in Chinese)
[25] 郑秀宏, 张沙清, 李柏燐. 双转盘式嫁接机结构设计与模态分析[J]. 机电工程技术, 2018, 47(12): 60 – 62, 160.
ZHENG Xiuhong, ZHANG Shaqing, LI Bolin. Research on structural design and modal analysis of the double-turntable grafting machine[J]. Mechanical & Electrical Engineering Technology, 2018, 47(12): 60 – 62, 160. (in Chinese)