doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.11.045

基于 YOLO 11n－EWL 的甘蔗芽检测方法

李尚平[1,2]　刘建举[1,3]　王　恒[1,3]　王宝银[1,3]　李凯华[1,3]

(1.广西民族大学物理与电子信息学院, 南宁 530006; 2.广西蔗糖产业省部共建协同创新中心, 南宁 530006;
3.广西高校智慧无人系统与智能装备重点实验室, 南宁 530006)

摘要: 为解决甘蔗备种过程中人工筛选蔗芽效率低、劳动强度大等问题,围绕模型检测精度与动态识别率 2 个关键点,提出基于改进 YOLO 11n 的轻量级模型(YOLO 11n－EWL),以提升图像中蔗芽检测精度;并通过系统性实验优化动态识别效果。采用 Sobel 算子对 C3k2 模块进行改进,通过结合提取边缘信息的 Sobel Conv 分支提高对蔗芽检测精度;引入小波池化(Wavelet pooling)优化基线模型(YOLO 11n)中的池化方法,在提升检测精度的同时降低了模型复杂度;基于轻量化共享卷积检测头(Lightweight shared convolutional detection, LSCD),使用细节增强卷积(detail-enhanced convolution, DEC)进行改进,设计一种更轻量化的 LSCDECD(Lightweight shared convolutional detection detail-enhanced convolution)检测头,进一步减少检测模型浮点运算量和参数量,使之更适合边缘系统部署。结果表明,改进后模型(YOLO 11n－EWL)mAP@0.5、精确率、召回率分别为 99.4%、99.2%、98.3%,相较基线模型(YOLO 11n)分别提高 4.7、3.7、12.6 个百分点,浮点运算量和参数量分别减少 25.8% 和 31.7%,帧率提高 14 f/s。当输送带速度、光照强度和曝光时间分别为 18.84 cm/s、16 520 lx 和 1 000 μs 时,蔗芽动态检测识别率达到 99.0%,蔗段平均识别速度 4 522 段/h。

关键词: 甘蔗蔗芽识别; YOLO 11n; 轻量化; 动态检测

中图分类号: S238　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2025)11-0471-09　　**OSID**:

Sugarcane Bud Detection Method Based on YOLO 11n－EWL

LI Shangping[1,2]　LIU Jianju[1,3]　WANG Heng[1,3]　WANG Baoyin[1,3]　LI Kaihua[1,3]

(1. *School of Physics and Electronic Information*, *Guangxi Minzu University*, *Nanning* 530006, *China*
2. *Province and Ministry Co-sponsored Collaborative Innovation Center of Cane Sugar Industry*, *Nanning* 530006, *China*
3. *Key Laboratory of Intelligent Unmanned System and Intelligent Equipment*, *Nanning* 530006, *China*)

Abstract: Aiming to address the issues of low efficiency and high labor intensity in manual bud selection during sugarcane seed preparation, it was focused on two key aspects: model detection accuracy and dynamic recognition rate. A lightweight model based on an improved YOLO 11n, named YOLO 11n－EWL, was proposed to enhance the detection accuracy of sugarcane buds in images, and systematic experiments were conducted to optimize dynamic recognition performance. The C3k2 module was improved by using the Sobel operator; by incorporating a Sobel Conv branch that extracted edge information, the detection accuracy for sugarcane buds was enhanced. Wavelet pooling was introduced to optimize the pooling method in the baseline model (YOLO 11n), improving detection accuracy while reducing model complexity. Based on the lightweight shared convolutional detection (LSCD) head, a detail-enhanced convolution (DEC) was applied to design a more lightweight detection head named lightweight shared convolutional detection detail-enhanced convolution (LSCDECD), further reducing the model's floating-point operations (FLOPs) and parameter count, making it more suitable for deployment on edge systems. Results showed that the improved model (YOLO 11n－EWL) achieved mAP@0.5, precision, and recall of 99.4%, 99.2%, and 98.3%, respectively, representing improvements of 4.7, 3.7, and 12.6 percentage points over the baseline model (YOLO 11n). The FLOPs and parameter count were reduced by 25.8% and 31.7%, respectively, and the frame rate was increased by 14 f/s. Under

收稿日期: 2025－05－25　修回日期: 2025－06－18

基金项目: 国家自然科学基金项目(52165009)和广西科技重点研发项目(桂科 AB18281016)

作者简介: 李尚平(1956—),男,教授,博士,主要从事农业机械化研究,E-mail: 1763238582@qq.com

通信作者: 李凯华(1985—),男,实验师,主要从事农业机械自动化研究,E-mail: 1023604966@qq.com

conditions of conveyor belt speed, illumination intensity, and exposure time set at 18.84 cm/s, 16 520 lx, and 1 000 μs, respectively, the dynamic detection and recognition rate for sugarcane buds reached 99.0%, with average of 4 522 sugarcane segments identified per hour.

Key words: sugarcane bud recognition; YOLO 11n; lightweight; dynamic detection

0 引言

甘蔗在我国国家战略中占据着重要地位[1],其直接关乎国家食糖安全问题[2]。甘蔗作为我国最主要的糖料作物[3],其种植面积约 1.27×10^6 hm^2,占全国糖料作物总种植面积的 85% 以上[4]。我国主要甘蔗产区集中在广西、云南、广东和海南等地[5-6]。其中,广西壮族自治区是全国最大的甘蔗产区,对保障国家食糖安全具有不可替代的作用[7]。评价甘蔗蔗种质量的核心指标是蔗芽质量。目前甘蔗蔗种筛选工作大多仍依赖人工,这种传统方式存在效率低、劳动强度大、成本高昂以及劳动力短缺等问题。随着传统农业朝着智能化发展,越来越多学者将信息技术与传统机械相结合[8],实现智慧农业。

近年来,深度学习和大模型技术实现了高级语义特征的自主学习,并且在许多领域展示了良好的泛化能力[9-12]。一些学者也将深度学习应用于甘蔗特征检测研究,并取得了一定的成果,尤其是在甘蔗茎节特征识别和播种及收获方面[13-23]。但针对蔗芽本身的研究仍处于基础阶段,目前关于蔗芽特征识别研究,大多在静态条件下进行,或者检测时间长、效率较低,无法满足实际应用需求[24-25]。

基于以上分析,本文以 YOLO 11n 为基线模型,结合实际应用中实时检测及轻量化部署的要求,提出一种适用于检测蔗芽的模型 YOLO 11n-EWL,在提升图像中蔗芽识别准确率的同时,针对蔗芽对生的生长特性,通过系统性实验探究,实现蔗种滚动过程中蔗芽高精度检测。

1 材料与方法

1.1 数据构建

蔗芽数据来自广西壮族自治区扶绥县农科新城基地实验田。蔗种采集时间为 2023 年 11 月 22 日,切段后在广西民族大学物理与电子信息学院研究室拍摄,相机型号为 HIK-HM050-MZ、镜头型号为 MVLMF0824M-5MPE,拍摄高度为 500 mm,采集过程如图 1 所示。

最终采集到完整甘蔗图像 6 000 幅,图像分辨率为 2 448 像素 ×2 048 像素,保存为. jpg 格式。根

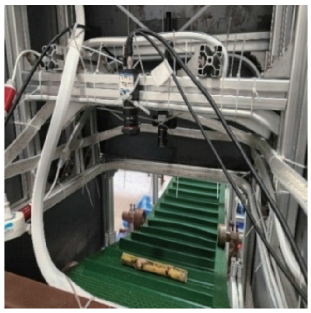
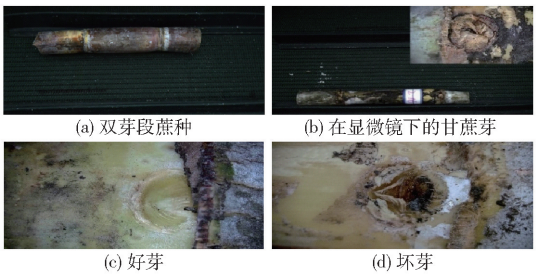


图 1 样本采集

Fig. 1 Sample collection

据农艺专家指导和团队田间调研,使用显微镜对蔗芽从颜色、形态等方面进行多角度多因素区分,确定蔗芽质量,如图 2 所示。



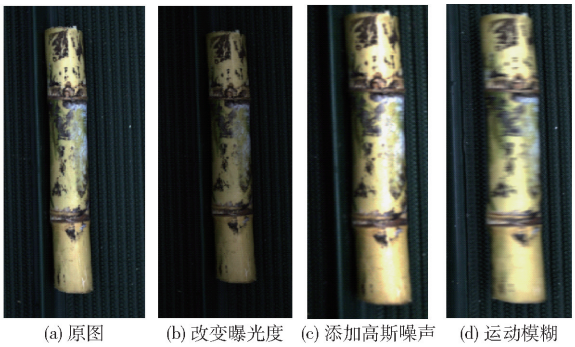
(a) 双芽段蔗种 (b) 在显微镜下的甘蔗芽

(c) 好芽 (d) 坏芽

图 2 甘蔗芽显微图像

Fig. 2 Microscopic images of sugarcane bud

采用图像标注工具 LabelImg 按照好芽(Goodbud)、坏芽(Badbud)和整根(Whole)3 种标签进行手动标注,保存图像为检测所需的. txt 文件格式。为进一步扩充蔗芽特征数据集,提高模型鲁棒性和泛化能力,通过改变曝光度、添加高斯噪声、运动模糊 3 种图像处理技术随机结合的方式,如图 3 所示,将数据集扩充 5 倍,增加到 30 000 幅。增强后数据集按照比例 8∶1∶1 随机划分为训练集、验证集以及测试集。其中各特征类别数量如表 1 所示。



(a) 原图 (b) 改变曝光度 (c) 添加高斯噪声 (d) 运动模糊

图 3 数据增强方式

Fig. 3 Data augmentation methods

表 1　数据集特征分布

Tab. 1　Dataset feature distribution

特征类别	训练集	验证集	测试集
好芽	27 466	2 248	2 421
坏芽	20 534	3 752	3 579
整根	24 000	3 000	3 000

1.2　实验平台组成及工作原理

所设计的预切种式 360°蔗种筛选机如图 4 所示，该机器设计原理基于蔗芽 360°动态识别筛选机，在结构上选用无杆气缸替换旋转气缸；其次选用 16 路晶体管继电器代替单片机。



图 4　预切种式 360°蔗种筛选机

Fig. 4　Pre-cutting 360° sugarcane seed selection machine

预切种式 360°蔗种筛选机主要由输送带、摄像头、黑箱、无杆气缸、电机、辊轮及铝型材等结构组成。整机工作流程如图 5 所示，启动电机，由驱动器带动主辊轮转动，输送带向前持续不间断传送蔗种，经过传送带提升，蔗种在传送带倾斜最高点处向下翻滚，通过摄像头实时捕捉翻滚过程中的每帧图像并进行处理分析。若识别结果为坏芽，则计算机串口通过继电器使电磁阀使能，从而控制无杆气缸滑动，劣种顺挡板落入次品箱，若识别结果为好芽，则落入另一侧蔗种箱。

2　网络模型改进

为实现预切种式 360°蔗种筛选机对蔗种智能化的筛选，检测模型对蔗芽需有高识别率，并且模型需满足低消耗、低功率的部署要求。基于 YOLO 11n 提出一种高识别精度、低复杂度的检测模型，主要有以下改进与优化：

（1）通过结合提取边缘信息的 Sobel Conv 分支和提取空间信息的卷积分支提出一种新的 C3k2－EIEM 模块，其能够提取图像边缘特征，学习到更加丰富的图像特征，提高模型对蔗芽的检测精度。

（2）引入小波池化（Wavelet pooling）优化基线模型（YOLO 11n）的池化方式，在提升检测精度的同时降低模型复杂度。

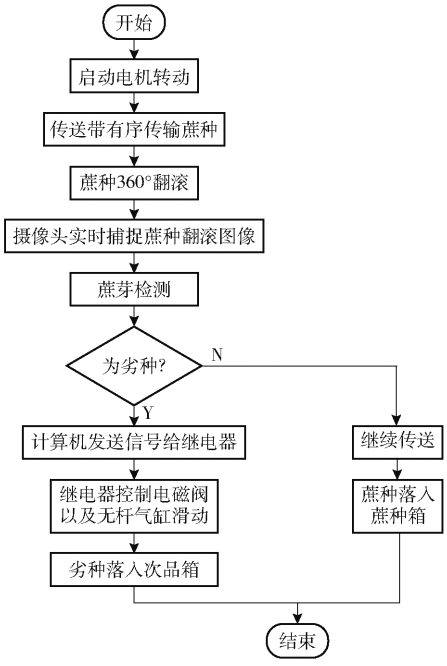


图 5　整机工作流程图

Fig. 5　Overall machine flowchart

（3）使用 LSCDECD 检测头降低模型运算浮点数和参数量，提高检测速度。

YOLO 11n－EWL 结构如图 6 所示。

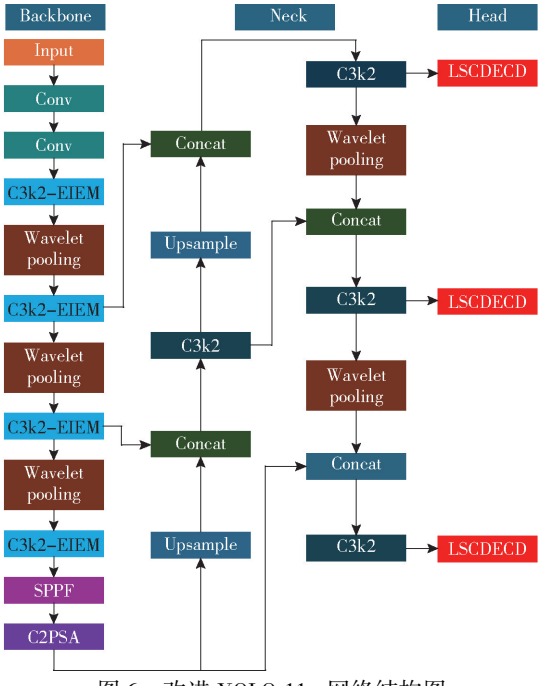


图 6　改进 YOLO 11n 网络结构图

Fig. 6　Improved YOLO 11n network architecture diagram

2.1　引入 Sobel 优化 C3k2 模块

Sobel 算子通过 2 个 3×3 卷积核分别提取图像在 x、y 方向的梯度，并最终合成梯度幅值图，以突出边缘信息，使网络同时具备提取空间语义信息与边缘结构信息的能力。相较 Canny 算子多阶段处理流程，Sobel 更易于嵌入 CNN 架构中，且其梯度输出可

直接用于构建空间注意力机制;相较 Laplacian 对噪声敏感的问题,Sobel 在保留边缘细节的同时具备更强的抗噪能力,更适合农业图像中蔗芽这类边缘模糊、背景复杂的检测任务。改进 C3k2 - EIEM 模块结构如图 7 所示。

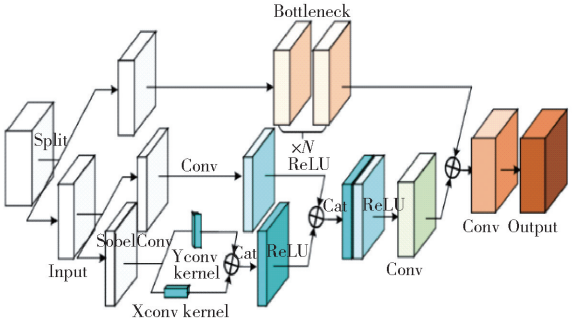


图 7 C3k2 - EIEM 网络结构图

Fig. 7 C3k2 - EIEM network structure diagram

2.2 小波池化(Wavelet pooling)

传统多尺度池化方法往往伴随着计算量的显著增加,且在小目标检测任务中提升效果有限。为克服传统池化方式(如最大池化易丢失图像细节、平均池化可能稀释关键特征)所带来的局限性,本文引入小波池化(Wavelet pooling)[26],如图 8 所示,其中 C、H、W 分别表示特征图通道数量、在垂直方向像素的数量和在水平方向像素的数量。

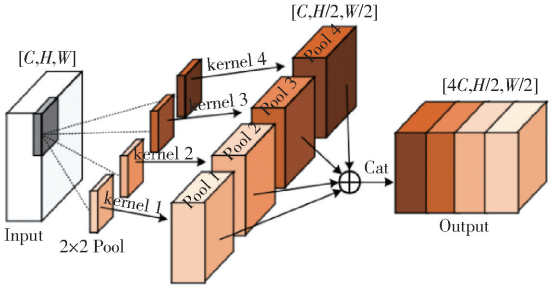


图 8 Wavelet pooling 网络结构图

Fig. 8 Wavelet pooling network structure diagram

该方法基于快速小波变换(Fast wavelet transform,FWT),在小波域内对输入特征图进行二阶离散小波分解

$$W_\varphi[j+1,k]=h_\varphi[-n]W_\varphi[j,n]|_{n=2k,k\leqslant 0} \quad (1)$$

$$W_\theta[j+1,k]=h_\theta[-n]W_\theta[j,n]|_{n=2k,k\leqslant 0} \quad (2)$$

式中 φ——近似函数

θ——细节函数

W_φ——近似系数

W_θ——细节系数

$h_\varphi[-n]$——时间反转缩放函数

$h_\theta[-n]$——小波矢量

n——求和索引变量

j——分辨率级别

在图像上使用 FWT 时,应用 2 次(1 次在行上,1 次在列上)。通过组合执行此操作,可获得每个分解级别的细节子带(LH、HL、HH)以及最高分解级别的近似子带(LL)。

高阶小波分解虽然理论上可以提供更精细的频率分辨率,但会显著增加计算量和参数规模,尤其是在深度网络中频繁使用时易导致训练不稳定或推理延迟。而二阶分解能够有效捕捉图像的主要结构信息(LL)、水平边缘(LH)、垂直边缘(HL)和对角线边缘(HH),满足大多数视觉识别任务的需求。通过二阶小波分解,输入特征图被划分为多个子带,每个子带分别对应不同方向的边缘和纹理信息。在二阶分解后,再使用二阶小波子带重建图像特征

$$W_\varphi[j,k]=h_\varphi[-n]W_\varphi[j+1,n]+h_\theta[-n]W_\theta[j+1,n]|_{n=\frac{k}{2},k\leqslant 0} \quad (3)$$

这种设计有助于增强模型对目标轮廓的感知能力,尤其适用于蔗芽这类边缘模糊、形状细长的目标检测任务。

2.3 轻量化检测头

YOLO 11n 检测头采用解耦头,其模型运算量约占整个模型的 40%。解耦头包含 3 个分支,每 1 个分支由 3 个 3×3 卷积层以及 2 个 1×1 卷积层组成,提取特征图后,需通过遍历这些卷积层才能实现目标检测,增加了模型复杂度和计算量。

对基于轻量化共享卷积检测头(Lightweight shared convolutional detection head,LSCD)使用细节增强卷积(Detail-enhanced convolution, DEC)进一步改进。轻量化共享卷积检测头采用通道分组归一化(Group Norm),通过使用共享卷积,大幅减少参数量。在使用共享卷积的同时,为了应对每个检测头所检测目标尺度不一致的问题,通过细节增强卷积使用缩放层(Scale)对特征进行缩放,这种方法能实现在检测头参数量更少、计算量更少的情况下,尽可能减少精度的损失。在对蔗芽进行检测时,LSCDECD 检测头不仅减少了浮点运算量和参数量,使得模型更轻量化,且精度有所提升。其网络结构如图 9 所示。

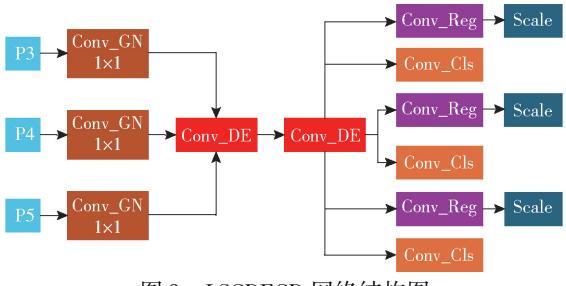


图 9 LSCDECD 网络结构图

Fig. 9 LSCDECD network structure diagram

3　改进模型对比实验

3.1　评价指标与参数设置

为了更全面评估模型性能，采用精确率（P）、召回率（R）、平均精度均值（mAP@0.5）、参数量、帧率（FPS）以及浮点运算量等指标对模型进行综合评价。模型训练与测试过程均在 Windows 11 操作系统环境下完成。硬件方面，计算机采用 AMD Ryzen 7840H 中央处理器（CPU）和 NVIDIA GeForce RTX 4060 独立显卡（GPU）。软件方面，基于 PyTorch 2.2.2 深度学习框架搭建完整开发平台。编程语言采用 Python 3.10.16。训练策略方面，模型初始学习率设置为 0.001，输入图像尺寸统一调整为640 像素×640 像素，整个训练过程共设定为 300 个迭代周期。

3.2　消融实验

为验证每种改进方式对最终算法的优化效果，分别将其添加进模型中进行消融实验。YOLO 11n－E 为使用改进的 C3k2－EIEM 模块替换原始 C3k2 模块；YOLO 11n－W 为将基线模型（YOLO 11n）池化模块替换为小波池化（Wavelet pooling）；YOLO 11n－L 为将基线模型（YOLO 11n）检测头替换为 LSCDECD 检测头。

消融实验结果见表 2。从表 2 可以看出，YOLO 11n－EWL 的 mAP50、精确率和召回率分别为 99.4%、99.2% 和 98.3%，相较基线模型（YOLO 11n）分别提升 4.7、3.7、12.6 个百分点，同时 YOLO 11n－EWL 整体复杂度降低，其浮点运算量和参数量分别减小 25.8% 和 31.7%，模型帧率提高14 f/s。在 3 个改进方法中，使用 C3k2－EIEM 模块替换原始 C3k2 模块，使模型的 mAP50、精确率和召回率分别提高 4.0、1.8、11 个百分点；使用小波池化（Wavelet pooling）模块使模型浮点运算量和参数量分别减小 18.2% 和 17.6%；使用 LSCDECD 检测头使模型浮点运算量和参数量分别减小 22.7% 和 14.5%。

表 2　消融实验结果

Tab.2　Ablation experiments results

模型	mAP@0.5/%	精确率/%	召回率/%	浮点运算量	参数量	帧率/(f·s^{-1})
YOLO 11n	94.7	95.5	85.7	6.6×10^{11}	2.62×10^{6}	131.0
YOLO 11n－E	98.7	97.3	96.7	6.6×10^{11}	2.57×10^{6}	145.0
YOLO 11n－W	95.1	96.3	88.1	5.4×10^{11}	2.16×10^{6}	152.0
YOLO 11n－L	94.7	95.4	85.4	5.1×10^{11}	2.24×10^{6}	148.0
YOLO 11n－EW	99.6	99.4	98.5	5.8×10^{11}	2.15×10^{6}	150.0
YOLO 11n－EWL	99.4	99.2	98.3	4.9×10^{11}	1.79×10^{6}	145.0

3.3　主流模型对比实验

为进一步验证改进后模型的优越性，将改进后模型（YOLO 11n－EWL）与主流目标模型进行比较，结果如表 3 所示。

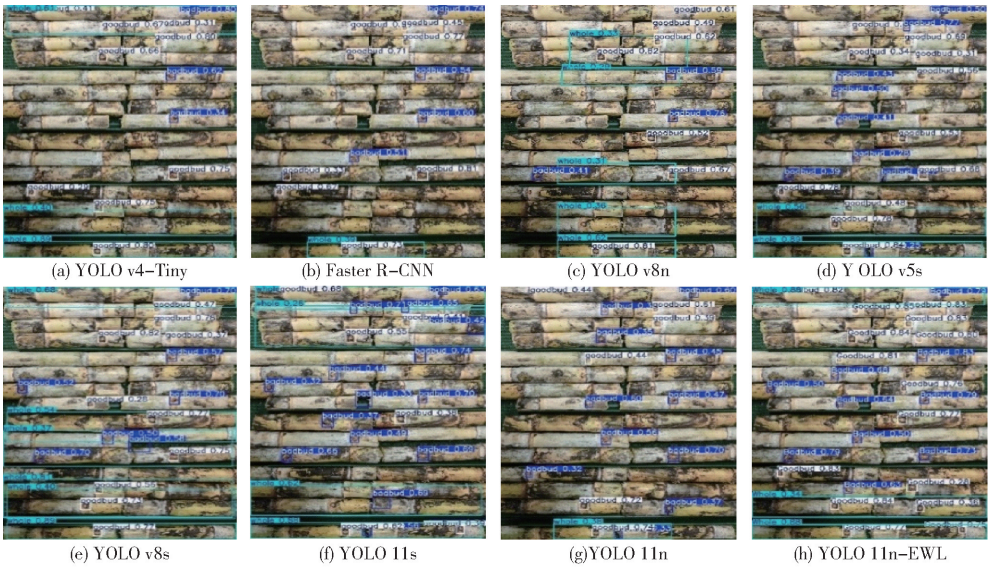
表 3　主流模型对比结果

Tab.3　Comparison results of mainstream models

模型	mAP@0.5/%	精确率/%	召回率/%	浮点运算量	参数量	帧率/(f·s^{-1})
YOLO v4－Tiny	93.1	92.3	84.7	8.70×10^{11}	2.26×10^{6}	71.0
Faster R－CNN	92.2	92.4	89.5	1.56×10^{13}	3.12×10^{8}	21.0
YOLO v8n	91.3	90.6	83.3	8.10×10^{11}	5.90×10^{6}	128.0
YOLO v5s	95.4	93.9	88.9	1.56×10^{12}	1.38×10^{7}	98.0
YOLO v8s	95.5	94.7	91.4	1.96×10^{12}	1.48×10^{7}	136.0
YOLO 11s	96.3	96.1	92.2	1.99×10^{12}	1.54×10^{7}	138.0
YOLO 11n	94.7	95.5	85.7	6.60×10^{11}	2.62×10^{6}	131.0
YOLO 11n－EWL	99.4	99.2	98.3	4.90×10^{11}	1.79×10^{6}	145.0

从表 3 可知，Faster R－CNN、YOLO v5s、YOLO v8s 和 YOLO 11s 浮点运算量和参数量过大，检测实时性差，不适用于边缘系统部署。与 YOLO v4－Tiny、YOLO v8n 和 YOLO 11n 相比，YOLO 11n－EWL 的 mAP50 分别高 6.3、8.1、4.7 个百分点，同时检测帧率也分别提高 74.0、17、14 f/s。

以上分析表明，YOLO 11n－EWL 模型综合考虑模型复杂度、检测速度和检测精度，并在这三者之间取得平衡，具有良好的综合检测性能。YOLO 11n－EWL 模型通过减少浮点运算量和参数量，显著降低模型复杂度，使模型在较低硬件资源下也能高效地运行，拓展了其部署场景和实用性，更适用于资源受限的甘蔗种质量检测场景。不同模型检测效果如图 10 所示。



(a) YOLO v4-Tiny (b) Faster R-CNN (c) YOLO v8n (d) Y OLO v5s
(e) YOLO v8s (f) YOLO 11s (g)YOLO 11n (h) YOLO 11n-EWL

图 10 不同模型检测结果

Fig. 10 Detection results of different models

4 蔗芽检测实验

4.1 实验准备

根据对机器视觉技术的调研及预实验分析,目标运动速度、环境光照强度和相机曝光时间是影响动态识别效果的关键因素。其中,输送带速度直接影响图像运动模糊程度,因此需对速度进行精确标定。为实现精准控制,将步进电机驱动器拨码开关设为 1 600 p/r,并通过 KH-01 型控制器输入不同频率脉冲信号调节转速,从而控制输送带速度。实际操作中,选取多个脉冲频率,测量输送带运行 1 m 所需时间,计算对应速度,以确保后续实验数据准确可靠。不同控制参数下实际运行速度如表 4 所示。

表 4 速度标定实验结果

Tab. 4 Speed calibration experiment results

脉冲数	时间/s	速度/(cm·s^{-1})
3 200	9.74	10.27
4 000	8.50	11.76
4 800	7.04	14.20
5 600	6.38	15.67
6 400	5.41	18.48
7 200	4.73	21.14
8 000	4.28	23.26

选用海康工业相机,相机型号为 MV-CS020-10UC,200 万像素,CMOS 全局快门,90 f/s;镜头型号为 MVL-HF0624M-10MF,焦距 6 mm,像素 1 000 万,光圈 F2.4~F16。手动切种选用 100 段双芽段甘蔗种共 200 个蔗芽(图 11),分别在不同实验中探究速度、光照强度和相机曝光时间对蔗芽识别率的影响,在图 4 所示实验平台进行实验。



图 11 动态检测实验准备

Fig. 11 Preparation for dynamic detection experiment

4.2 速度实验

对于动态识别任务,目标速度越快,保持连续识别跟踪的难度就越大。快速移动可能导致目标暂时离开视野或与其它物体发生重叠。为了探究蔗芽动态识别效果和输送带速度之间的关系,选用 7 种速度在预切式 360°蔗种筛选机上进行实验,结果如表 5 所示。

表 5 速度实验结果

Tab. 5 Speed experiment results

速度/(cm·s^{-1})	蔗芽识别率/%		
	第 1 组	第 2 组	第 3 组
10.27	99.0	100	98.0
11.76	98.5	99.0	99.5
14.20	98.5	99.5	99.0
15.67	99.0	98.5	98.5
18.48	98.5	98.5	99.0
21.14	84.0	84.5	83.5
23.26	62.5	63.5	61.5

由表 5 可知，当输送带速度大于 18.48 cm/s 时蔗芽识别率显著降低。速度为 18.48 cm/s 时，蔗芽动态识别率最合适。

4.3　亮度实验

视觉识别中，亮度是极为关键的因素，其直接影响图像质量以及后续处理效果。适当的亮度能够确保图像的清晰度和对比度，使目标物体更易被识别。如果亮度太低，图像可能会昏暗，细节丢失；而亮度过高则可能导致图像过曝，同样会丢失细节。亮度水平也影响颜色表现。在不同亮度条件下，同一物体颜色表现可能不同。正确的亮度设置有助于保持颜色真实性和一致性。为探究亮度与蔗芽识别率之间的关系，选用由低到高 7 种光照强度进行实验，结果如表 6 所示。

表 6　亮度实验结果

Tab. 6　Brightness experiment

光照强度/lx	蔗芽识别率/%		
	第 1 组	第 2 组	第 3 组
5 670	18.0	20.5	16.5
9 050	39.0	39.0	40.5
11 010	74.5	74.0	75.0
14 782	98.5	97.5	99.5
16 520	99.0	99.0	99.0
19 840	91.5	90.0	93.0
23 171	83.0	83.5	82.5

由表 6 可知，当光照强度小于 14 782 lx 时，亮度太低，图像昏暗，细节丢失；当亮度大于 16 520 lx，则导致图像过曝，同样会丢失细节。处于16 520 lx 时蔗芽的识别率最高。

4.4　曝光时间实验

视觉识别中，选择合适的相机曝光时间需综合考虑环境亮度、物体运动速度及图像质量要求等因素。暗光环境下曝光时间过短会导致图像过暗、细节丢失；明亮环境下曝光时间过长则易造成过曝。对于快速移动的物体，较长的曝光时间会引起运动模糊，影响清晰度。缩短曝光时间虽可减少模糊，但会增加噪声。通过调整不同曝光时间进行实验，结果如表 7 所示。

表 7　曝光时间实验结果

Tab. 7　Experiment on exposure time

曝光时间/μs	蔗芽识别率/%		
	第 1 组	第 2 组	第 3 组
10 000	57.5	56.0	59.0
8 000	64.0	65.0	63.0
5 000	72.5	70.0	75.0
3 000	77.5	78.0	77.0
1 000	99.0	100	98.0
800	93.5	93.5	93.5
500	87.0	88.0	86.0

由表 7 可知，当相机曝光时间大于 1 000 μs 时，较长的曝光时间会导致运动模糊，降低图像清晰度。当曝光时间小于 1 000 μs 时会增加图像中的噪声，降低图像质量。当相机曝光时间为 1 000 μs 时蔗芽识别率最高。

4.5　多因素实验与优化分析

结合前期实验结果发现，输送带速度、光照强度和曝光时间是影响蔗芽识别率的关键因素。为系统评估这些因素及其不同水平对蔗芽动态识别效果的影响，进行三因素三水平正交实验设计。通过本实验进一步优化这些参数，提升整体识别性能。为进行数据分析并深入探究各因素对蔗芽识别率的具体影响，使用 SPSSAU 软件进行正交实验分析。

正交实验因素水平如表 8 所示，正交实验设计如表 9 所示，实验结果极差分析如表 10 所示。

表 8　因素水平

Tab. 8　Factors and levels

水平	因素		
	速度/(cm·s^{-1})	光照强度/lx	曝光时间/μs
1	15.67	11 010	3 000
2	18.48	16 520	1 000
3	23.26	23 171	500

表 9　正交实验设计与结果

Tab. 9　Orthogonal experimental design and result

序号	因素			蔗芽识别率/%
	速度水平值	光照强度水平值	曝光时间水平值	
1	1	1	1	62.0
2	1	2	3	83.5
3	1	3	2	90.5
4	2	1	3	79.5
5	2	2	2	99.0
6	2	3	1	40.0
7	3	1	2	85.5
8	3	2	1	49.0
9	3	3	3	80.5

表 10　极差分析

Tab. 10　Range analysis

项目	水平	速度	光照强度	曝光时间
K	1	236.00	227.00	151.50
	2	219.00	231.50	275.00
	3	215.00	211.50	243.50
K 平均值	1	78.67	75.67	50.50
	2	73.00	77.17	91.67
	3	71.67	70.50	81.17
最佳水平		1	2	2
R		7.00	6.67	41.17

由表 10 可知，3 个因素对蔗芽识别率的影响由

大到小依次为:曝光时间、速度、光照强度;最优实验水平为 1、2、2,即速度、光照强度和曝光时间分别为 15.67 cm/s、16 520 lx 和 1 000 μs。

本研究不仅关注蔗芽识别率,同样要求拥有更快的速度。在生产应用中,满足识别率之后,每次速度增加都意味着机器性能提升,因此既要使用正交实验的全面性,结果分析又要与实际挂钩。由上述实验结果可知,当速度、光照强度和曝光时间分别为 15.67 cm/s、16 520 lx 和 1 000 μs 时,效果最优;当速度、光照强度和曝光时间分别为 18.48 cm/s、16 520 lx 和1 000 μs 时生产效果最佳,蔗芽识别率可达到 99%,平均每小时识别蔗种 4 522 段。

5 结束语

在课题组前期研发的蔗芽 360°动态识别筛选机基础上,围绕检测模型对蔗芽识别精度以及蔗种滚动过程中蔗芽的动态识别率 2 个关键问题展开研究。针对蔗芽识别精度不足的问题,本文提出一种基于改进 YOLO 11n 的轻量级蔗芽检测模型(YOLO 11n - EWL)。有效解决了甘蔗生产备种过程中检测模型对蔗芽识别精度低的问题。实验结果表明,与主流模型(YOLO v4 - Tiny、Faster R - CNN、YOLO v8n、YOLO v5s、YOLO v8s、YOLO 11s、YOLO 11n)相比,YOLO 11n - EWL 精确率分别提高 6.9、6.8、8.6、5.3、4.5、3.1、3.7 个百分点。与基线模型(YOLO 11n)相比,改进后模型(YOLO 11n - EWL)浮点运算量和参数量分别减小 25.8% 和 31.7%;通过实验探究,发现预切种式360°蔗种筛选机在速度、光照强度和曝光时间分别为 18.48 cm/s、16 520 lx 和 1 000 μs 时,蔗芽动态识别率为 99.0%,生产效果最佳,平均每小时识别蔗种 4 522 段。结果表明,本研究可为甘蔗蔗芽识别筛选提供技术支持。

参 考 文 献

[1] 熊金陵,林鑫,吴诗唯,等. 新形势下广西横州市甘蔗产业的发展机遇与对策[J]. 广西糖业,2025,45(1):45 - 49.

[2] 张跃彬. 我国蔗糖产业安全问题与发展对策[J]. 中国糖料,2019,41(1):66 - 68.
ZHANG Yuebin. Safety problems and development countermeasures of cane sugar industry in China [J]. Sugar Crops of China, 2019,41(1):66 - 68. (in Chinese)

[3] 赵胜. 金融支持乡村振兴的实践与思考——以广西糖料蔗产业农户信贷支持为例[J]. 农银学刊,2024(5):38 - 42.

[4] 刘晓雪,李维,蒙威宇. 全球食糖生产布局特征及主产国产量演变探究[J]. 甘蔗糖业,2024,53(5):49 - 65.
LIU Xiaoxue, LI Wei, MENG Weiyu. Characteristics of global sugar production distribution and output evolution of major producing countries[J]. Sugarcane and Canesugar,2024,53(5):49 - 65. (in Chinese)

[5] 黄玉咪,覃佩,陆艳,等. 广西西南边境地区蔗糖产业现状与挑战——以大新县为例[J]. 甘蔗糖业,2025,54(1):97 - 105.
HUANG Yumi, QIN Pei, LU Yan, et al. The present situation and challenge of sugarcane industry in southwest border areas of Guangxi—take Daxin County as an example[J]. Sugarcane and Canesugar,2025,54(1):97 - 105. (in Chinese)

[6] 陶伟,粟华林,成振华,等. 基于多元数据的甘蔗产量预报[J]. 甘蔗糖业,2025,54(2):62 - 68.
TAO Wei, SU Hualin, CHENG Zhenhua, et al. Sugarcane yield forecast based on multivariate data[J]. Sugarcane and Canesugar, 2025,54(2):62 - 68. (in Chinese)

[7] 吕平,周全光,王友富,等. 高产高糖强宿根性甘蔗新品种桂热 2 号的选育[J]. 中国糖料,2024,46(1):23 - 32.
LÜ Ping, ZHOU Quanguang, WANG Youfu, et al. Breeding of a new sugarcane variety guire 2 with high yield, high sugar and good ratooning ability[J]. Sugar Crops of China,2024,46(1):23 - 32. (in Chinese)

[8] 廖艺,陶宇,文媛媛,等. 甘蔗组织培养技术研究进展[J]. 甘蔗糖业,2024,53(4):37 - 51.
LIAO Yi, TAO Yu, WEN Yuanyuan, et al. Research progress in sugarcane tissue culture technology[J]. Sugarcane and Canesugar,2024,53(4):37 - 51. (in Chinese)

[9] HUANG J, WANG K, HOU Y, et al. LW-YOLO 11: a lightweight arbitrary-oriented ship detection method based on Improved YOLO 11[J]. Sensors,2025,25:65.

[10] WANG G, CHEN Y, AN P, et al. UAV-YOLO v8: a small-object-detection model based on improved YOLO v8 for UAV aerial photography scenarios[J]. Sensors,2023,23:7190.

[11] 周平,殷勇,杨岚,等. 基于改进 YOLO v7 的荔枝叶片病害监测模型[J]. 农业工程,2025,15(4):21 - 27.
ZHOU Ping, YIN Yong, YANG Lan, et al. Litchi leaf disease monitoring model based on improved YOLO v7[J]. Agricultural Engineering,2025,15(4):21 - 27. (in Chinese)

[12] MA N, SU Y, YANG L, et al. Wheat seed detection and counting method based on improved YOLO v8 model[J]. Sensors, 2024,24:1654.

[13] 李尚平,覃勇华,黄伟斌,等. 基于 YOLO v8-SD 的预切式甘蔗种质量检测方法研究[J]. 农业机械学报,2025,56(7):457 - 467.
LI Shangping, QIN Yonghua, HUANG Weibin, et al. Quality inspection method of pre-cut sugarcane seed based on YOLO V8-SD[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(7):457 - 467. (in Chinese)

[14] 李尚平,韦雨彤,任泓宇,等. 丘陵地区履带式甘蔗收获机横向调平系统设计与试验[J]. 农业机械学报,2025,56(6):374 - 385.

LI Shangping, WEI Yutong, REN Hongyu, et al. Design and experiment of leveling system for crawler-type sugarcane harvesters in hilly areas[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 374－385. (in Chinese)

[15] 李尚平,李洋,张彪,等. 宿根蔗补种机均匀排种控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报,2023,54(11):124－138.
LI Shangping, LI Yang, ZHANG Biao, et al. Design and experiment on control system of uniform seed seeding of ratoon cane reseeding machine[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 124－138. (in Chinese)

[16] 谢忠坚,廖珩宇,文春明,等. 基于改进 YOLO v5s 的蔗节检测方法[J]. 中国农机化学报,2024,45(12):224－229.
XIE Zhongjian, LIAO Hengyu, WEN Chunming, et al. Sugarcane node detection method based on improved YOLO v5s[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(12): 224－229. (in Chinese)

[17] CHEN W, JU C, LI Y, et al. Sugarcane stem node recognition in field by deep learning combining data expansion[J]. Applied Sciences, 2021, 11(18): 8663.

[18] WEN C, GUO H, LI J H, et al. Application of improved YOLO v7-based sugarcane stem node recognition algorithm in complex environments[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1230517.

[19] 李尚平,李鑫志,文春明,等. 双芽蔗段横向种植机沟深控制系统设计与试验[J]. 农业机械学报,2024,55(12):22－32.
LI Shangping, LI Xinzhi, WEN Chunming, et al. Tillage depth control system for double-bud cane section transverse planters[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 22－32. (in Chinese)

[20] 李尚平,卞俊析,李凯华,等. 基于改进 YOLO v5s 的复杂环境下蔗梢分叉点识别与定位[J]. 农业机械学报,2023,54(11):247－258.
LI Shangping, BIAN Junxi, LI Kaihua, et al. Identification and height localization of sugarcane tip bifurcation points in complex environments based on improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 247－258. (in Chinese)

[21] HU S, TANG G, YU K, et al. Embedded YOLO v8: real-time detection of sugarcane nodes in complex natural environments by rapid structural pruning method[J]. Measurement, 2025, 242: 116291.

[22] 李尚平,甘伟光,郑创锐,等. 甘蔗切种机多刀闭环协同控制系统设计与试验[J]. 农机化研究,2025,47(6):147－154.
LI Shangping, GAN Weiguang, ZHENG Chuangrui, et al. Design and experiment of cooperative control system for multi blade closed-loop sugarcane pre-cut machine[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2025, 47(6): 147－154. (in Chinese)

[23] ZHANG F, DONG D, JIA X, et al. Sugarcane-YOLO: an improved YOLO v8 model for accurate identification of sugarcane seed sprouts[J]. Agronomy, 2024, 14(10): 2412.

[24] 刘姣娣,何捷,许洪振,等. 基于改进 YOLOv4-Tiny 的蔗芽识别方法[J]. 中国农机化学报,2023,44(11):169－175.
LIU Jiaodi, HE Jie, XU Hongzhen, et al. Identification method of cane sprout based on improved YOLO v4-Tiny[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(11): 169－175. (in Chinese)

[25] 沈漫林,刘姣娣,许洪振,等. 基于改进 YOLO v4 的蔗种坏芽识别方法研究[J]. 中国农机化学报,2024,45(9):190－195.
SHEN Manlin, LIU Jiaodi, XU Hongzhen, et al. Research on sugarcane seed bad bud recognition method based on improved YOLO v4[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(9): 190－195. (in Chinese)

[26] WILLIAMS T, LI R. Wavelet pooling for convolutional neural networks[C]// International Conference on Learning Representations, 2018.