doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2025.07.042

基于 YOLO v8 - SD 的预切式甘蔗种质量检测方法研究

李尚平[1,2]　覃勇华[1,3]　黄伟斌[1,3]　李凯华[1,3]　闫清林[1,3]

(1.广西民族大学电子信息学院,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:甘蔗种质量检测是甘蔗预切备种过程中的关键环节。针对实际备种场景中环境复杂、边缘设备计算资源受限的问题,提出一种基于改进 YOLO v8n 的轻量化甘蔗种质量检测方法。通过引入混合局部通道注意力(Mixed local channel attention,MLCA)和部分卷积(PConv)改进网络结构,有效减少模型的冗余计算并增强对关键特征的关注能力;在颈部网络使用 DySample 动态上采样,以更准确地获取特征点的边界和细节信息;此外,采用重参数化的共享卷积结构对检测头进行改进,进一步减少模型的复杂度;最终形成了甘蔗种质量检测模型 YOLO v8 - SD,将其结合单目相机测距算法,实现蔗种切口与相邻蔗节的距离测算。试验表明,YOLO v8 - SD 模型的 mAP50 达 98.3%,帧检测速率为 142.9 f/s,模型内存占用量为 3.45 MB,相较原始模型参数量和浮点运算量分别减少 47.8% 和 33.3%,模型内存占用量减小 41.9%,帧率提升 7.8 f/s。此外,使用本文方法的切口距离测算平均相对误差小于 6.1%。将改进后的模型部署在 NVIDIA Jetson Orin NX 开发板上配合甘蔗种筛选系统进行样机试验,试验结果表明,对于不同品种甘蔗种质量检测的平均准确率为 97.33%,满足实际应用需求。

关键词:预切式甘蔗种;质量检测;轻量化;YOLO v8;边缘端部署

中图分类号:S24;TP39　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2025)07-0457-11　　**OSID**:

Quality Inspection Method of Pre-cut Sugarcane Seed Based on YOLO v8 - SD

LI Shangping[1,2]　QIN Yonghua[1,3]　HUANG Weibin[1,3]　LI Kaihua[1,3]　YAN Qinglin[1,3]

(1. *College of Electronic Information*, *Guangxi Minzu University*, *Nanning* 530006, *China*
2. *Guangxi Provincial and Ministerial Collaborative Innovation Center for Sugarcane Industry*, *Nanning* 530006, *China*
3. *Key Laboratory of Intelligent Unmanned Systems and Intelligent Equipment for Universities in Guangxi*, *Nanning* 530006, *China*)

Abstract: Quality detection of sugarcane seed segments is a key step in the pre-cutting preparation process. To address challenges such as complex environments and limited computational resources on edge devices in practical seed preparation scenarios, a lightweight sugarcane seed quality detection method was proposed based on an improved YOLO v8n model. By introducing mixed local channel attention (MLCA) and partial convolution (PConv) to the network structure, redundant computations were effectively reduced while enhancing the model's focus on critical features. A dynamic upsampling module (DySample) was adopted in the neck network to more accurately capture the boundaries and details of feature points. Additionally, the detection head was improved by using a re-parameterized shared convolution structure, further reducing model complexity. The final model, named YOLO v8 - SD, was integrated with a monocular camera distance estimation algorithm to calculate the distance between the cut surface and adjacent sugarcane nodes. Experimental results showed that YOLO v8 - SD achieved an mAP50 of 98.3%, a frame detection speed of 142.9 f/s, and a model size of only 3.45 MB. Compared with the original model, the parameter count and FLOPs were reduced by 47.8% and 33.3%, respectively, the model size was reduced by 41.9%, and the frame rate was increased by 7.8 f/s. Furthermore, the proposed method achieved an average relative error of less than 6.1% in cut-surface distance estimation. The improved model was deployed on an NVIDIA Jetson Orin NX development board

收稿日期:2024 - 12 - 29　修回日期:2025 - 03 - 04

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,主要从事智能制造和农业机械化研究,E-mail:spli501@vip.sina.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:78281062@qq.com

and tested in a prototype sugarcane seed screening system. The results demonstrated an average detection accuracy of 97.33% across different sugarcane varieties, meeting the requirements of practical applications.

Key words: pre-cut sugarcane seed segments; quality detection; lightweighting; YOLO v8; edge deployment

0 引言

我国甘蔗种植面积占糖料种植面积的 85% 以上,其产糖量占食糖总量的 90% 以上。甘蔗预切种式种植是一种良种种植方法,其使用甘蔗切种机或切段式甘蔗收获机事先切种,经晒种、筛选和泡药等工序后获得健康合格的甘蔗段进行种植,具有蔗种质量可控、成活率高和产量均匀等优势。在预切种式种植方法中,备种质量直接影响甘蔗种植质量。目前,蔗种筛选主要还是通过人工进行粗略筛选,其劳动强度大、效率低,增加了蔗种成本及人工成本,因此,开发智能甘蔗种筛选系统很有必要。

在甘蔗茎节特征识别的研究上,早期采用传统图像处理方法开展了许多研究[1-3]。这些方法大多是在静态条件下进行,或者检测时间长、效率较低,另外,由于需要对图像进行阈值化操作,当图像的背景或者甘蔗品种发生变化时检测效果会下降,鲁棒性较差,无法满足实际应用需求。

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[4-7]。现阶段的目标检测算法可以根据目标检测处理流程分为 2 类,第 1 类是一阶段(One-stage)检测算法[8],如 SSD[9]、YOLO 系列[10] 和 Retina-Net[11],另一类是两阶段(Two-stage)检测算法[12],如:R-CNN[13]、Fast R-CNN[14] 和 Faster R-CNN[15] 等。

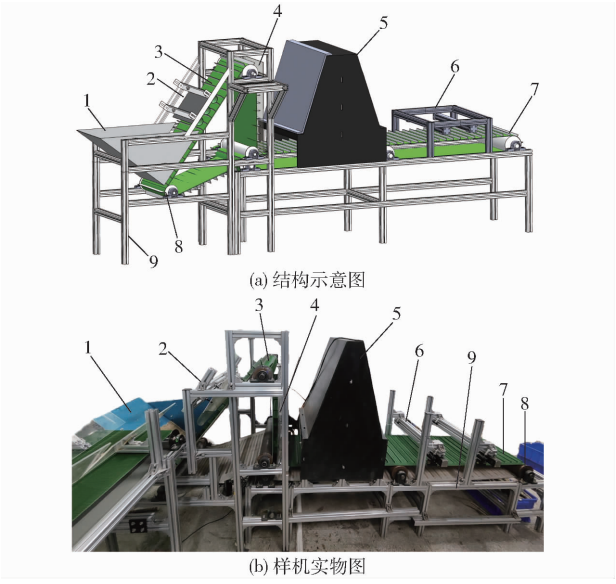
一些学者也将深度学习应用于甘蔗特征检测的研究上[16-20],并取得了一定的成果,这些研究为甘蔗茎节识别模型的实际应用提供了理论基础,但是没有在精度和轻量化之间找到平衡点。此外,目前大多研究没有关注蔗种的切口特征,无法进一步判断甘蔗备种过程中的切种质量。

基于以上分析,本文以 YOLO v8n 为基线模型,结合实际应用中的实时检测及轻量化部署的要求,提出一种适用于甘蔗种筛选系统的检测模型 YOLO v8-SD;同时,基于切口距离测算的需求,融合单目相机测距算法实现蔗种切口距离测算。最后,设计试验评估 YOLO v8-SD 和测距算法性能,并通过甘蔗种筛选系统样机进行试验,验证其在实际甘蔗种质量检测任务中的优越性和实用性。

1 系统结构与数据集制作

1.1 甘蔗种筛选系统结构

设计的预切式甘蔗种筛选系统结构如图 1 所示,主要分为有序供种机构和质量检测机构,有序供种结构包括集蔗箱、理蔗板、蔗种提升带和挡板;质量检测结构包括图像采集黑箱、输送带和劣种剔除机构。工作过程中,切段后的甘蔗种首先输送到集蔗箱内,经提升带有序提升、理蔗板整理提升的乱蔗后,甘蔗种被横向有序地送入质量检测结构,由输送带将甘蔗种送入图像采集黑箱,图像采集黑箱内的工业相机实时采集甘蔗种图像数据,经过甘蔗种质量检测算法后判断甘蔗种质量,对于不合格的甘蔗种,由劣种剔除机构剔除。



(a) 结构示意图

(b) 样机实物图

图 1 甘蔗种筛选系统

Fig. 1 Structure diagrams of sugarcane seed screening system

1. 集蔗箱 2. 理蔗板 3. 蔗种提升带 4. 挡板 5. 图像采集黑箱 6. 劣种剔除机构 7. 输送带 8. 传动辊 9. 台架

1.2 试验数据集制作

本文使用的数据集包括 4 个不同的甘蔗品种,即“中蔗 9 号”、“桂糖 44 号”、“桂糖 42 号”和“桂糖 55 号”,全部选用广西壮族自治区崇左市扶绥县亚热带农科新城甘蔗基地提供的半年生种蔗。经人工和切种机切段后,使用单个相机采集甘蔗种图像,相机型号为海康威视 MV-CS050-10GC 工业摄像头。数据集主要在模拟实际作业的场景下采集,为

了提高数据集的多样性，在不同的光源角度、不同光照环境和不同输送速度下对甘蔗种进行图像采集，共采集蔗种图像数据 2 880 幅。

使用 Labelimg 软件标记采集蔗种图像中的 3 种特征，分别是蔗节（Node）、切口（Cut）和蔗段（Sugarcane），如图 2 所示。以标记好的 2 880 组数据样本为基础，以 VOC 格式制作数据集，按照比例 6∶2∶2划分为训练集（1 728 幅图像）、验证集（576 幅图像）和测试集（576 幅图像），为了进一步扩充蔗种特征数据集，提高模型识别的鲁棒性和泛化能力，使用通道颜色变换、添加高斯噪声、运动模糊和改变曝光度 4 种图像处理技术随机结合的方式，将数据集中训练集扩充 1 倍，将训练集图像增加到 3 456 幅。增强后的数据集中各特征类别数量如表 1，部分增强效果如图 3 所示。



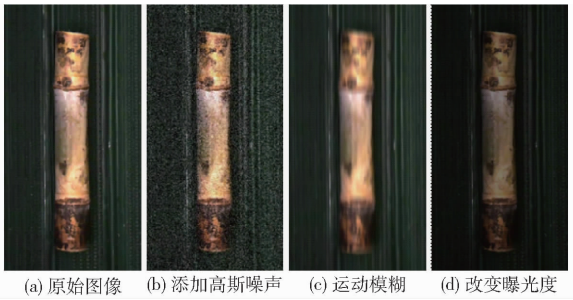
图 2　甘蔗种特征标记

Fig. 2　Sugarcane seed feature annotations

表 1　数据集特征数

Tab. 1　Number of features in dataset

特征类别	训练集	验证集	测试集
Node	12 444	2 120	2 267
Cut	11 102	1 929	1 937
Sugarcane	5 724	1 001	995



(a) 原始图像　(b) 添加高斯噪声　(c) 运动模糊　(d) 改变曝光度

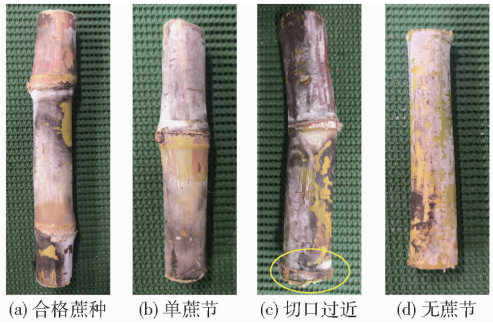
图 3　数据增强方式

Fig. 3　Data augmentation methods

2　基于 YOLO v8－SD 的甘蔗种质量检测方法

2.1　甘蔗种质量检测问题分析

预切式甘蔗种筛选是指甘蔗经过切段后，对成段的甘蔗种进行品质检控，预切式的蔗种形态主要分为单茎节段、双茎节段和多茎节段，甘蔗的蔗芽都生长在蔗节处，单茎节段蔗种在蔗节两端都有一个切口，易受病虫害和失水变质；多茎节蔗种易受“顶端优势”影响导致蔗芽生长不整齐[21]，且其长度不利于甘蔗种植机种箱存放；双茎节段既能兼顾发芽所需的养分，又能尽量保证蔗芽长势均匀，故实际生产中多采用双茎节段作为合格蔗种。因此，应用于甘蔗种筛选系统的算法研究关键在于对蔗种的切口、蔗节识别以及切口和蔗节间距离的测算，并完成对单茎节蔗种、切口距离茎节过近的双蔗节蔗种或无茎节蔗种的识别筛选。甘蔗种类型见图 4。



(a) 合格蔗种　(b) 单蔗节　(c) 切口过近　(d) 无蔗节

图 4　甘蔗种类型

Fig. 4　Sugarcane seed type

在实际的应用条件下，蔗种特征识别面临环境复杂、实时性要求高和计算平台资源有限的问题，如何在实现模型具有良好识别精度的前提下，满足模型计算复杂度低、轻量化的要求，并使之方便部署于算力和资源有限的边缘计算平台，是本文的研究要点。

2.2　YOLO v8－SD 模型

YOLO v8[22] 采用了预设模型缩放系数方法，将模型分为 n、s、m、l、x 5 种版本，模型复杂度依次增大，本文考虑到检测速度和精度的需求，选择在 YOLO v8n 的基础上改进网络结构。本文具体改进如下：①设计 CFM 模块，使用部分卷积（PConv）和 MLCA 注意力机制设计 Faster－MLCA Block，对原网络的 C2f 模块进行改进，轻量化模型的同时增强模型在复杂生产场景下的鲁棒性。②使用 DySample 作为颈部网络的上采样模块，优化模型对切口、蔗节等特征边界识别的精准度，以获得更好的切口测距效果。③设计一种轻量化的检测头结构 RepEffic－Head，替换原始的 YOLO v8 检测头，进一步轻量化模型，以提高模型的实时检测效率。YOLO v8－SD 模型结构如图 5 所示。

2.2.1　轻量化 CFM 模块设计

在原始 C2f 模块 Bottleneck 结构中，使用多个堆叠卷积来处理图像特征，在卷积过程中，连续的通道之间存在冗余信息，为了减少多个堆叠卷积过程中的计算冗余和内存访问，本文设计 Faster－MLCA Block 来替换 C2f 中的 Bottleneck 结构，形成 CFM 模块，CFM 模块结构如图 6 所示，Faster－MLCA Block

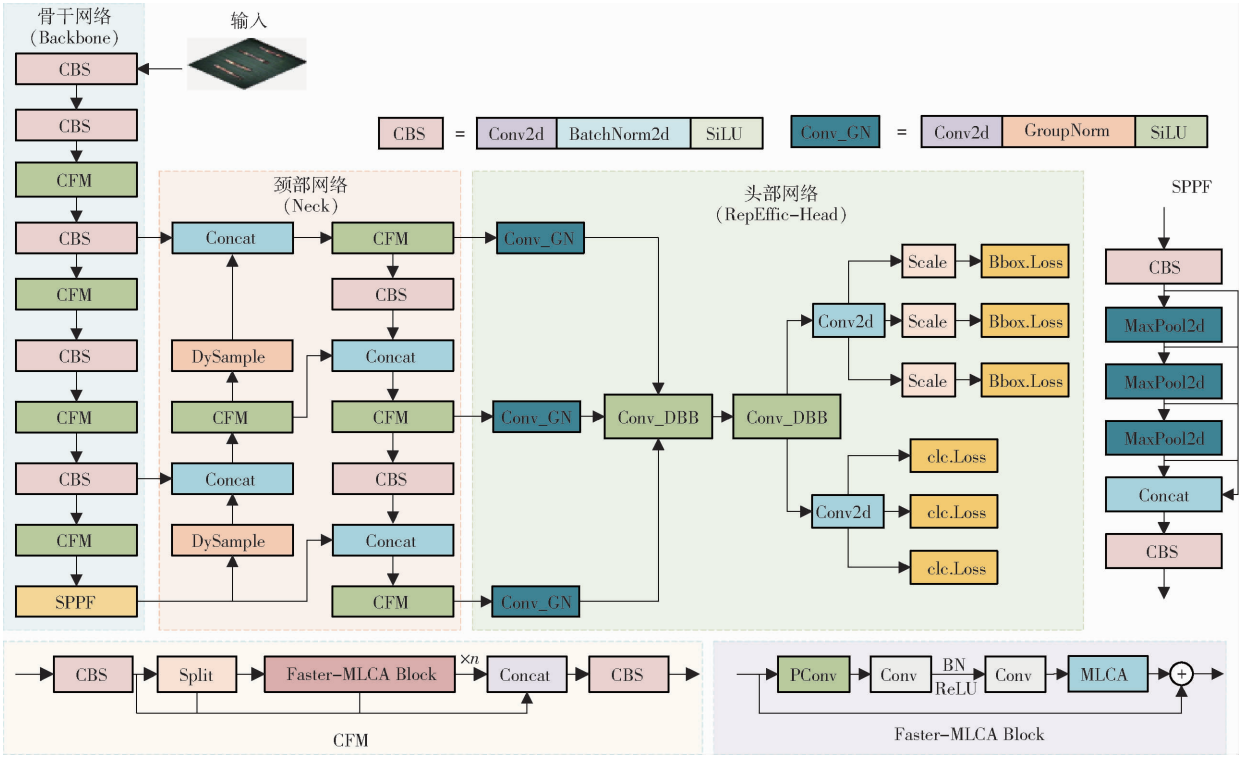


图 5 YOLO v8 - SD 网络结构图

Fig. 5 YOLO v8 - SD network structure

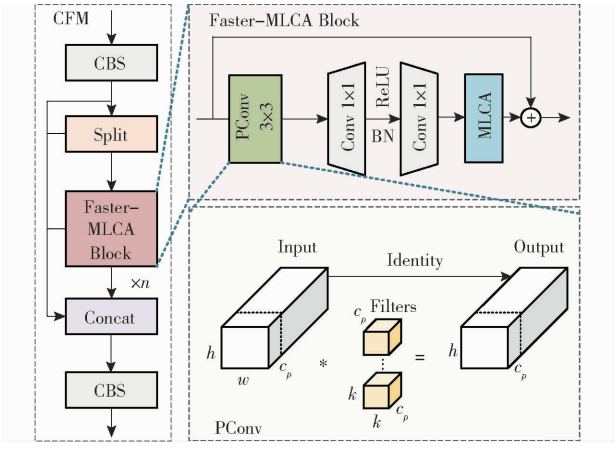


图 6 CFM 模块结构图

Fig. 6 CFM module structure

中使用部分卷积(PConv)[23]来提高计算效率,具体来说,PConv 只对部分输入通道应用常规卷积进行空间特征提取,其余通道保持不变,对于连续或有规则的内存访问,将第 1 个或最后 1 个连续的 c_p 通道作为整个特征图的代表进行计算,因此,PConv 的计算量仅为普通卷积的 1/16,内存访问频率也仅为普通卷积的 1/4。

此外,在 Faster - MLCA Block 中引入 MLCA(Mixed local channel attention)注意力模块[24]。MLCA 是一种轻量级的注意力,能很好地保留图像的空间和通道信息且只增加较小的计算开销。一些常见的通道注意力(如 SE、ECA 和 FCA 等)仅关注通道特征信息,忽略了空间信息,而空间特征信息对构建空间注意力图至关重要。一些加入空间注意力模块(如 CBAM 和 CA)计算成本较高,使其参数量大、计算开销高,不适合直接应用于轻量化网络。

MLCA 的详细过程如图 7 所示,输入大小为 (H,W,C) 的特征图首先经过局部平均池化(Local average pooling,LAP)被转化为 $C\times k_s\times k_s\times 1$ 的向量,用于捕获空间和通道特征,第 1 条分支通过全局池化(Global average pooling, GAP)和一维卷积(Conv1d)来捕获全局依赖性;第 2 条分支将 $k_s\times k_s$ 个包含局部空间信息的一维向量分别通过一维卷积来融合和交互各个局部特征区域内通道之间的特征,再通过重塑(Reshape)操作将局部的空间信息和通道特征结合。最后,两个分支生成的局部和全局注意力权重被结合起来经过第 2 次反平均池化(UNAP)获得一个全面的注意力特征图。

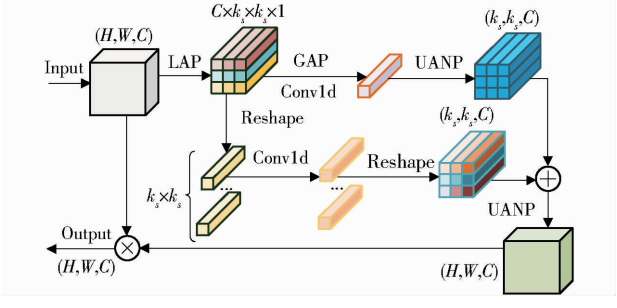


图 7 MLCA 注意力模块原理图

Fig. 7 Schematic of MLCA

MLCA 采用并行分支、两步池化和权重融合策

略，有效地结合了通道信息和空间信息；同时，采用一维卷积加速方法来处理图像信息，保证了较低的计算复杂度。

2.2.2　DySample 动态上采样

原始 YOLO v8 的上采样使用的是最近邻插值方法，其仅通过复制最近邻的像素值填充新生成的像素点来实现上采样，缺乏平滑性且易丢失细节和边缘信息，进一步可能导致特征点位置偏移。本文采用 DySample[25] 作为上采样器，DySample 是一种轻量级且高效的上采样算法，它使用基于内容感知的动态上采样方法，根据图像的局部特征动态调整采样位置，以更准确地还原特征点的位置和细节。相比一些基于内核的动态上采样器（如 CARAFE、FADE 和 SAPA 等），由于使用耗时的动态卷积和用于生成动态内核的额外子网络，带来了大量工作负载，而 DySample 上采样绕过动态卷积，从点采样的角度制定上采样，具有更少的参数、浮点运算量、GPU 内存和延迟，更适合边缘端部署。

DySample 上采样流程主要包括生成采样点集 S 和动态特征重采样 2 部分。采样点生成流程如图 8a，其可以分为：①根据输入特征图的大小和上采样因子 s，生成表示初始采样位置的规则网格坐标 G。②生成动态偏移量 O。输入特征图 X 首先通过线性卷积层（linear）生成初始偏移量，经过静态范围因子（0.25）来约束偏移量的范围，再通过像素重排操作，将通道信息重新分配到高分辨率的空间维度，得到偏移集合 O。③动态偏移量 O 与规则网格采样点坐标 G 相加，得到最终的动态采样点集合 S。

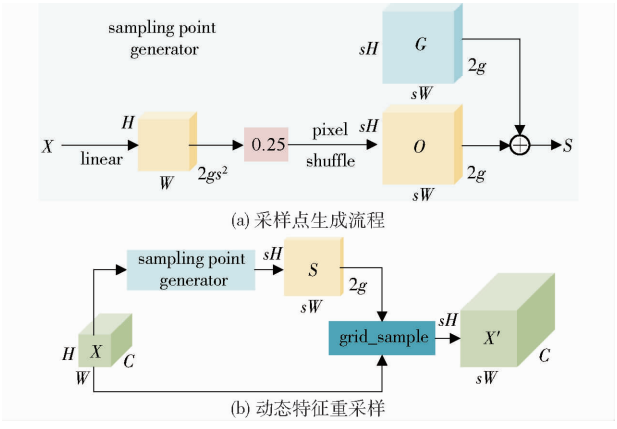


图 8　DySample 上采样原理图

Fig. 8　Schematics of DySample upsampling

动态特征重采样的过程如图 8b，DySample 使用 PyTorch 内置的 grid_sample 函数，根据动态采样点集合 S，对输入特征图 X 的采样点进行双线性插值计算，以平滑生成高分辨率的特征值，最终得到高分辨率的特征图 X'。在以上过程中，DySample 引入了通道分组机制，将特征通道分为 g 组，以减少计算开销。

2.2.3　轻量化检测头 RepEffic－Head

YOLO v8 的头部网络采用了解耦式头部（Decoupled Head）结构，即对图像的分类和定位并行使用 2 个分支分别实现定位和分类，2 个分支之间参数独立[26]，如图 9。使用独立的分支能使检测头具有较强的特征学习能力，但是也会使得头部的参数量和计算量增加，为满足轻量化的设计，设计了一种高效的轻量化检测头 RepEffic－Head，整体结构见图 5，其中 Conv_GN 为组归一化卷积。与 YOLO v8 原有的头部相比，RepEffic－Head 使用了共享卷积结构，有效地降低了检测头的参数量。

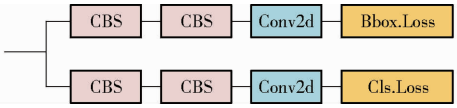


图 9　YOLO v8 解耦式头部结构图

Fig. 9　YOLO v8 decoupled head structure

如前文所述，共享卷积的结构会导致检测头的特征学习能力减弱，具体来说，由于定位和分类任务的学习机制不同：定位任务旨在精确定位整个物体及其边界，而分类任务则专注于学习目标关键或显著部分的可判别特征，这就导致两个分支任务需要学习的特征空间分布不同。

为了在参数量减少的情况下保证检测的精准度，RepEffic－Head 采用重参数化卷积（Conv_DBB）作为共享卷积结构，如图 10，重参数化卷积是一种多分支结构的卷积模块[27]，其在训练阶段通过多分支结构增强单一卷积层的特征表达能力，从多尺度和多复杂度的分支中提取信息，生成更丰富的特征空间。在推理阶段，则通过结构重参数化（Structural re-parameterization）将多个分支合并为一个单一的卷积层，从而既保留了训练阶段的特征学习优势，又避免了推理阶段的额外计算成本。

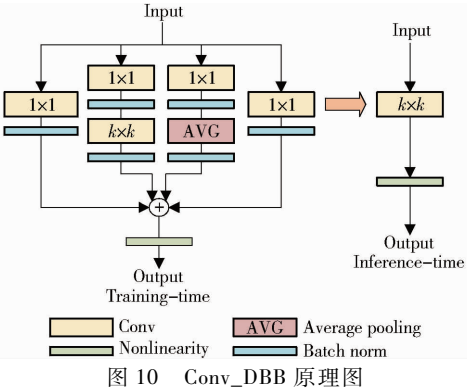


图 10　Conv_DBB 原理图

Fig. 10　Conv_DBB schematic

2.3　甘蔗种切口测距

2.3.1　基于单目相机的视觉测距算法

在对蔗段的检测过程中使用单目视觉测距算法来测算切口与蔗节的距离，首先通过改进后的模型

获取蔗种特征的像素坐标,然后使用相机的内参矩阵 $\boldsymbol{K}$ 计算可获得特征在相机坐标系的坐标,再通过多次矩阵的转换最终将坐标映射到真实的世界坐标中。基于此原理来计算出切口与蔗节之间的距离,并判断目标甘蔗种的切口质量。

2.3.2 相机标定

为获取甘蔗劣种目标的有效世界坐标并提高检测识别的准确度,需通过标定获取相机内部参数,来建立二维像素坐标与三维世界坐标的准确关系。使用张正友标定法[28]对相机进行标定,工业相机的内参矩阵 $\boldsymbol{K}$ 和畸变系数 $\boldsymbol{M}$ 的表达式为

$$\boldsymbol{K}=\begin{bmatrix}2\,347.783 & 0 & 786.993\\ 0 & 2\,347.437 & 937.213\\ 0 & 0 & 1\end{bmatrix} \tag{1}$$

$$\boldsymbol{M}=\begin{bmatrix}-0.164 & 1.121 & 0.003 & 0.003 & -3.163\end{bmatrix} \tag{2}$$

2.3.3 蔗种目标测距方案

得到相机的内部参数之后,基于相机小孔成像原理和矩阵运算的方法建立相机成像几何模型,转换原理如图 11 所示。P 为劣种特征的实际世界坐标,(X_C,Y_C,Z_C)为相机坐标,(X_W,Y_W,Z_W)为世界坐标,(u,v)为像素坐标,原点位于图像的左上角,(x,y)是二维图像坐标系,其原点是相机光轴与相面的交点(主点),f为相机的有效焦距,P'为甘蔗劣种在图像坐标系中的投影点。

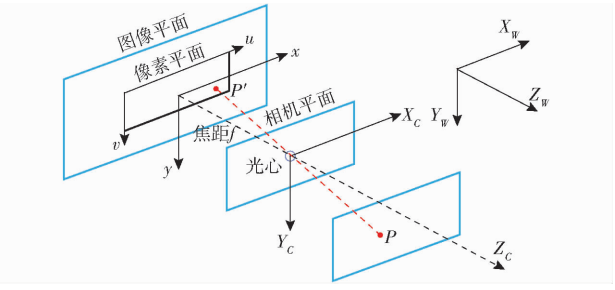


图 11 相机坐标转换原理图

Fig. 11 Camera coordinate transformation schematic

目标的世界坐标(X_W,Y_W,Z_W)与像素坐标(u,v)的转换关系式为

$$Z_C\begin{bmatrix}u\\v\\1\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}f/d_x & 0 & u_0 & 0\\ 0 & f/d_y & v_0 & 0\\ 0 & 0 & 1 & 0\end{bmatrix}\begin{bmatrix}\boldsymbol{R} & \boldsymbol{T}\\ 0 & 1\end{bmatrix}\begin{bmatrix}X_W\\Y_W\\Z_W\\1\end{bmatrix} \tag{3}$$

式中 (u_0,v_0)——主点(图像原点)的坐标

d_x、d_y——每一个像素在 X、Y 轴方向上的物理尺寸

Z_C——物体在相机坐标系下的 Z 轴坐标

$\boldsymbol{R}$——旋转矩阵 $\boldsymbol{T}$——平移向量

$\boldsymbol{R}$、$\boldsymbol{T}$ 均为相机外部参数,与相机本身无关。

将世界坐标系设置在目标所在平面且与相机坐标系平行的位置,如图 12 所示。其仅需平移距离 d,不需要旋转,即可完成转换。则有:旋转矩阵 $\boldsymbol{R}=\boldsymbol{E}$,平移向量 $\boldsymbol{T}=[0\quad 0\quad d]^{\mathrm{T}}$,世界坐标即为$(X_W,Y_W,0)$。则坐标转换公式可化简为

$$Z_C\begin{bmatrix}u\\v\\1\end{bmatrix}=\begin{bmatrix}\alpha_x X_W+u_0 d\\ \alpha_y Y_W+v_0 d\\ d\end{bmatrix} \tag{4}$$

则有

$$\begin{cases}X_W=\dfrac{d(u-u_0)}{\alpha_x}\\[2ex] Y_W=\dfrac{d(v-v_0)}{\alpha_y}\end{cases} \tag{5}$$

其中,(u,v)和(u_0,v_0)分别表示两个目标特征的像素坐标,两个摄像机内置参数 α_x 及 α_y 已通过标定获得,测量 d(即摄像头距离检测面的高度)一个摄像机外部参数,在获得两个目标像素坐标的前提下,则根据欧氏距离计算公式,即可得目标在世界坐标系下的真实距离。

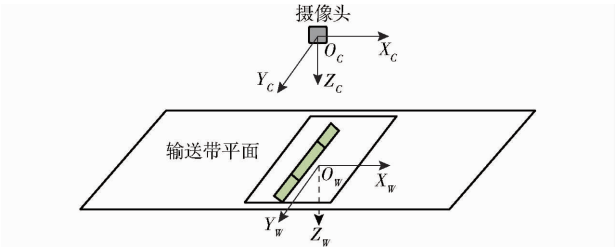


图 12 坐标设置原理图

Fig. 12 Schematic of coordinate setting

3 试验

3.1 试验环境

模型训练和开发使用的计算机硬件配置为 Intel - i5 - 12600KF 处理器、NVIDIA GeForce RTX4070 显卡和 Kingston - 16GB - DDR4 - 3200 内存,操作系统为 Windows 11,编程语言使用 Python 3.9,编程平台为 Pycharm,深度学习的框架为 Pytorch 2.1.1,使用 CUDA 12.1 提高训练速度。训练参数:输入图像大小为 640 像素 ×640 像素,训练每批次大小为 16,优化器选择 SGD,初始和终止学习率设置为 0.01,权重衰减系数为 0.000 5,训练轮数为 300 轮,其它参数采用默认值。为了让模型在真实数据上完成最终收敛,在训练时的最后 10 个周期关闭 mosaic 增强。

模型部署设备选用 NVIDIA Jetson Orin NX 边缘计算平台。软件环境为 Ubuntu 20.04.5 系统,Pytorch 版本为 2.0,TensorRT 版本为 8.5.2.2。

3.2 评价指标

在评价模型检测甘蔗种特征的性能时,采用参

数量、模型内存占用量和浮点运算量来评估模型的复杂度，采用平均精度均值（mean Average Precision，mAP）作为评估甘蔗特征检测的准确性指标，以帧率作为模型的检测速度评价指标。

3.3　消融试验

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试验。A 为使用改进的 CFM 模块替换原始 C2f 模块；B 为使用 DySample 上采样模块替换原始的最近邻插值上采样；C 为将检测头替换为 RepEffic－Head。

消融试验结果见表 2，从表 2 可以看出，YOLO v8－SD 的 mAP50 和 mAP50:95 分别为 98.3% 和 67.7%，相较于改进前的 YOLO v8n 模型，YOLO v8－SD 整体更加轻量化，同时 mAP50 提升 0.9 个百分点。从试验 6 来看，改进后的 YOLO v8－SD 的整体复杂度降低，其中参数量降低 47.8%、模型内存占用量减小 41.9% 且浮点运算量减少 33.3%，模型帧率提高 7.8 f/s。在 3 个改进方法中，试验 2 使用 CFM 模块替换模型原始的 C2f 模块，使得模型的参数量降低 23.6%、模型内存占用量减小 22.4%、浮点运算量减少 22.2%，轻量化网络的同时提升了网络的鲁棒性；试验 3 使用 DySample 上采样模块代替原始模型的最近邻插值上采样，在增加少量参数的情况下，mAP50 提升 0.8 个百分点；试验 5 同时应用 CFM 和 DySample 模块时，在保证模型轻量化的同时，mAP50 提升 0.9 个百分点，mAP50:95 提升 1.2 个百分点；试验 4 使用 RepEffic－Head 轻量化检测头替换原始检测头，通过共享卷积使得检测头的参数量降低 21.6%，浮点运算量减少 19.7%，帧率提升 18.3 f/s，此时模型的 mAP50:95 略有下降，但是综合其对于模型复杂度和检测速度的优化来看，是可以接受的。

表 2　消融试验结果

Tab. 2　Ablation experiments results

序号	改进措施			mAP50/%	mAP50:95/%	参数量	浮点运算量	内存占用量/MB	帧率/(f·s^{-1})
1				97.4	66.7	3.01×10^{6}	8.1×10^{9}	5.94	135.1
2	A			97.8	67.3	2.30×10^{6}	6.3×10^{9}	4.61	119.3
3		B		98.2	67.8	3.02×10^{6}	8.1×10^{9}	5.96	130.8
4			C	97.5	66.5	2.36×10^{6}	6.5×10^{9}	4.95	153.4
5	A	B		98.3	67.9	2.31×10^{6}	6.3×10^{9}	4.64	126.6
6	A	B	C	98.3	67.7	1.57×10^{6}	5.4×10^{9}	3.45	142.9

3.4　主流算法对比试验

为了进一步验证改进后模型的优越性，将本文改进后的模型与主流目标检测算法进行比较。其中包括 Retina－Net、Faster R－CNN 以及 YOLO 系列算法，对比结果如表 3。

从表 3 对比结果可以看出，Faster R－CNN 和 Retina－Net 参数和体积庞大，检测实时性差，不适用于边缘系统部署；与 YOLO v5s、YOLO v10n 相比，改进的模型在精度、复杂度和检测速度都具有优势。与同样轻量化的 YOLO X－tiny 和 YOLO v7－tiny 相比，YOLO v8－SD 的 mAP50 分别高出 2.9 个百分点和 1.9 个百分点，检测帧率也更高；与 YOLO v9－t 相比，改进后的模型在 mAP50:95 上略显劣势，但其具有更小的模型复杂度，同时检测帧率高 86.1 f/s；YOLO v11n 与改进后模型相比，前者检测速度的优势明显，但后者 mAP50:95 高 0.4 个百分点，同时具有更少的参数量和模型存储占用量。

表 3　主流算法对比试验结果

Tab. 3　Experimental results of mainstream algorithms comparison

模型	mAP50/%	mAP50:95/%	参数量	浮点运算量	内存占用量/MB	帧率/(f·s^{-1})
Faster R－CNN	95.2	66.8	4.13×10^{7}	1.58×10^{11}	316.11	21.1
Retina－Net	94.5	66.5	3.64×10^{7}	1.54×10^{11}	277.23	22.4
YOLO v5s	96.8	67.3	7.02×10^{6}	1.58×10^{10}	13.62	97.6
YOLO X－tiny	95.4	67.1	5.12×10^{6}	7.57×10^{9}	64.41	79.3
YOLO v7－tiny	96.4	67.2	6.02×10^{6}	1.32×10^{10}	11.60	71.3
YOLO v9－t	98.3	68.0	2.80×10^{6}	1.17×10^{10}	23.20	56.8
YOLO v10n	97.3	66.4	2.69×10^{6}	8.20×10^{9}	5.47	119.4
YOLO v11n	98.4	67.3	2.58×10^{6}	6.30×10^{9}	5.22	224.8
YOLO v8－SD	98.3	67.7	1.57×10^{6}	5.40×10^{9}	3.45	142.9

以上分析表明，本文的 YOLO v8－SD 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 v8 - SD 模型通过减少参数量和计算量，显著降低了计算复杂度、内存占用量和带宽瓶颈，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。

3.5 单目相机测距试验

使用 YOLO v8 - SD 模型，结合本文所提出的基于单目相机目标测距方案，在图 1 样机上进行测距性能评估。将相机置于图 1 所示图像采集黑箱中且固定高度距离输送带平面 550 mm，分别将蔗种横向输送速度设定为 15、20、25 cm/s，构建 3 个对比分组，以人工测量距离和单目相机测算距离的相对误差作为统计值，每组取 5 根切口间距不同的甘蔗种，为防止偶然性，每根甘蔗种重复经过 3 次单目相机测算距离后计算平均值，来计算相对误差，然后再用同一速度下测得的 5 根甘蔗相对误差来求平均相对误差，统计结果如表 4。

表 4 单目相机测距算法误差

Tab. 4 Error of ranging algorithms

输送速度/(cm·s^{-1})	人工测算距离/mm	单目相机测算距离/mm	相对误差/%	平均相对误差/%
15	15.3	15.9	3.9	3.3
	31.9	30.6	4.1	
	28.7	29.6	3.1	
	18.5	18.8	1.6	
	22.5	21.7	3.6	
20	16.8	17.4	3.6	4.3
	37.4	35.5	5.1	
	25.4	26.4	4.0	
	14.3	14.8	3.5	
	26.7	28.1	5.2	
25	36.5	34.0	6.8	6.1
	29.3	30.4	3.8	
	18.8	19.8	5.3	
	19.5	18.0	7.7	
	24.6	26.3	6.9	

从表 4 中可以分析得到，在输送速度较低时，相机测算的距离和实际距离的误差较小，当输送速度提升时，平均相对误差也有增大趋势。造成这个现象的原因主要是当相机进行拍摄时，如果目标在曝光过程中发生移动，图像会形成模糊的拖影，影响特征中心点的确定，当输送速度越快，这个误差也会越大；其次，由于甘蔗种可能弯曲，且切面不是绝对垂直，从不同角度测量的切口到蔗节之间的距离也是有差别的；此外，由于相机镜头的光学特性导致图像中的直线或物体形状发生扭曲，这种畸变也会导致误差。后续可通过使用高帧率相机，缩短曝光时间减少图像模糊，并在单目相机测距算法中引入畸变补偿算法，校正镜头畸变来减少误差。

总体而言，本文的单目相机测距方案在 15、20、25 cm/s 3 个不同的输送速度下，平均相对误差只有 3.3%、4.3% 和 6.1%，一般在备种作业中甘蔗种输送在 20 cm/s 左右，本文的单目相机测距方案可以满足预切式甘蔗种筛选系统的切口距离测算需求。

3.6 可视化试验

热力图是一种用于解释模型决策的可视化工具，为了验证 YOLO v8 - SD 的改进效果，利用 Grad - CAM 算法生成热力图来对比模型改进前后的性能，选取一组正常工作条件下的图和一组带有蔗叶干扰的图进行热力图可视化试验，如图 13 所示。从图 13 中可以看到，YOLO v8 - SD 相较原始模型在蔗节、切口处的热力图颜色更深，对于甘蔗特征边沿的关注也更明显，这体现模型能更准确预测甘蔗特征的边框，有助于提升测算甘蔗切口和蔗节之间距离的准确度；同时，改进后模型对于干扰背景的关注更少，在实际较为复杂的应用场景中也具有更稳定的应用性能。

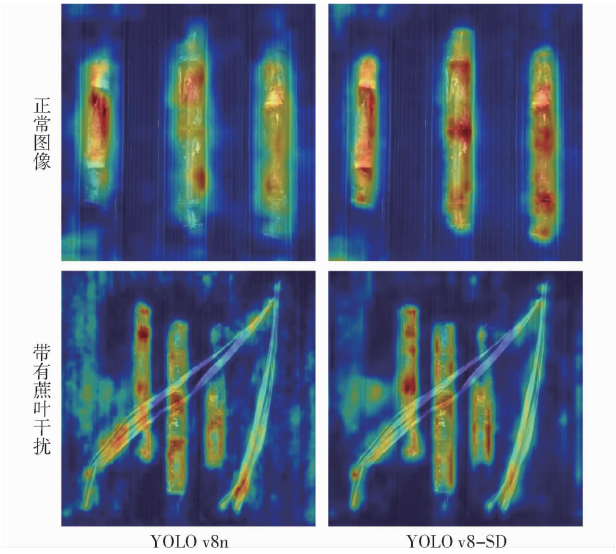


图 13 热力图效果对比

Fig. 13 Comparison of heat map effects

在理想的试验条件下，甘蔗种的切口、蔗节等特征都比较明显，这种情况下，YOLO v8 - SD 和基线模型都有良好的特征检测效果，如图 14a 所示。为了更真实地模拟实际生产中的复杂检测场景，验证本文改进算法的泛化应用效果，分别选取具有代表性的一组背景有蔗叶干扰的图、一组输送速度为 25 cm/s 的图和一组甘蔗种密集分布的图来进行检测试验，用 YOLO v8 - SD 模型与基线模型的检测结果进行直观对照，对照结果如图 14b、14c、14d 所示（图中黄色圆内表示错误检测，红色圆内表示特征

漏检测）。由图 14 的对照效果可知，在杂质干扰、输送较快和甘蔗种分布密集的情况下，YOLO v8－SD 都具有更好的检测效果，说明改进后的模型具有良好的实际应用性能。

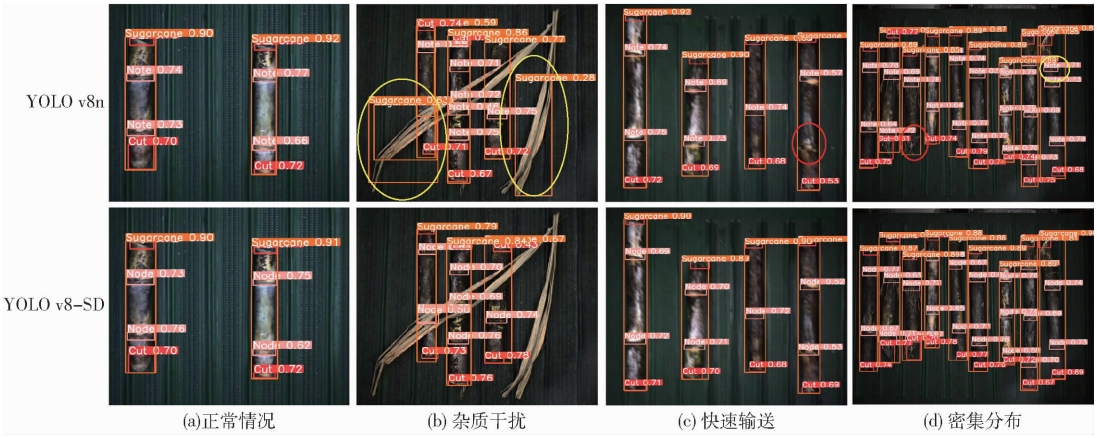


图 14　模型改进前后检测效果对比图

Fig. 14　Comparison of detection results before and after model improvement

3.7　样机试验

为了验证改进后模型在实际应用中的性能，将 YOLO v8－SD 模型部署在 NVIDIA Jetson Orin NX 边缘计算平台。模型的边缘部署帧率如表 5 所示，从表中可以看出，改进后的模型相比原始模型在边缘设备的检测速率快 4.1 f/s，图像检测效率更高，同时占用更少的存储空间。

表 5　模型部署情况

Tab. 5　Model deployment

模型	台式计算机帧率/(f·s^{-1})	模型内存占用量/MB	边缘设备帧率/(f·s^{-1})
YOLO v8n	135.1	5.94	25.6
YOLO v8－SD	142.9	3.45	29.7

将部署好的 YOLO v8－SD 模型应用于图 1 所示的甘蔗种筛选系统上，开展样机试验。试验目的是识别单茎节蔗段、无茎节蔗段和切口过近蔗段，其中参照 DB45/T 2550—2022《甘蔗种茎切段机技术条件》，将蔗段切口与蔗节距离小于 5 mm 的情况判断为切口破损。样机试验如图 15 所示。

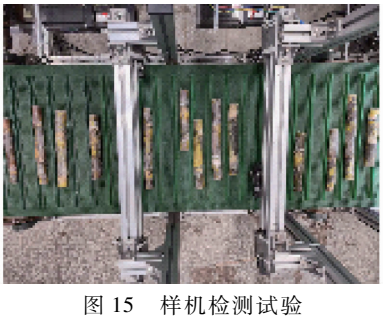


图 15　样机检测试验

Fig. 15　Prototype testing

试验使用产自广西壮族自治区崇左市扶绥县亚热带农科新城甘蔗基地的半年生种蔗。为了验证对多个甘蔗品种的检测可靠性，选用 4 个广西区内主要种植的甘蔗品种，包括“中蔗 9 号”、“桂糖 44 号”、“桂糖 42 号”和“桂糖 55 号”。将种蔗进行切段，获取成段甘蔗种，从每一个甘蔗品种取 100 根作为试验样本，其中每个样本分别混合单茎节、无茎节和切口过近的蔗种 17、17、16 段，以制作好的 4 个不同品种但具有相同数据构成的样本集，在 15、20、25 cm/s 3 个输送速度下进行质量检测试验。甘蔗种质量实时检测效果如图 16 所示。试验统计结果如表 6。

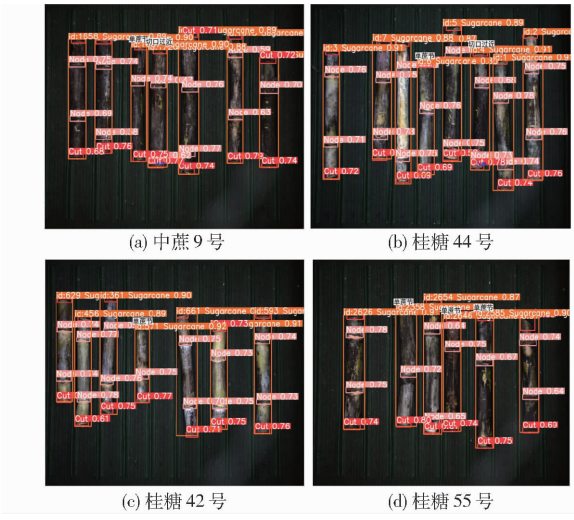


图 16　样机检测效果图

Fig. 16　Prototype testing effect diagrams

由表 6 可知，当输送速度为 15 cm/s 时，4 个品种的甘蔗劣种检测都取得良好的效果，随着输送速度提高，整体的识别准确率有降低的趋势，其中，中蔗 9 号在 3 个输送速度下的平均相对误差为 4.66%，为 4 个品种中最大，分析原因为中蔗 9 号表面较黑，蔗节特征相较其他品种不明显，容易受输送速度影响；而其它 3 个品种在 20 cm/s 以下的输送速度下识别效果比较稳定；由以上分析，对于中蔗 9

号在 15 cm/s 的输送速度下获得最好的检测效果，其它 3 个品种可以适当提升速度至 20 cm/s 左右，以提升甘蔗种筛选系统的工作效率。结合 4 个品种总体来看，甘蔗种筛选系统的平均准确率达 97.33%，满足预切式甘蔗种质量检测系统的应用要求。

表 6 样机试验结果统计

Tab. 6 Statistics of prototype test results

试验样本	劣种识别准确率/%			平均相对误差/%	平均准确率/%	总体平均准确率/%
	15 cm/s	20 cm/s	25 cm/s			
中蔗 9 号	98	96	92	4.66	95.33	97.33
桂糖 44 号	98	98	96	2.66	97.33	
桂糖 42 号	100	98	98	1.33	98.66	
桂糖 55 号	100	98	96	2.66	98.00	

4 结论

(1)本文从实际甘蔗备种场景出发，考虑当前算法在实际应用中的部署问题，结合生产环境复杂、实时性要求高的特点，提出了一种轻量化的甘蔗种质量检测方法。

(2)在 YOLO v8n 的基础上，使用 PConv 和 MLCA 注意力机制改进 C2f 模块，减少模型在卷积过程中的冗余计算，且增强模型对于关键信息的关注能力；引入 DySample 动态上采样算子作为上采样模块，使模型颈部网络能融合更细节的信息，以优化模型对于特征边界的定位；使用重参数化的共享卷积重新设计原模型的检测头结构，进一步减轻模型复杂度。最后，使用 YOLO v8 - SD 模型结合单目相机测距算法，实现对甘蔗种切口间距的测算。

(3)试验表明，本文的 YOLO v8 - SD 模型 mAP50 达 98.3%，帧检测速率为 142.9 f/s，模型内存占用量为 3.45 MB，相较原始模型参数量和浮点运算量分别减少 47.8% 和 33.3%，模型内存占用量减小 41.9%，帧率提升 7.8 f/s。此外，使用本文方法的切口距离测算平均相对误差小于 6.1%。与相关的检测方法相比，本文提出的 YOLO v8 - SD 模型在实现轻量化的同时具备良好的检测性能。

(4)搭建了应用本文方法的甘蔗种筛选系统，并进行样机试验，试验设置不同的甘蔗品种进行质量检测，结果表明，在 15、20、25 cm/s 3 个输送速度下的平均准确率为 97.33%，满足实际应用需求。

参 考 文 献

[1] ZHOU D Q, FAN Y L, DENG G R, et al. A new design of sugarcane seed cutting systems based on machine vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 175: 105611.

[2] CHEN J Q, WU J H, QIANG H, et al. Sugarcane nodes identification algorithm based on sum of local pixel of minimum points of vertical projection function[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 182: 105994.

[3] 石昌友，王美丽，刘欣然，等. 基于机器视觉的不同类型甘蔗茎节识别[J]. 计算机应用，2019，39(4)：1208 - 1213.
SHI Changyou, WANG Meili, LIU Xinran, et al. Node recognition for different types of sugarcanes based on machine vision [J]. Journal of Computer Applications, 2019, 39(4): 1208 - 1213. (in Chinese)

[4] DIWAN T, ANIRUDH G, TEMBHURNE J V. Object detection using YOLO: challenges, architectural suc-cessors, datasets and applications[J]. Multimedia Tools and Applications, 2023, 82(6): 9243 - 9275.

[5] 张蔚然，杜岳峰，栗晓宇，等. 基于 FSLYOLO v8n 的玉米籽粒收获质量在线检测方法研究[J]. 农业机械学报，2024，55(8)：253 - 265.
ZHANG Weiran, DU Yuefeng, LI Xiaoyu, et al. Online detection method of corn kernel quality based on FSLYOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 253 - 265. (in Chinese)

[6] 李兆东，章艳芳，汪蕴红，等. 基于 YC - YOLO v7 模型的油菜幼苗株数识别方法[J]. 农业机械学报，2024，55(12)：322 - 332.
LI Zhaodong, ZHANG Yanfang, WANG Yunhong, et al. Identification of rapeseed seedling number based on YC - YOLO v7 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 322 - 332. (in Chinese)

[7] 王法安，何忠平，张兆国，等. 基于 PN - YOLO v8s - Pruned 的轻量化三七收获目标检测方法[J]. 农业机械学报，2024，55(11)：171 - 183.
WANG Faan, HE Zhongping, ZHANG Zhaoguo, et al. Lightweight object detection method for *Panax notoginseng* based on PN - YOLO v8s- Pruned[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 171 - 183. (in Chinese)

[8] YU Q H, WU Q, LIU H Q. Research on X-ray contraband detection and overlapping target detection based on convolutional network[C]// Proceedings of the 4th International Conference on Frontiers Technology of Information and Computer, 2022: 736 - 741.

[9] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[C]// Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2016: 21 - 37.

[10] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779 - 788.

[11] LIN T Y, GOYAL P, GIRSHICK R, et al. Focal loss for dense object detection[C]// Proceedings of the IEEE International

Conference on Computer Vision, 2017: 2980－2988.
[12] 史彩娟,张卫明,陈厚儒,等.基于深度学习的显著性目标检测综述[J].计算机科学与探索, 2021, 15(2): 219－232.
SHI Caijuan, ZHANG Weiming, CHEN Houru, et al. Survey of salient object detection based on deep learning[J]. Journal of Frontiers of Computer Science & Technology, 2021, 15(2): 219－232. (in Chinese)
[13] GIRSHICK R, DONAHUE J, DARRELL T, et al. Rich feature hierarchies for accurate object detection and semantic segmentation[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014: 580－587.
[14] GIRSHICK R. Fast R－CNN[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2015: 1440－1448.
[15] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R－CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2016,39(6): 1137－1149.
[16] YU K, TANG G, CHEN W, et al. Mobilenet-YOLOv5s: an improved lightweight method for real-time detec-tion of sugarcane stem nodes in complex natural environments[J], IEEE Access, 2023. 11:104070－104083.
[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] 李尚平,郑创锐,文春明,等.基于无人机 RGB 图像与改进 YOLO v5s 的宿根蔗缺苗定位方法[J].农业机械学报,2024, 55(12):57－70.
LI Shangping, ZHENG Chuangrui, WEN Chunming, et al. Method for locating missing ratoon sugarcane seedlings based on RGB images from unmanned aerial vehicles and improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(12): 57－70. (in Chinese)
[19] 戴久翔,岳学军,黄世醒,等.基于改进的 YOLOv5 甘蔗茎节智能识别系统[J].农机化研究,2024,46(5):140－145.
DAI Jiuxiang, YUE Xuejun, HUANG Shixing, et al. Improved intelligent recognition system of sugarcane nodes based on YOLOv5[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2024, 46(5): 140－145. (in Chinese)
[20] WEN C, GUO H Y, LI J H, et al. Application of improved YOLOv7-based sugarcane stem node recognition algorithm in complex environments[J]. Frontiers in Plant Science,2023, 14: 1230517.
[21] 赵文博.基于计算机视觉的横向输送下甘蔗茎节识别切种系统研究[D].无锡:江南大学,2023.
ZHAO Wenbo. Research on sugarcane stem segment recognition and seed cutting system under transverse transport based on computer vision[D]. Wuxi: Jiangnan University, 2023. (in Chinese)
[22] VARGHESE R, SAMBATH M. YOLOv8: a novel object detection algorithm with enhanced performance and robustness[C]// Proceedings of the International Conference on Advances in Data Engineering and Intel-ligent Computing Systems (ADICS), 2024:1－6.
[23] CHEN J, KAO S, HE H, et al. Run, don't walk: chasing higher FLOPS for faster neural networks[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2023: 12021－12031.
[24] WAN D, LU R, SHEN S Y, et al. Mixed local channel attention for object detection[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2023, 123: 106442.
[25] LIU W, LU H, FU H, et al. Learning to upsample by learning to sample[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV), 2023: 6027－6037.
[26] FENG C J, ZHONG Y J, GAO Y, et al. TOOD: task-aligned one-stage object detection[C]// Proceedings of the International Conference on Computer Vision (ICCV), 2021: 3490－3499.
[27] DING X, ZHANG X, HAN J, et al. Diverse branch block: building a convolution as an inception-like unit[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 10886－10895.
[28] ZHANG Z Y. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(11): 1330－1334.