

基于改进 YOLO v8n – pose 的青贮饲料自适应抛送落料点检测方法

张 姬^{1,2} 孙振洋¹ 田富洋^{1,2} 于镇伟^{1,2} 李宜田³ 李法德^{1,4} 宋占华^{1,4}

(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 农业生产机械装备国家工程研究中心, 泰安 271018;
3. 五莲县农业农村局, 日照 276800; 4. 山东省设施园艺智慧生产技术装备重点实验室(筹), 泰安 271018)

摘要: 针对青贮饲料收获抛送环节人工操控抛送筒劳动强度大、现有算法在动态作业场景下落料点检测精度低、计算复杂度高等问题, 本文提出了一种面向田间复杂工况的青贮饲料抛送落料点检测方法。首先, 在 YOLO v8n – pose 模型基础上, 通过引入轻量坐标注意力机制 (LCA)、动态卷积 (DynamicConv) 及可变形卷积 (DCNv4), 提升料厢角点与青贮饲料落料点检测精度; 其次, 融合 RGB – D 数据, 配准像素点与点云中的对应点, 基于凸包算法拟合料厢边缘; 最后, 通过叉积法计算料厢与落料点的包含关系。试验结果表明, 改进 YOLO v8n – Pose 模型在青贮饲料流摆动松散状态下 mAP50:95 达到 95.1%, 较原始模型提升 5.9 个百分点, 在青贮饲料流正常状态下 mAP50:95 达到 95.0%, 较原始模型提升 3.3 个百分点。改进模型在不同青贮饲料流状态下均表现出更高的检测精度与稳定性, 尤其对形态变化剧烈的异常工况适应能力显著增强, 为自适应抛送控制提供了视觉检测基础。

关键词: 青贮收获机; 关键点检测; 抛送; 机器视觉; 改进 YOLO v8n – pose

中图分类号: S24 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)10-0134-09 OSID: 

Detection Method of Material Drop Point in Compartment Area Based on Improved YOLO v8n – pose

ZHANG Ji^{1,2} SUN Zhenyang¹ TIAN Fuyang^{1,2} YU Zhenwei^{1,2} LI Yitian³ LI Fade^{1,4} SONG Zhanhua^{1,4}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Taian 271018, China
2. National Engineering Research Center of Agricultural Production Machinery and Equipment, Taian 271018, China
3. Agriculture and Rural Affairs Bureau of Wulian County, Rizhao 276800, China

4. Shandong Key Laboratory of Intelligent Production Technology and Equipment for Facility Horticulture, Taian 271018, China)

Abstract: The current method for loading material onto vehicles in silage harvesters, which primarily involves manually controlling the rotation of the throwing arm, is labor-intensive and has high operational requirements. This method not only affects the harvesting efficiency but also easily causes losses of silage. A detection method for determining whether silage fell into the trailer hopper was proposed. Firstly, an improved YOLO v8n – pose model was constructed. By introducing the lightweight coordinate attention (LCA), DynamicConv, and Deformable Convolution v4 (DCNv4), the detection accuracy of the trailer hopper corners and the falling points of silage was improved. After coordinate transformation, combined with the convex hull algorithm and cross product method, it was determined whether the silage fell into the trailer hopper. Experiments proved that the improved YOLO v8n – Pose model achieved a mAP50:95 of 95.1% in the loose state of the silage flow, an increase of 5.9 percentage points compared with that of the original model, and a mAP50:95 of 95.0% in the normal state of the silage flow, an increase of 3.3 percentage points compared with that of the original model. The improved model demonstrated higher detection accuracy and stability in different states of the silage flow, with a significant enhancement in adaptability to abnormal working conditions with drastic shape changes, which provided a solid visual foundation for future adaptive throwing control.

Key words: silage harvester; key point detection; delivery; machine vision; improved YOLO v8n – pose

收稿日期: 2025 – 10 – 27 修回日期: 2026 – 01 – 06

基金项目: 山东省农机研发制造推广应用一体化试点项目 (NJYTHSD – 202312、NJYTHSD – 202316) 和国家重点研发计划项目 (2022YFD2001905)

作者简介: 张姬 (1987 –), 女, 副教授, 博士, 主要从事现代农业机械设计及理论研究, E-mail: sdauzhangji@163.com

通信作者: 宋占华 (1984 –), 男, 教授, 博士, 主要从事现代农业机械设计及理论研究, E-mail: songzh6688@163.com

0 引言

青贮饲料在畜牧业生产中具有重要地位。自走式青贮收获机因作业效率高,收获过程饲料营养损失少,成为青贮饲料的核心收获装备^[1-2]。切碎的青贮饲料通过离心力和气流装填至伴随车料厢中的过程为青贮饲料收获中的抛送环节^[3]。青贮饲料是否落入伴随车料厢,直接影响作业过程中的饲料损失率。当前青贮收获机抛送筒控制多依赖人工,劳动强度大、精准性差、损失率高^[4]。青贮收获机自适应抛送系统可进一步减轻劳动压力,而机器视觉算法则为自适应抛送系统研究提供了关键技术参考。

国外自适应抛送系统研究较为完善,大型农机企业生产的自走式青贮收获机配备了自适应抛送系统,CLAAS 的 JAGUAR 系列青贮饲料收获机装配 Auto Fill 系统,通过对伴随车料厢的定位,实现自动精准抛料,减少了青贮饲料浪费,缓解驾驶员作业压力^[5]。我国自适应抛送系统处于研发阶段,现有研究为青贮饲料收获机自适应抛送系统提供了理论基础与参考^[6-10]。CUI 等^[11]基于 YOLO v5-seg 提出了一种自动卸粮系统,通过对料厢掩码的计算规划青贮饲料落料点;LIU 等^[12]基于 U-Net 网络提出一种料厢识别方法自适应抛送系统,使用直线拟合算法在二维图像中对料厢进行边缘拟合,通过 ZED API 获取料厢三维空间内的定位;尤泳等^[13]基于 YOLO v5 提出了一种旋转目标检测算法,通过识别物料流位置得出青贮饲料落料点。

多数研究侧重于对料厢区域识别与分割估计填充状态,进而规划多个落料点,并通过计算实际落料点与期望落料点间的位置偏差调整抛送筒姿态,以实现料厢空间的均匀利用。在实际作业中,随着青贮饲料堆积高度增加,青贮饲料堆的纹理特征会逐渐掩盖料厢边缘结构,基于区域识别的方法在检测精度上会受到一定影响。由于青贮饲料的自然堆积角特性,中央区域的高青贮饲料堆不会完全覆盖料厢的 4 个角点,因此角点可作为视觉特征用于料厢的定位与状态判断。

本文以青贮饲料落料点与料厢角点为检测目标,提出一种基于改进 YOLO v8n-pose 的青贮饲料落入料厢判断方法。区别于现有研究对料厢整体进行分割或识别方式,本文依靠角点与落料点信息,结合 RGB-D 图像与几何约束,即凸包算法与叉积法,判断落料点与料厢的空间位置关系,为青贮收获机自适应抛送系统提供实时的落点反馈信息,可作为闭环控制系统的反馈信号,当系统连续检测到落料

点位于料厢区域之外时,触发控制算法,调整抛送筒旋转角度或摆动速度,将物料流精准引导回料厢有效区域内,以避免青贮饲料外溢,实现料厢空间均匀填充,提升作业效率与青贮饲料利用率。

1 材料与方法

1.1 数据集制作

1.1.1 数据采集

根据田间实际工况,将深度相机通过可拆卸支架安装在抛送筒下方,相机光轴与水平面夹角为 40°,采集装置与安装位置如图 1 所示。为提升模型泛化能力和鲁棒性,在完整作业流程采集多种料厢类型、不同物料流姿态和多种装载程度的图像数据。

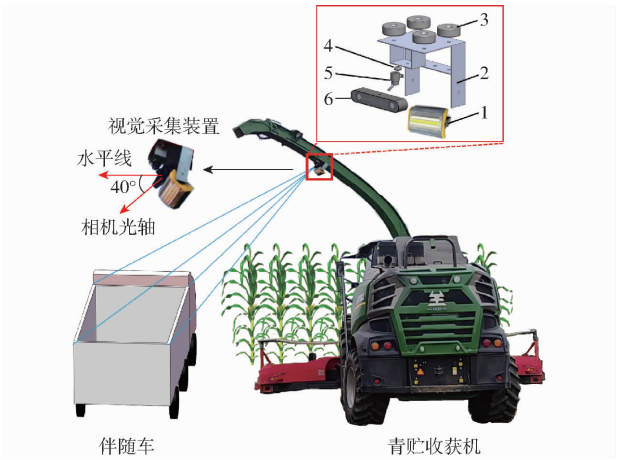


图 1 采集装置结构与安装位置示意图
Fig.1 Structure and installation position of collection device
1. 补充光源 2. 支架 3. 钕磁铁 4. 减震垫片 5. 云台
6. ZED 相机

采集时间为 2024 年 9—10 月,分别在山西省朔州市应县、河北省沧州市盐山县与山东省潍坊市昌邑市进行数据采集。深度相机同时获取 RGB 图像和深度图像,分辨率均为 1 920 像素×1 080 像素。以料厢无残缺,视场内可完整观察到青贮饲料物料流与料厢为标准对图像进行筛选,经过筛选最终得到 RGB 图像 3 450 幅以及对应的深度图像 3 450 幅。根据伴随车所带料厢尺寸、料厢内不同填充程度、物料流不同特征以及光照强度与跟车方式将数据集进行分类。为增强模型泛化性增加遮挡类型图像,对数据集进行数据增强,最终获得 RGB 图像 5 450 幅。如图 2 所示,每幅图像中包含料厢、青贮饲料落料点中的 1~2 类目标。

1.1.2 数据集标注

使用 Labelme 标注工具对青贮饲料落料点与料厢角点进行关键点和检测框标注(图 3),标注文件以 json 格式保存,使用 Python 程序将其转换为 COCO 格式,再转换为 YOLO 可读的 txt 文件。最后

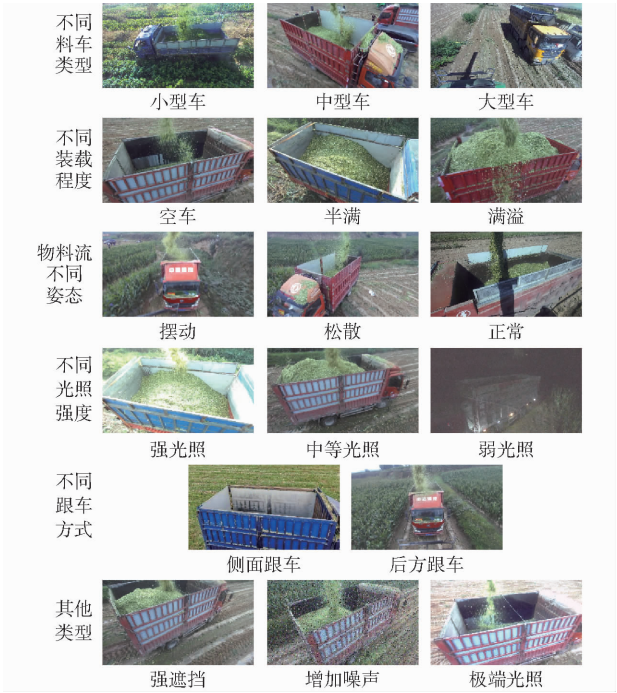


图2 数据集分类
Fig.2 Dataset classification

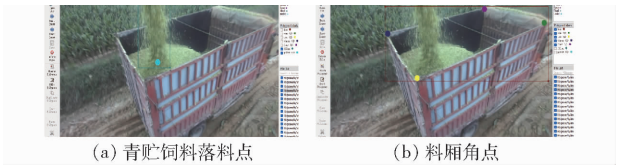


图3 数据集标注
Fig.3 Dataset annotation

将数据集按比例 8:2 随机划分为训练集和测试集,其中训练集样本为 4 360 幅,测试集样本为 1 090 幅。

1.2 青贮饲料落料点与料厢角点检测

1.2.1 YOLO v8n – pose 模型

YOLO v8n – pose 模型采用端到端架构实现目标检测与关键点定位的联合任务。原始 YOLO v8n – pose 主要针对人体 17 个关键点进行检测,本文使用其对青贮饲料落料点与料厢角点进行检测,因此对原有网络进行改进以适应本文应用场景。

对 YOLO v8n – pose 模型改进如图 4 所示,在网络主干部分使用融合 DCNv4 的 C2f 模块替换传统 C2f 模块,提升模型对动态变化下物料流的识别,加快模型收敛速度;引入坐标注意力机制 (Lightweight coordinate attention, LCA),突出关键点相关特征与相对位置关系;使用动态卷积 (DynamicConv) 代替传统卷积,可自适应增强复杂情况下的特征提取能力,提升抽象化状态下对青贮饲料落料点与料厢角点的检测性能,避免浅层过拟合和计算冗余。

1.2.2 注意力机制

在青贮饲料收获过程,物料流与料厢内青贮饲

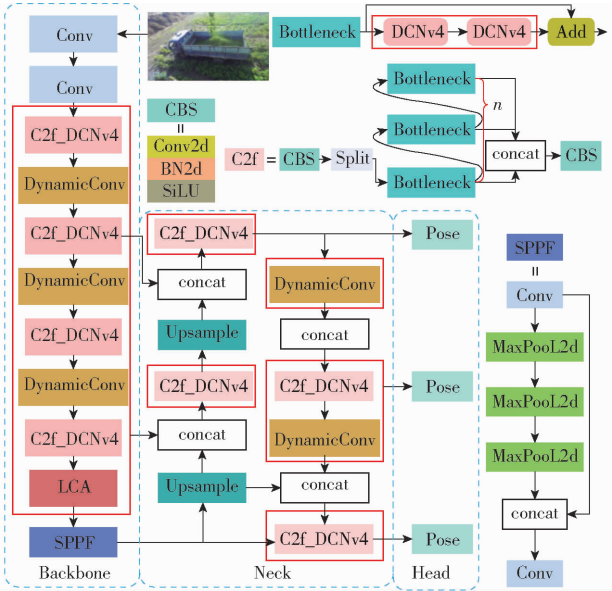


图4 改进 YOLO v8n – pose 网络结构
Fig.4 Improved YOLO v8n – pose network structure

料颜色相近,料厢角点与青贮饲料落料点纹理特征表现较弱,传统模型难以捕捉纹理特征。引入 LCA 注意力机制,以增强空间位置信息与结构感知能力,从而在振动、遮挡与复杂背景下保持稳定的检测性能^[14-16]。

CA (Center-based attention) 以目标中心响应为主,更贴近检测框中心建模,难以满足异常状态下青贮饲料落料点定位需求,LCA 基于可分离卷积机制自适应调整通道特征响应,有效捕获图像中的关键几何信息,适用于角点与落料点关键点回归任务。LCA 模块运行原理如图 5 所示,通过高度 H 与宽度 W 2 个方向的自适应池化,获得方向敏感的全局上下文,再以线性变换与注意力权重调制完成通道交互与重标定,在较低开销下强化空间位置信息与结构感知能力^[17]。

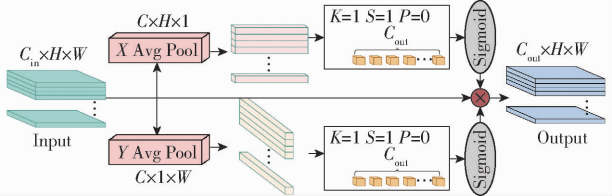


图5 LCA 注意力模块原理图
Fig.5 Schematic of LCA

1.2.3 动态卷积

相机倾斜安装在抛筒下方,抛送过程物料流经过相机与关键点连线,造成关键点遮挡,影响关键点检测精度。因此选用动态卷积 (DynamicConv) (图 6),卷积核系数由输入特征动态生成,针对不同样本自适应权重调节。该机制可增强捕捉特征信息的能力,增加参数量,提高计算效率^[18-19]。

在 DynamicConv 中,通过多个动态专家

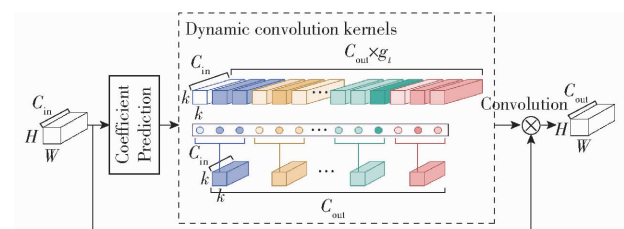


图 6 DynamicConv 动态卷积结构

Fig. 6 Structure of DynamicConv

(Dynamic experts) 对卷积核权重进行动态生成, 每个动态专家对应 1 个卷积核权重 $W_{Ci} \in \mathbf{R}^{C_{out}C_{in}K_CK_C}$, 其中, C_{in} 、 C_{out} 和 K_C 分别表示输入通道数、输出通道数和卷积核大小。对于每个输入的样本生成 1 组动态系数 α_i , 专家权重根据动态系数进行加权融合生成最终的动态卷积核 W' 。

系数 α_i 由输入样本通过多层感知机 MLP 动态生成。DynamicConv 将参数量扩大至约 M_C 倍的同时, 计算量相比标准卷积层几乎没有增加, 从而在最小化浮点运算量 (FLOPs) 增长的前提下, 该模型显著增强了对田间复杂场景下青贮饲料落料点与料厢角点的特征学习能力, 能够提取更具泛化性和丰富性的特征信息。使用 DynamicConv 替换标准的卷积层, 在增加模型复杂度与对丰富特征信息捕捉能力的同时, 控制模型计算量的增加^[20-22]。

1.2.4 可变形卷积

在实际作业过程, 田间路面颠簸与地头转向会导致物料流呈现显著形变, 同时会增加模型对料厢角点特征提取复杂度。传统 C2f 模块中的常规卷积核具有固定的感受野与采样步长, 仅能捕捉固定尺度的局部特征。可变形卷积 v4 (DCNv4) 通过结构优化, 提升在计算机视觉任务中的效率与性能^[23-24]。DCNv4 核心改进体现在 2 方面: ① 去除空间聚合中的 Softmax 归一化步骤, 突破权重被限制在 0~1 范围的约束, 增强模型动态特性提取能力与特征表达能力, 能更灵活地适应不同形状、尺寸目标的特征提取需求。② 优化内存访问流程, 通过分析内存冗余操作并针对性改进, 减少计算过程的冗余开销, 提升运行速度^[25]。

将 YOLO v8n-pose 网络的 C2f 模块替换为引入了可变形卷积 DCNv4 的 C2f_DCNv4 模块, 提升多尺度特征提取与动态目标定位性能, 提高作业场景下特征适应性, 增加关键点定位精度。通过非线性变形场捕获伴随车料厢 4 个角点与青贮饲料落料点的跨尺度对应关系, 结合可变形卷积核增强多尺度上下文建模能力, 将 C2f 模块 Bottleneck 的常规卷积替换为 DCNv4, 并融入可变形 RoI 池化层, 强化小尺度关键点与大范围物料流的自适应特征提取, C2f_

DCNv4 结构如图 4 所示。在 Bottleneck 中引入 DCNv4, 动态采样特征图, 通过残差连接融合原始与变形增强特征, 降低物料流姿态变化对青贮饲料落料点检测的影响。

1.3 青贮饲料落入位置检测

1.3.1 相机标定

为获取青贮饲料落料点与料厢角点的有效世界坐标并提高检测识别的精准度, 通过相机标定获取相机内部参数, 建立二维像素坐标与三维世界坐标点对点的准确关系。使用张正友标定法^[26]对相机进行标定, ZED 相机的主镜头默认为左镜头, 因此内参矩阵 K 和畸变函数 M 表达式为

$$K = \begin{bmatrix} 1061.503 & 0 & 960.195 \\ 0 & 1061.503 & 554.723 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \quad (1)$$

$$M = [0 \ 0 \ 0 \ 0 \ 0] \quad (2)$$

1.3.2 坐标转换

在采集图像时, RGB 图像均有与之对应的深度图像, 首先将两者进行像素级配准, 再根据像素索引获取落料点在深度图中的对应深度。结合相机内外参完成坐标变换, 最终得到落料点在世界坐标系中的三维坐标。坐标变换如图 7 所示, 设像素坐标系下某点坐标为 $P(u, v)$, 在世界坐标系下对应的坐标为 $P(X_w, Y_w, Z_w)$, (u, v) 为像素坐标系坐标, 原点位于图像左上角, (x, y) 为图像坐标系坐标, 原点为成像平面中心, (X_c, Y_c, Z_c) 为相机坐标系坐标, ZED 相机坐标系遵循右手定则, Y 轴向下, (X_w, Y_w, Z_w) 为世界坐标系坐标。

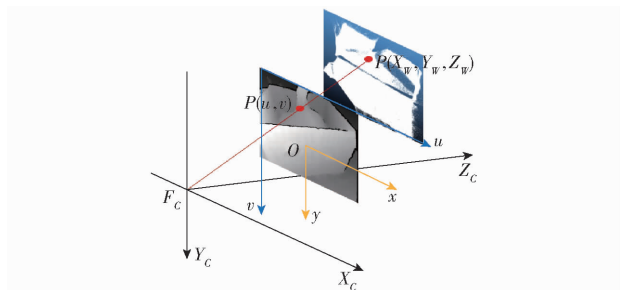


图 7 坐标变换示意图

Fig. 7 Coordinate transformation diagram

世界坐标系与像素坐标系转换关系为

$$Z \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_x & 0 & u_0 & 0 \\ 0 & f_y & v_0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} R_p & T \\ 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中 (f_x, f_y) —— 相机焦距

(u_0, v_0) —— 主点坐标

Z —— 目标在相机坐标系下 Z 轴坐标

R_p ——旋转矩阵

T ——平移向量

1.3.3 青贮饲料落料点与料厢相对位置判断

采用改进 YOLO v8n-pose 模型,检测二维图中关键点,通过式(1)~(3)将二维像素坐标映射至世界坐标系,得到料厢角点与物流落点的三维空间位置,使用检测获取的料厢角点三维坐标拟合其上边缘平面,将角点及落料点投影至该平面构建二维局部坐标系,采用凸包算法^[27]提取表征料厢边界的四边形,基于叉积法^[28]判断落料点投影与四边形的空间包含性,若落料点位于四边形内部,则判定青贮饲料落入料厢,否则视为落于料厢外。

在实际作业中,检测到的 4 个角点在世界坐标

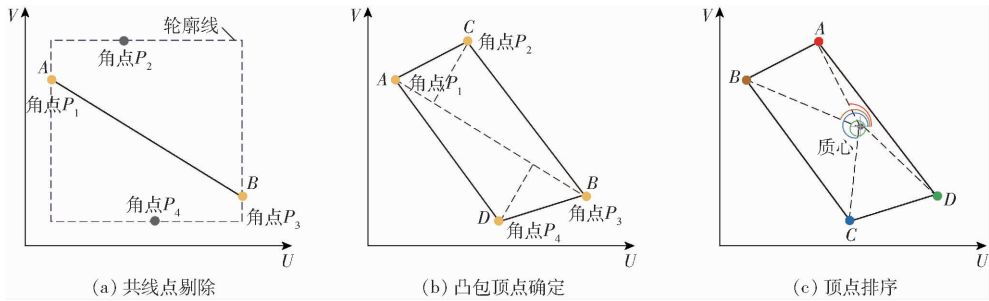


图 8 凸包计算步骤

Fig. 8 Steps for convex hull calculation

首先遍历轮廓上的所有点,轮廓包含拟合平面上的所有点,判断是否存在多点共线情况,若有多点共线,只保留 2 个端点,将其他共线点删除,更新点集。根据坐标找出更新后的轮廓点集中最左边和最右边的 2 个点并记为 A、B,将点 A、B 连成线段,见图 8a。

在线段 AB 两侧分别找出轮廓线上距离线段 AB 的最远点 C 和 D,形成 2 个三角形 ABC 和 ABD,见图 8b。假设直线端点坐标分别为 (x_1, y_1) 、 (x_2, y_2) ,以及轮廓上任意点 (x, y) ,距离公式为

$$d = \frac{|ax + by + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \tag{4}$$

其中

$$\begin{cases} ax_1 + by_1 + c = 0 \\ ax_2 + by_2 + c = 0 \end{cases} \tag{5}$$

$$\begin{aligned} a &= y_2 - y_1 & b &= x_2 - x_1 \\ c &= x_2y_1 - x_1y_2 \end{aligned}$$

式中 a ——线段 AB 在 y 轴方向增量
 b ——线段 AB 在 x 轴方向增量的相反数
 c ——与坐标原点相关的常数项,其绝对值等于原点到直线 AB 距离
 d ——任意一点到直线距离

找出的轮廓点即为凸包顶点,将所有顶点连成封闭图像,即为凸包。由于料厢上边缘的物理特性,其角点必然构成 1 个凸四边形,凸包点为所需的

系下可能不在同一平面。结合投影使用凸包算法,从角点中提取最小凸多边形,减小畸变四边形对料厢边界表征的影响。

由于料厢边框为平面结构,根据坐标转换公式,将关键点二维坐标转换为世界坐标,基于 4 个角点 $P_i(x_i, y_i, z_i) (i = 1, 2, 3, 4)$ 的三维坐标,利用最小二乘法拟合料厢上边缘所在的最佳平面 λ ,并计算法向量 n_λ 。将料厢角点投影至该平面以减小因检测误差导致的非共面性。随后,将投影后的点集转换至平面 λ 上的二维局部坐标系 (U, V) 中。在此二维平面内,计算点集凸包,以排除关键点对料厢边框拟合的影响,确保输出一个凸四边形。计算步骤如图 8 所示。

4 个顶点。接着,计算凸包点集的二维重心坐标 $O(U_o, V_o)$,并以此为中心计算各顶点相对于 O 的方位角 θ_i ,计算式为

$$\theta_i = \arctan(2(V_i - V_o, U_i - U_o)) \quad (i = 1, 2, 3, 4) \tag{6}$$

式中 (U_o, V_o) ——凸包集二维重心坐标
 (U_i, V_i) ——投影到二维局部坐标系的料厢角点坐标

按方位角 θ_i 的升序对 4 个顶点进行排序,并按此顺序连接,生成 1 个空间凸四边形,该四边形即为料厢开口平面在三维空间中的几何抽象表征,见图 8c。料厢为刚性结构,可认为在单次作业过程,该空间四边形位置与形态稳定不变。

当青贮饲料高度未超过料厢边框时,落料点与料厢的位置关系可通过二维图像中相对于料厢开口平面的投影进行判断;反之,需采用基于叉积法的几何判定。该方法将三维空间中的落料点投影至料厢上边缘拟合平面,将空间包含性问题转化为二维平面内的向量计算问题。

落料点 P_{drop} 在平面 α 中的二维局部坐标系投影点为 P'_{drop} ,如图 9 所示。按顺或逆时针顺序对 4 个顶点进行排序,记为 $C_i (i = 1, 2, 3, 4)$,边向量 $E_i = C_{i+1} - C_i$,其中 $C_5 = C_1$,顶点指向点 P'_{drop} 的向量 $V_i =$

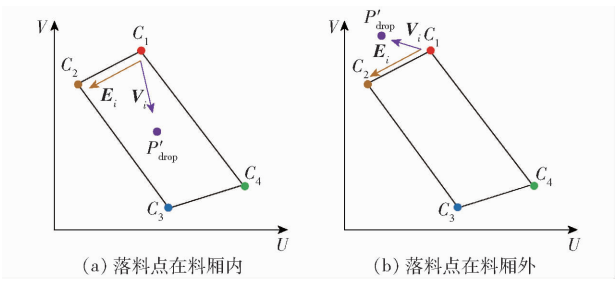


图 9 落点判断

Fig. 9 Judgment of blanking points

$P'_{drop} - C_i$, 根据公式得到叉积 d_i , 叉积公式为

$$d_i = \mathbf{E} \times \mathbf{V} = E_{i,U} V_{i,V} - E_{i,V} V_{i,U} \quad (7)$$

式中 $E_{i,U}, E_{i,V}$ ——边向量 $\mathbf{E}_i$ 分量
 $V_{i,U}, V_{i,V}$ ——向量 $\mathbf{V}_i$ 分量

若所有叉积结果 d_i 符号一致, 则点位于多边形内部。最终, 根据二维包含关系判定结果映射回三维空间, 判断青贮饲料是否落入料厢。

2 试验与结果分析

2.1 试验环境

模型训练与开发环境: CPU 为 Intel Xeon W - 2135, GPU 为 NVIDIA GeForce RTX 2080 Ti, 操作系统为 Ubuntu 18.04.6, 深度学习框架为 PyTorch 2.0.0 + cu118。编程语言使用 Python 3.8, 编译平台为 PyCharm。训练 300 轮, 初始学习率为 0.001。受硬件资源限制, 批次大小设为 16。

2.2 评价指标

采用平均精度均值 (mean Average Precision, mAP)、精确率 (Precision, P) 与召回率 (Recall, R) 评价模型对料厢边缘及落料点关键点的识别与定位能力, 计算参数量 (Parameters)、浮点运算量 (FLOPs) 评估模型复杂度。其中 mAP50 为 IoU 阈值为 0.5 时模型平均精度均值, mAP50:95 为 IoU 阈值 0.5 ~ 0.95 时平均精度均值。此外, 以有效率作为区域内青贮饲料落料点判断的评测标准, 人工对测试图像进行判断, 确定物料流落入料厢内的图像数量为真值, 经算法确定落入料厢内的图像数量与真值之比有效率为。

2.3 消融试验

利用消融试验验证模块改进对模型检测性能的影响, 结果如表 1 所示, 其中 A 为使用 DynamicConv 模块替换原始 Conv 模块, B 为融合 DCNv4 的 C2f - DCNv4 模块替换原始 C2f 模块, C 为注意力机制 LCA。由表 1 可知, 改进 YOLO v8n - pose 在各检测指标均达到最优, mAP50 为 96.5%, mAP50:95 为 95.9%, 精确率和召回率分别为 96.7% 与 97.2%。与 YOLO v8n - pose 模型相比, mAP50 提升 2.0 个百分点, mAP50:95 提升 2.5 个百分点, 检测精度得到提升。模型参数量为 4.19×10^6 , 增长 36.0%, 浮点运算量为 8.5×10^9 , 增长 1.2%, 在增加模型复杂度的基础上, 保证计算量少量增加的同时, 检测精度获得显著提升。

使用 DynamicConv 替换传统卷积 Conv 后, mAP50 提高 0.1 个百分点, mAP50:95 提高 0.1 个百分点, 参数量增加 26.0%, 浮点运算量降低 1.2%, 表明该结构在增强特征表达能力的同时, 通过卷积核权重的动态生成有效控制了计算开销。用 C2f - DCNv4 替换原 C2f 模块后, mAP50 提升 0.7 个百分点, mAP50:95 提高 0.2 个百分点, 参数量增长 1.9%, 浮点运算量增长 2.4%, 可变形卷积对多尺度目标和形变特征具有良好的适应能力, 尤其适用于动态落料点这类具有明显几何变化的目标。加入 LCA 注意力机制后, mAP50:95 提升 0.5 个百分点, 参数量和浮点运算量基本不变, 其对关键点空间结构感知能力可以在振动、遮挡及复杂背景下维持检测精准度。DynamicConv、C2f - DCNv4 与 LCA 注意力机制 3 个模块在单独应用时效果并不突出, 集成后在检测精度上相较于原模型得到显著提升, 在高阈值检测指标 mAP50:95 上提升明显, 验证了本文所提改进策略在提升青贮饲料抛送落料点检测精度与鲁棒性方面的有效性。由于异常工况下需优先保证关键点检测精度, 而剪枝和低精度量化易影响定位结果, 同时 NVIDIA Jetson Orin 算力充足, 因此部署时优先采用不会明显影响模型精度的加速方法。

表 1 消融试验结果

Tab.1 Results of ablation experiments

模型	精确率/%	召回率/%	mAP50/%	mAP50:95/%	参数量	浮点运算量
YOLO v8n - pose	96.0	97.4	94.5	93.4	3.08×10^6	8.4×10^9
YOLO v8n - pose + A	96.1	97.8	94.6	93.5	3.88×10^6	8.3×10^9
YOLO v8n - pose + B	96.4	97.5	95.2	93.6	3.14×10^6	8.6×10^9
YOLO v8n - pose + C	96.5	96.8	96.1	93.9	3.09×10^6	8.4×10^9
YOLO v8n - pose + A + B + C	96.7	97.2	96.5	95.9	4.19×10^6	8.5×10^9

2.4 不同模型检测关键点对比试验

为进一步验证改进模型的优越性, 将本文改进

模型与主流目标检测算法进行比较, 包括 RTMPose、HRNet - w32 以及 YOLO 系列算法, 结果如表 2 所示。

表 2 不同关键点检测模型结果

Tab.2 Results of different keypoint detection models				
模型	召回率/	mAP50:95/	参数量	浮点运算量
	%	%		
YOLO v5n - pose	97.8	92.8	2.65×10^6	5.7×10^9
YOLO v8n - pose	97.4	94.4	3.08×10^6	8.4×10^9
RTMPose	91.6	88.4	5.12×10^6	1.5×10^{10}
HRNet - w32	93.4	90.3	2.80×10^7	1.8×10^{10}
改进 YOLO v8n - pose	97.2	95.9	4.19×10^6	8.5×10^9

由表 2 可知, YOLO v5n - pose、YOLO v8n - pose、RTMPose、HRNet - w32 模型 mAP50:95 分别为 92.8%、94.4%、88.4% 和 90.3%, YOLO v8n - pose 模型在检测料厢边缘与青贮饲料落料点中整体优于其他模型, 而改进 YOLO v8n - pose 模型进一步提升了检测精度, 并在参数量大幅增长的同时, 避免了浮点运算量大幅增加。相比于 YOLO v8n - pose 模型, 改进 YOLO v8n - pose 召回率降低 0.2 个百分点, mAP50:95 提升 1.5 个百分点。

2.5 青贮饲料落料点与料厢角点检测试验

2.5.1 物料流异常状态下青贮饲料落料点检测

为系统评估模型在不同作业工况下的识别性能, 针对料厢内青贮饲料填充状态的多样性, 将青贮饲料流分为 2 种典型状态: 摆动松散状态与正常状态。试验中随机选取各状态图像样本, 对改进 YOLO v8n - pose 模型进行验证。

试验结果表明, 在青贮饲料流摆动松散状态下, YOLO v8n - pose 模型 mAP50:95 为 89.2%, 改进 YOLO v8n - pose 模型 mAP50:95 达到 95.1%, 较 YOLO v8n - pose 模型提升 5.9 个百分点; 在青贮饲料流正常状态下, YOLO v8n - pose 模型 mAP50:95 为 91.7%, 改进模型 mAP50:95 为 95.0%, 提升 3.3 个百分点。

可视化分析结果如图 10 所示, 改进 YOLO v8n - pose 模型有效解决了青贮饲料抛送过程青贮饲料流异常状态造成的误检、多检现象, 并且显著提升了正常状态下青贮饲料落料点的检测精度。

2.5.2 料厢角点被遮挡下检测

为评估模型在遮挡情况下检测精度, 根据料厢角点可见性分为角点可见与角点被遮挡 2 类, 对 2 种情况下料厢角点进行检测。

试验结果表明, YOLO v8n - pose 在角点被遮挡与角点可见下 mAP50:95 分别为 93.4%、94.5%, 改进 YOLO v8n - pose 模型 mAP50:95 为 95.6% 与 95.8%, 均优于 YOLO v8n - pose 模型。可视化结果如图 11 所示, 改进 YOLO v8n - pose 解决了角点被遮挡的问题, 降低了因目标区域图像特征缺失造成

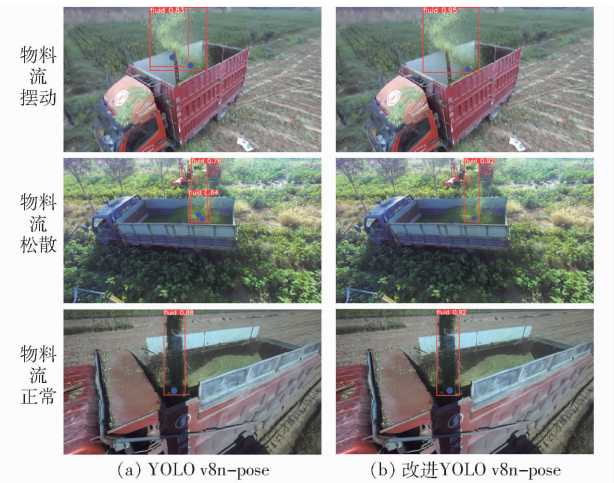


图 10 改进前后模型检测落料点结果

Fig.10 Model detection results of material drop point before and after improvement

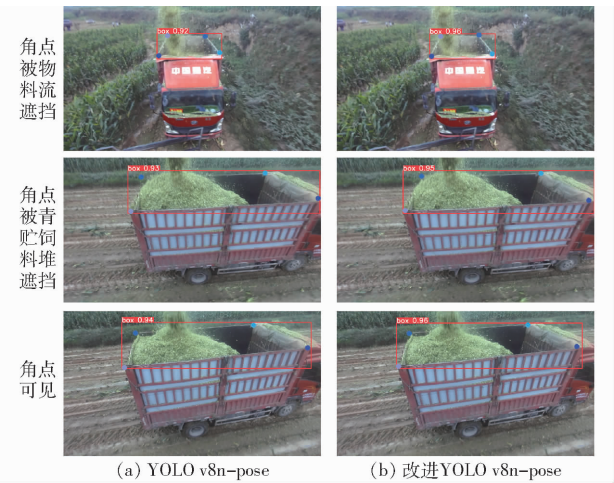


图 11 改进前后模型检测角点结果

Fig.11 Model detection results of corner before and after improvement

的定位点不稳定频率。

2.5.3 非垂直视角下青贮饲料落入料厢内的判断

对测试集中 690 幅图像进行测试, 结合三维点云判断物料流是否落入料厢的有效率为 97.9%, 非垂直视角下结合三维点云判断物料流是否落入料厢方式的有效率远高于基于二维图像判断的有效率。

二维图像与结合三维点云的判断效果如图 12 所示, 单一的二维图像会将料厢区域内的青贮饲料落料点归为料厢之外, 结合三维点云判断, 可减少因料厢内物料堆积过高导致的判断错误。

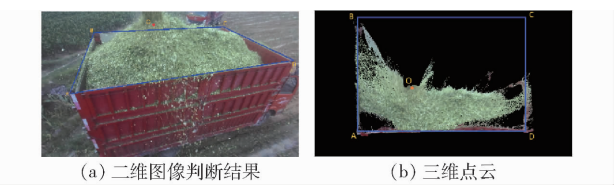


图 12 不同坐标系判断结果

Fig.12 Judging effects in different coordinate systems

2.5.4 田间试验

使用 Stereolabs ZED 2i 型双目相机,最大视场角 $110^{\circ}(H) \times 70^{\circ}(V) \times 120^{\circ}(D)$;深度测距范围 $0.3 \sim 20 \text{ m}$,使用 USB 3.0 与边缘计算盒子连接;相机工作分辨率为 $1280 \text{ 像素} \times 720 \text{ 像素}$ 、 15 f/s 。相机安装于抛送筒下方,光轴相对水平俯仰角约 40° ,边缘计算盒子为 NVIDIA Jetson Orin NX 16 GB,峰值算力 157 TOPS ,TOPS 表示边缘计算盒子最大可能的运算速度,推理则采用 FP16 精度进行 TensorRT 部署,并启用卷积与归一化融合优化,以满足控制实时性要求并降低时延波动。

田间试验在山东省济南市天桥区开展,试验平台如图 13 所示,田间试验对象为青贮玉米,试验围绕青贮玉米的收获抛送环节展开。

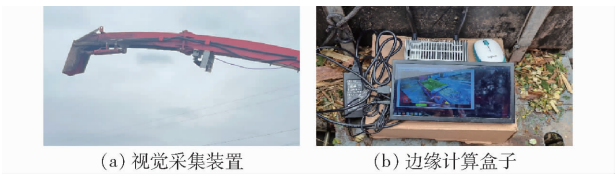


图 13 试验平台
Fig. 13 Test platform

依据青贮收获机田间作业实际,随机选取相机采集的 10 s 作业视频,每秒截取 10 帧 ,导入改进 YOLO v8n - pose 模型完成平均精确率与平均召回率检测计算,结果如图 14 所示。

田间作业场景存在多种不可控干扰因素,这些实际工况中复杂干扰增加了模型特征提取难度,收

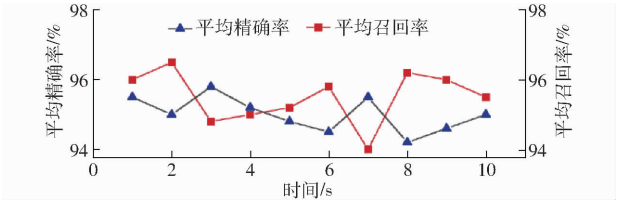


图 14 平均精确率与平均召回率变化曲线
Fig. 14 Average precision and average recall rate

获机作业时机械振动会轻微影响图像清晰度,从而导致精确度与召回率出现轻微波动。

青贮收获机工作中相机对料厢角点、物料流落点的识别,以及凸包与叉积几何判定效果如图 15 所示。

连续稳定工作 3 h 试验期间,GPU 占用率峰值 83% ,温度峰值 42°C ,未出现崩溃,帧率为 $15 \sim 20 \text{ f/s}$,总体检测效果稳定。

3 结论

(1) 提出了一种基于改进 YOLO v8n - pose 的青贮饲料落料点与料厢空间关系判断方法。首先通过模型检测青贮饲料落料点与料厢角点,随后使用凸包算法与叉积法,拟合料厢边框并判断落料点与料厢边框相对位置。进一步研究可结合青贮饲料休止角与料厢形状,建立青贮饲料堆积的表面模型,通过比较落料点高度与堆积模型表面高度,判断是否存在溢出风险,同时,在检测系统中引入预警边界,在落料点接近料厢边缘时提前触发控制调整。

(2) 构建了一种融合轻量坐标注意力(LCA)、

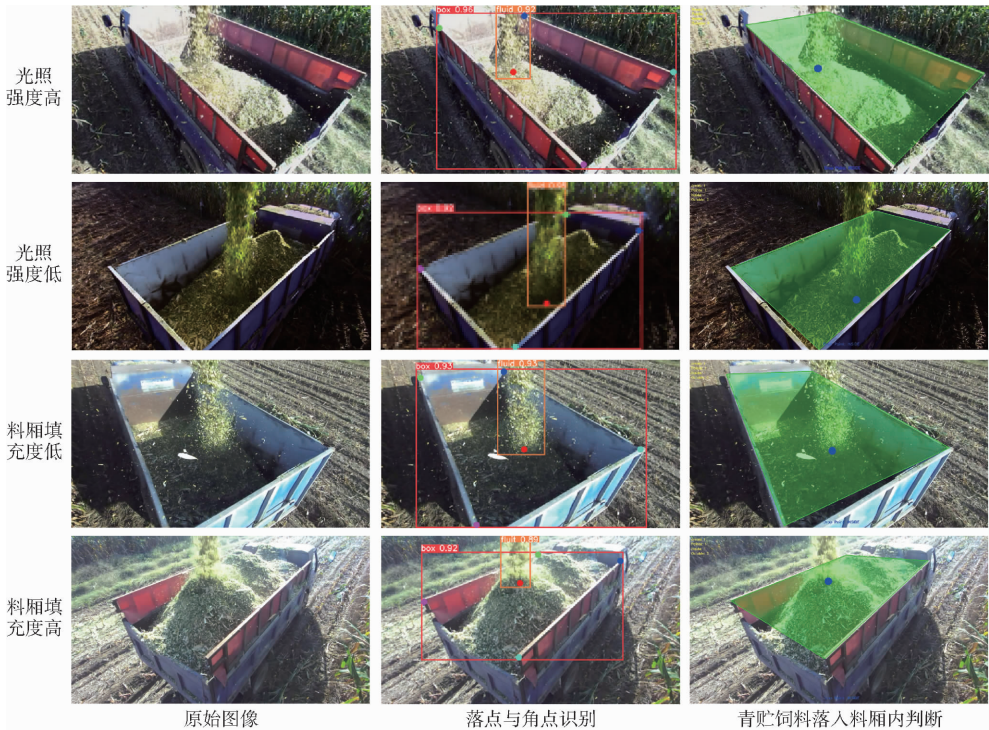


图 15 不同光照与填充度下检测判断效果

Fig. 15 Detection and judgment effects under different lighting conditions and filling degrees

动态卷积 (DynamicConv) 与可变形卷积 (DCNv4) 的改进 YOLO v8n - pose 模型。模型对料厢角点与青贮落料点综合 mAP50:95 达到 95.9%,较 YOLO v8n - pose 模型提升 2.5 个百分点。在判断落料点与料厢关系时,结合坐标变换、凸包与叉积的判定方法有效

率达 97.9%。
(3)田间试验结果表明,在复杂田间工况下检测精度保持在 94% 以上。系统处理帧率稳定在 15 ~ 20 f/s,GPU 资源占用与温度均处于正常范围,满足田间实时性作业要求。

参 考 文 献

[1] 余永峰,李雷霞,刘淑平,等. 青贮饲料机械化收获现状及关键技术[J]. 农业工程,2025,15(1):7-13.
YU Yongfeng, LI Leixia, LIU Shuping, et al. Current status and key technologies of silage mechanized harvesting [J]. Agricultural Engineering, 2025,15(1):7-13. (in Chinese)

[2] 邵合勇. 青贮饲料收获机国内外发展现状[J]. 农业工程,2017,7(4):19-21.
SHAO Heyong. Development of silage harvester in domestic and abroad[J]. Agricultural Engineering,2017,7(4):19-21. (in Chinese)

[3] 武红剑,王德成,宫泽奇,等. 基于 EDEM 的青贮收获机抛送装置优化设计[J]. 中国奶牛,2015(18):44-47.

[4] 张姬,孙振洋,宋占华,等. 青贮饲料收获机自动跟随抛送系统研究现状与发展趋势[J]. 农机化研究, 2026,48(2):284-292.
ZHANG Ji, SUN Zhenyang, SONG Zhanhua, et al. Research status and development trends of the automatic following and material-throwing system for silage harvester[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2026,48(2):284-292. (in Chinese)

[5] ROGERS M. Volume measurement of biological materials in livestock or vehicular settings using computer vision[D]. Purdue: Univ. of West Lafayette,2022.

[6] LIU Lei, DU Yuefeng, LI Xiaoyu, et al. An automatic forage unloading method based on machine vision and material accumulation model[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2023,208:107770.

[7] 宋占华,邢书仑,王征,等. 苜蓿调制试验台测控系统设计与试验[J]. 农业机械学报,2021,52(2):122-134.
SONG Zhanhua, XING Shulun, WANG Zheng, et al. Design and experiment of measurement and control system for alfalfa conditioning test bench[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021,52(2):122-134. (in Chinese)

[8] 王侨,刘卉,杨鹏树,等. 基于机器视觉的农田地头边界线检测方法[J]. 农业机械学报,2020,51(5):18-27.
WANG Qiao, LIU Hui, YANG Pengshu, et al. Detection method of headland boundary line based on machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2020,51(5):18-27. (in Chinese)

[9] LI Lei, FEI Xuan, DONG Zhuoli, et al. Computer vision-based method for monitoring grain quantity change in warehouses[J]. Grain & Oil Science and Technology,2020,3(3):87-99.

[10] 宋有年,宋洪涛,崔震,等. 基于 CFD - EDEM 的抛臂系统多物理场耦合优化[J]. 农业工程,2025,15(6):107-113.
SONG Younian, SONG Hongtao, CUI Zhen, et al. Multi-physical field coupling optimization of throwing arm system based on CFD - EDEM[J]. Agricultural Engineering,2025,15(6):107-113. (in Chinese)

[11] CUI Zhihong, HU Jinpeng, YU Yang, et al. Automatic grain unloading method for track-driven rice combine harvesters based on stereo vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2024,220:108917.

[12] LIU Lei, DU Yuefeng, LI Xiaoyu, et al. Trailer hopper automatic detection method for silage harvesting based improved U - Net[J]. Computers and Electronics in Agriculture,2022,198:107046.

[13] 尤泳,李芳旭,纪中良,等. 基于旋转目标检测的青贮机精准抛送系统设计与试验[J]. 农业工程学报,2024,40(21):36-45.
YOU Yong, LI Fangxu, JI Zhongliang, et al. Design and experiment of the precise throwing system for silage machines based on rotating target detection[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(21):36-45. (in Chinese)

[14] 邹一波,周泽政,陈明,等. 基于注意力机制的植物三维点云语义分割方法[J]. 农业机械学报,2025,56(3):129-139,157.
ZOU Yibo, ZHOU Zezheng, CHEN Ming, et al. 3D plant point cloud semantic segmentation method APSegNet based on attention mechanism[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(3):129-139,157. (in Chinese)

[15] 刘赏,代烧,周煜炜,等. 增强人体关键点特征的姿态估计算法[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2025,37(9):1607-1618.
LIU Shang, DAI Rao, ZHOU Yuwei, et al. Pose estimation algorithm with enhanced human keypoint features[J]. Journal of Computer-Aided Design & Computer Graphics, 2025,37(9):1607-1618. (in Chinese)

[16] 李晨,魏维,郑程,等. 改进全维动态卷积和坐标注意力的人体姿态估计方法[J/OL]. 计算机应用与软件,1-7[2025-08-28]. <https://link.cnki.net/urlid/31.1260.TP.20241113.1552.002>.
LI Chen, WEI Wei, ZHENG Cheng, et al. Improved human pose estimation method with omni-dimensional dynamic convolution and coordinate attention[J/OL]. Computer Applications and Software,1-7[2025-08-28]. <https://link.cnki.net/urlid/31.1260.TP.20241113.1552.002>. (in Chinese)

labels[J]. Computer Engineering and Applications, 2026,62(3):277-286. (in Chinese)

[26] 胡伟超, 郭宇阳, 张奇, 等. 基于改进 YOLOX 的轻量化交通监控目标检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2024, 60(7):167-174.
HU Weichao, GUO Yuyang, ZHANG Qi, et al. Lightweight traffic monitoring object detection algorithm based on improved YOLOX[J]. Computer Engineering and Applications, 2024,60(7):167-174. (in Chinese)

[27] 李牧, 张一朗, 柯熙政. 多尺度特征提取与融合的红外图像增强算法[J]. 红外与激光工程, 2025,54(2):240-253.
LI Mu, ZHANG Yilang, KE Xizheng. Infrared image enhancement algorithm based on multi-scale feature extraction and fusion [J]. Infrared and Laser Engineering, 2025,54(2):240-253. (in Chinese)

[28] LIU Y, SHAO Z, HOFFMANN N. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions[J]. arXiv Preprint, arXiv:2112.05561, 2021.

[29] 马鹏森, 郝炜, 林兴伟, 等. 基于 PNC-YOLOv8 的惯导 PCB 缺陷检测研究[J/OL]. 航空工程进展, 1-11. [2026-03-02]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1479.V.20250611.2051.002>.
MA Pengsen, HAO Wei, LIN Xingwei, et al. Research on defect detection of inertial navigation PCB based on PNC-YOLOv8 [J/OL]. Advances in Aeronautical Science and Engineering, 1-11. [2026-03-02]. <https://link.cnki.net/urlid/61.1479.V.20250611.2051.002>. (in Chinese)

[30] 王世勤. 基于 Faster-RCNN 深度学习算法的图像识别技术研究[J]. 信息记录材料, 2025,26(4):120-122.
WANG Shiqin. Research on image recognition technology based on Faster-RCNN deep learning algorithm[J]. Information Recording Materials, 2025,26(4):120-122. (in Chinese)

(上接第 142 页)

[17] HE A, LI Xiaobo, WU Ximei, et al. Alss-YOLO: an adaptive lightweight channel split and shuffling network for TIR wildlife detection in UAV imagery[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2024,17:17308-17326.

[18] 王佳乐. 基于 Transformer 的人体姿态估计算法研究[D]. 青岛: 青岛大学, 2024.

[19] 喻聪. 基于热力图动态卷积的印刷体汉字检测模型的研究[D]. 南昌: 江西财经大学, 2023.
YU Cong. Reseaech on dynamic convolution detection model of printed Chinese characters based on heat map[D]. Nanchang: Jiangxi University of Finance and Economics, 2023. (in Chinese)

[20] HAN Kai, WANG Yunhe, GUO Jianyuan. et al. ParameterNet: parameters are all you need for large-scale visual pretraining of mobile networks[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. IEEE, 2024.

[21] 崔丽群, 曹华维. 改进 YOLO v7 的航拍图像目标检测[J]. 计算机工程与应用, 2024,60(20):189-197.
CUI Liqun, CAO Huawei. Object detection based on improved YOLO v7 for UAV aerial image [J]. Computer Engineering and Applications, 2024,60(20):189-197. (in Chinese)

[22] 杨断利, 沈洪硕, 陈辉, 等. 基于 YOLO v7 和改进 U-Net 模型的鸡冠肉垂提取与面积计算方法[J]. 农业机械学报, 2025,56(4):415-426.
YANG Duanli, SHEN Hongshuo, CHEN Hui, et al. Extraction and area calculation of chicken comb and wattle based on YOLO v7 and optimized U-Net network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025,56(4):415-426. (in Chinese)

[23] 张旭辉, 余恒翰, 杜昱阳, 等. 煤矿井下人员危险行为检测方法[J]. 工矿自动化, 2025,51(5):64-71.
ZHANG Xuhui, YU Henghan, DU Yuyang, et al. Detection method for dangerous behaviors of underground coal mine personnel [J]. Journal of Mine Automation, 2025,51(5):64-71. (in Chinese)

[24] 周明伟. 基于检测与重识别联合学习的无人机平台多目标跟踪方法研究[D]. 成都: 电子科技大学, 2025.
ZHOU Mingwei. A research of multi-target tracking method from UAV platform based on joint learning of detection and ReID [D]. Chengdu: University of Electronic Science and Technology of China, 2025. (in Chinese)

[25] XIONG Yuewen, LI Zhiqi, CHEN Yuntao, et al. Efficient deformable convnets: rethinking dynamic and sparse operator for vision applications[C]//Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024.

[26] ZHANG Zhenyou. A flexible new technique for camera calibration[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000,22(11):1330-1334.

[27] LI B, YAN H, WANG Z, et al. Algorithm of convex hull generation for point sets based on sorted coordinates[J]. Science of Surveying and Mapping, 2017,42(2):14-17.

[28] 梅树立, 江景涛, 陈忠良, 等. 二维工程图形中密切相关关系分析及计算机编码方法[J]. 中国农业大学学报, 2000,5(2):87-91.
MEI Shuli, JIANG Jingtao, CHEN Zhongliang, et al. The analyzing and computer recognizing the tangent relations between 2 objects in 2D drawings[J]. Journal of China Agricultural University, 2000,5(2):87-91. (in Chinese)