



徐国政,魏文波,田光兆,等. 基于 YOLOv10s 和外接球法融合的粮食收获机卸粮口位姿检测方法研究[J]. 南京农业大学学报,2026,49(3): 665-675.

Xu G Z, Wei W B, Tian G Z, et al. Research on the grain harvester unloading outlet shape and position detection based on YOLOv10s and circumsphere fusion[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2026, 49(3): 665-675.

基于 YOLOv10s 和外接球法融合的粮食收获机 卸粮口位姿检测方法研究

徐国政,魏文波,田光兆*,肖茂华,耿国盛

(南京农业大学工学院,江苏 南京 211800)

摘要:[目的]目前粮食收获机田间作业时存在卸粮口位姿检测精度低的问题,导致收获机与无人运粮车“机-车”协同卸运作业效率低下,本文旨在提出一种基于 YOLOv10s 和外接球法的粮食收获机卸粮口位姿检测方法。[方法]使用 YOLOv10s 目标检测技术、Canny 边缘分割和外接球法,实现对粮食收获机卸粮口的质心定位和开口姿态精准检测。同目标检测直接定位算法和平均质心法开展检测性能对比分析,并分析其不同光照环境下的适应性。[结果]本研究算法在 3 000 lx 以上和 100~300 lx 环境下 5 m 内定位误差分别小于 1.20% 和 0.99%,开口姿态角度误差分别小于 8.8° 和 7.3°。相较目标检测直接定位算法和平均质心法,3 000 lx 环境质心定位检测精度分别提高 11.20% 和 3.51%,100~300 lx 环境质心定位检测精度分别提高 10.92% 和 4.06%。定位精度显著提升,并实现较低的开口方向检测误差。[结论]本研究提出的粮食收获机卸粮口位姿检测技术,能精准检测粮食收获机卸粮口的位姿信息,可为精准判断卸粮口出粮落点,以及后续根据运粮车仓内粮食分布进行路径优化提供基础数据研究。

关键词:目标检测;边缘分割;卸粮口;位姿;外接球;YOLOv10s

中图分类号:S126;S665.1

文献标志码:A

文章编号:1000-2030(2026)03-0665-11

Research on the grain harvester unloading outlet shape and position detection based on YOLOv10s and circumsphere fusion

XU Guozheng, WEI Wenbo, TIAN Guangzhao*, XIAO Maohua, GENG Guosheng

(College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 211800, China)

Abstract:[Objectives] Currently, there is a low accuracy in the unloading port pose detection of grain harvesters during field operations, leading to low efficiency in the “machine-vehicle” collaborative unloading operations between harvesters and unmanned grain transport vehicles. This study proposed a grain harvester unloading port pose detection method based on YOLOv10s and the minimum bounding sphere method. [Methods] It utilized the YOLOv10s object detection technology, Canny edge segmentation, and the minimum bounding sphere method to achieve precise detection of the centroid location and the opening pose of the harvester unloading port. The performance of this method was compared with direct location algorithms for object detection and the average centroid method, and its adaptability in different lighting environments was also studied. [Results] The proposed algorithm achieved positioning errors of less than 1.20% and 0.99% within 5 meters in environments with above 3 000 lx and environments with 100–300 lx, respectively. The opening angle errors were less than 8.8° and 7.3°, respectively. Compared to target detection-based positioning algorithms and centroid positioning methods, the centroid positioning accuracy was improved by 11.20% and 3.51% in strong light environments, and by 10.92% and 4.06% in weak light environments. The positioning accuracy was significantly improved, with a relatively low opening direction detection error achieved. [Conclusions] The grain harvester unloading port pose detection technology proposed in this study could accurately detect the pose information of the unloading port, providing fundamental data for accurately determining the unloading point and subsequent path optimization based on the grain distribution in the transport vehicle’s storage.

Keywords:target detection; edge segmentation; unloading port; centroid localization; pose detection; circumsphere; YOLOv10s

粮食无人化收获和运输可有效降低劳动强度、提高收运效率、减少收运撒漏,是智慧农业发展的重要方向之一。其中如何实现收获机和运粮车高效协同作业尤为关键^[1-3]。目前,相关研究人员通过导航定

收稿日期:2024-12-25

基金项目:国家重点研发计划项目(2022YFD2001604)

*通信作者:田光兆,博士,副教授,研究方向为传感器技术和智能车辆导航,E-mail:tgz@njau.edu.cn。

位和路径优化基本实现“机-车”协同作业。然而,相关研究多集中在通过对收获机简单定位确定卸粮口出粮落点^[4-9],以调控收获机与运粮车相对位置。卸粮过程“机-车”相对静止,运粮车内卸粮落点单一,易导致车内空间利用率低、运输效率低、粮食溢出撒漏等问题^[10-11]。

想要解决上述问题,关键在于实现对收获机卸粮口位姿信息高效精准检测,以指导调控卸粮过程收获机与运粮车相对位置及路径。传统人工作业中,运粮车驾驶员通过人眼观察收获机卸粮口的位置和开口方向(即位姿),预测卸粮口出粮落点,控制运粮车运动。目前,农业生产中常用 GNSS(Global Navigation Satellite System)、激光雷达和双目相机实现定位^[12]。GNSS 定位较为精准,但 GNSS 天线难以安装在卸粮口上。受到遮挡时,GNSS 将长时间无法获取目标的定位信息^[13]。激光雷达常用于建图和定位^[14-15],但“机-车”协同卸运过程中会产生较大的烟尘,对激光雷达测得点云形成干扰^[16]。农业作业常用 16 线激光雷达,获取卸粮口点云具有稀疏性,难以获取完整点云信息。双目视觉相较单目视觉可通过视差法实现测距^[17]。农业生产中常用双目相机采集图像,适用目标检测算法直接实现被测物体的粗定位^[18-19],或者辅以平均质心法实现被测物体定位^[20-21]。上述两种方法虽可用于卸粮口定位,但在定位精度以及开口姿态检测中均存在欠缺。为了能在“机-车”协同卸运环境下,提高卸粮口质心定位精度,并进一步实现对卸粮口开口姿态检测,提出一种激光将目标检测、边缘检测和外接球法融合的卸粮口质心定位与开口姿态检测方法,实现定位精度提升及开口姿态的检测,并以此辅助精准判断卸粮口出粮落点信息,实现运粮车精准导航。

1 粮食收获机卸粮口图像采集系统

1.1 粮食收获机卸粮口图像与姿态采集装置

使用 ZED2 双目相机采集卸粮口的图片和深度图,使用 HWT901B-232 九轴传感器(以下简称 IMU)采集双目相机的姿态信息,采集装置示意图如图 1。搭载采集装置的无人运粮车为南京农业大学自研。

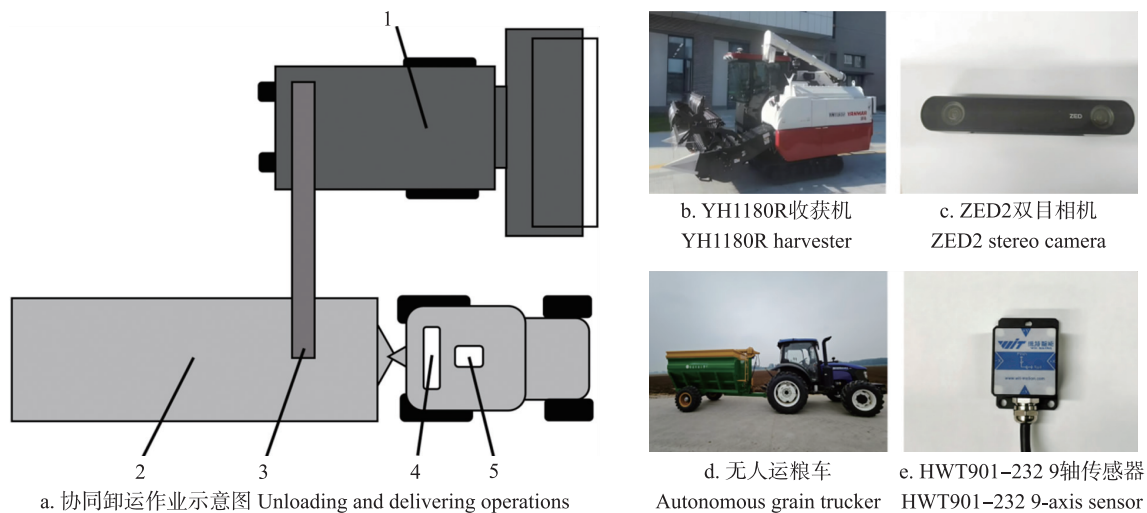


图 1 粮食收获机卸粮口图像采集装置

Fig. 1 Grain harvester unloading outlet image acquisition device

1. 无人收获机 Autonomous harvester; 2. 无人运粮车 Autonomous grain truck; 3. 卸粮口 Grain unloading outlet; 4. 双目相机 Stereo camera; 5. IMU 惯性测量单元 Inertial measurement unit.

1.2 YOLOv10s 训练数据集制作与训练平台

卸粮口图像数据集的采集结合网络图像搜索与实地拍摄 2 种途径,为确保数据的质量和多样性,实地拍摄图像涵盖 5 种不同类型的收获机。从图像数据多样性、模型鲁棒性和算法模型适用性考量,在不同角度、不同光照条件和不同背景条件下完成拍摄,共获得 1 800 张图像。通过翻转、裁剪、透视变换等方法对数据集进行扩充后,最终获取 9 000 张图像。然后按照 7-U2-U1 的比例将图像随机分成训练集、验证集和测试集。为了提高模型对不同类型物体的区分度,数据集除对卸粮口(Outlet 标签)进行标注,还对卸粮筒(Channel 标签)、收获机(Harvester 标签)、运粮车(Truck 标签)可能对结果产生影响的干扰物体进行标注。

训练YOLOv10s模型的硬件配置:CPU为Inter Core I9-9900T,显卡为RTX4060ti,16 G显存,操作系统为Ubuntu18.04,深度学习框架为PyTorch2.0.0,使用CUDA11.8、cuDNN8.6.0进行加速。模型推理采用相同配置环境。

1.3 卸粮口定位试验数据采集

大部分收获机的卸粮口形态(图2)可近似为刚体长方体。该长方体的质心坐标即为卸粮口的质心坐标, $w-l$ 所处平面即为卸粮口开口平面,检测卸粮口位姿问题可转化为确定该近似长方体的位姿问题。

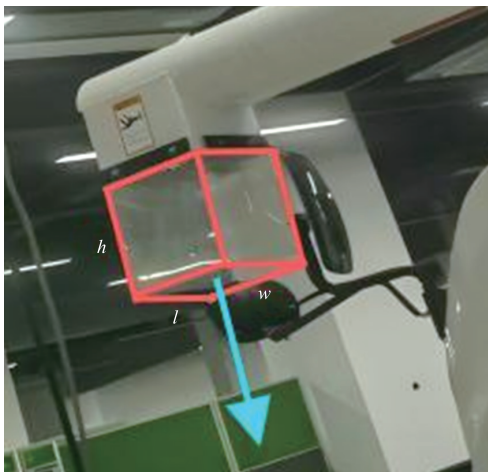


图2 卸粮口近似长方体与开口姿态示意图

Fig. 2 Schematic diagram of the unloading outlet with a rectangular shape and opening posture

红色边框为卸粮口近似长方体的示意图,其长、宽、高分别用字母 l 、 w 、 h 表示;蓝色箭头方向表示卸粮口开口平面的法向量方向。The red border represents a schematic of the unloading port, approximated as a rectangular prism, with its length, width, and height denoted by the letters l , w , and h , respectively; the direction of the blue arrow indicates the normal vector direction of the unloading port's opening plane.

实际生产中,稻麦收获机尺寸较小,卸粮口活动位置范围较小;玉米收获机尺寸较大,卸粮口活动位置范围也更大。同时进行“机-车”协同卸粮作业场景有较强的光照强度,为使试验结果更接近实际生产作业环境中的真实值,通过1.1节中装置分别在3 000 lx和100~300 lx两种光照环境下,对YH1180R稻麦收获机(卸粮口尺寸为20 cm×20 cm×25 cm)在2 m范围内,对GK120玉米收获机(卸粮口尺寸为35 cm×35 cm×30 cm)在5 m范围内采集卸粮口图像数据。田间作业环境见图3。上述每种情况分别采集40组卸粮口图像,质心坐标和开口平面法向量数据,总计160组数据。



图3 田间作业环境

Fig. 3 Field work environment

2 卸粮口目标位姿检测方法

在三维空间中,确定长方体非共面的任意4个顶点坐标,即可根据4点构成的唯一外接球,进而可确定长方体质心坐标及姿态。因此,本研究中卸粮口位姿检测方法流程(图4)如下:

- 1)通过双目相机采集收获机卸粮口图像和深度信息,通过IMU采集双目相机姿态信息,记录卸粮口尺寸信息;
- 2)利用基于粮食收获机卸粮口训练所得YOLOv10s模型对收获机卸粮口图像进行目标检测,确定卸粮口目标检测结果边界框范围;
- 3)对收获机卸粮口图像进行Canny边缘分割,获得边缘多边形。根据目标检测边界框和边缘多边形,获取边界框内多边形所有顶点像素坐标,并将这些点形成的所有4点组合进行存储;
- 4)结合双目相机采集的深度信息和IMU采集的姿态信息,将3)中所有点坐标从像素坐标系转换到

世界坐标系中;

5) 对每一个 4 点组合求取外接球半径, 与实际卸粮口近似长方体的外接球半径进行对比, 选择误差最小的 1 组 4 点为卸粮口近似长方体的 4 个非共面顶点;

6) 利用外接球法确定近似长方体的质心以及开口姿态, 即获取收获机卸粮口的位姿。

2.1 基于 YOLOv10s 的卸粮口目标检测算法

在 YOLOv10s(图 5) 中, Backbone 模块负责卸粮口图像特征提取, 主要包括卷积(Conv)、C2f 和 SPPF 等多个组件。Neck 部分则聚合来自 Backbone 不同尺度的特征图, 融合浅层和深层的特征信息。Head 部分采用解耦式检测头, 将目标分类、边界框回归及

置信度估计任务分开处理, 最终汇聚输出。在回归损失函数方面, YOLOv10s 采用了 CIoU 损失, 该损失函数不仅考虑了预测框与真实框之间的重叠区域, 还引入了框中心点之间的距离和纵横比的影响。YOLOv10s 为轻量化模型, 无需昂贵的硬件设施即可进行模型训练。将双目相机左相机采集的图像使用 YOLOv10s 进行目标检测, 可获取带有目标检测框的识别结果图片。将检测框的左上与右下顶点的像素

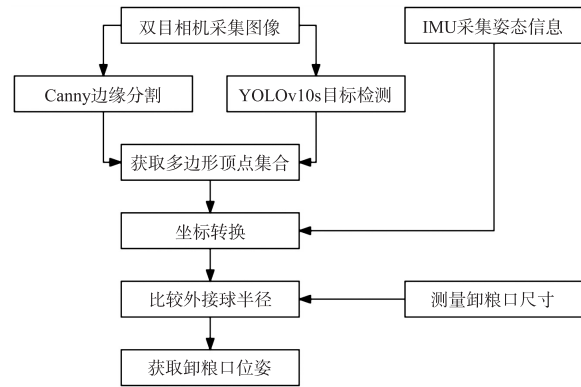


图 4 卸粮口目标位姿检测算法流程

Fig. 4 Harvester unloading outlet shape and position detection algorithm flowchart

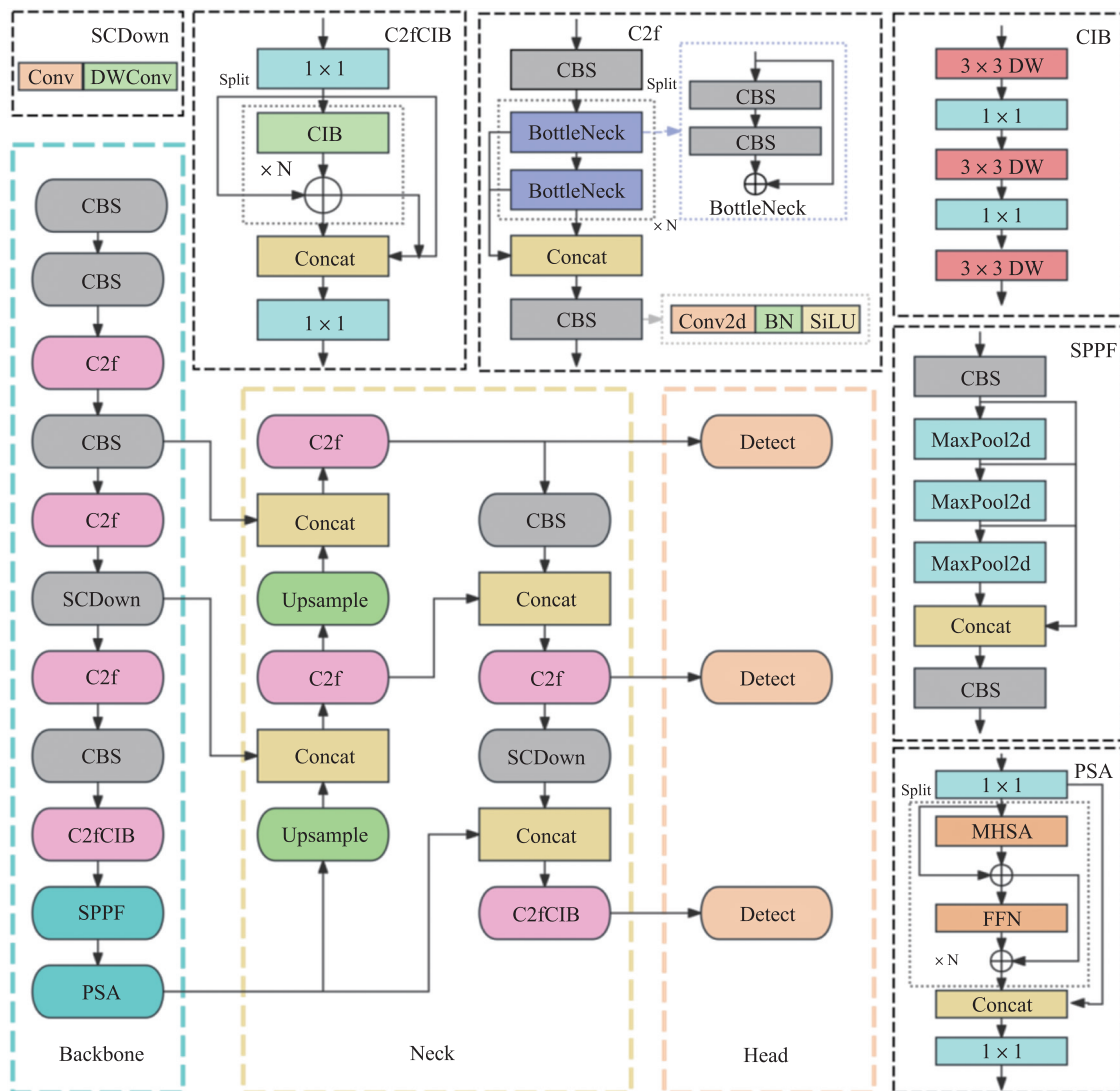


图 5 YOLOv10s 模型

Fig. 5 YOLOv10s model

坐标记为 (u_1, v_1) 和 (u_2, v_2) 。可确定目标检测框的范围为 $u \in [u_1, u_2]$ 且 $v \in [v_1, v_2]$ 。

2.2 Canny 边缘分割与边缘多边形顶点提取

Canny 边缘分割算法通过计算平滑后图像的每个像素梯度获取双目相机拍摄卸粮口图像的边缘信息,通过 sobel 算子来近似计算图像在水平方向和垂直方向上的梯度。由式(1)一式(2)得出每个像素点的边缘梯度强度(G)和边缘方向(θ),提取 θ 处于阈值范围内的点,获得分割所得边缘多边形,如图6所示。

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2} \quad (1)$$

$$\theta = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right) \quad (2)$$

式中: G_x 和 G_y 分别表示像素点在图像水平方向和垂直方向上的梯度分量。

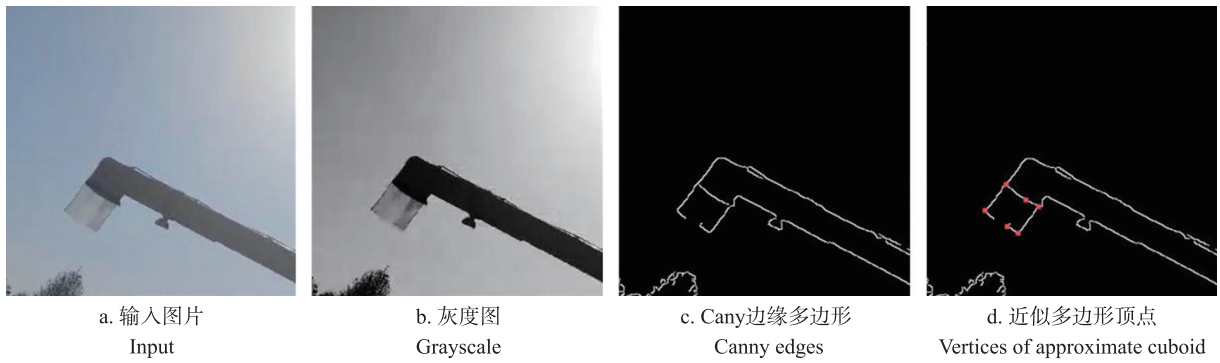


图6 Canny 边缘分割示意图

Fig. 6 Canny edge segmentation diagram

提取边缘多边形中所有像素坐标位于 $u \in [u_1, u_2]$ 且 $v \in [v_1, v_2]$ 之内的点,记为点集 $S, S \subset R^2$ 。点集 S 中包含采集图像中卸粮口近似长方体的顶点信息,如图6-d所示。

2.3 像素坐标系与世界坐标系转换

将图像上的像素点对应到世界坐标系下,需要将像素坐标系转换相机坐标系,再将相机坐标系转换为世界坐标系。为简化计算,将双目相机左相机的光心设为世界坐标系原点,以运粮车前进方向为世界坐标系的 x 轴正方向,竖直向上方向为 z 轴正方向,建立世界坐标系(图7)。

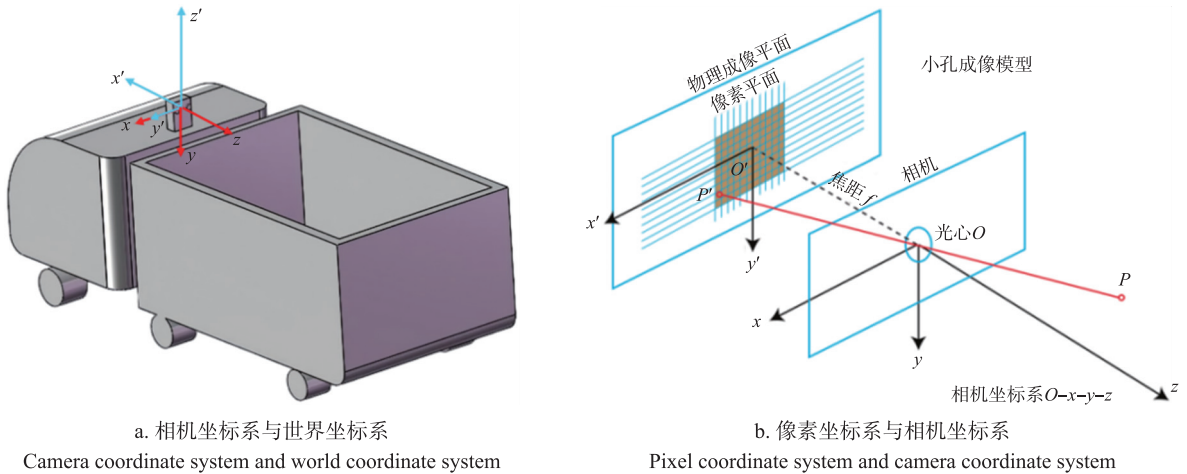


图7 坐标系转换示意图

Fig. 7 Coordinate system transformation diagram

a 中红色 $O-x-y-z$ 坐标系为相机坐标系,蓝色 $O-x'-y'-z'$ 坐标系为世界坐标系;b 中 $O-x'-y'$ 为像素坐标系, $O-x-y-z$ 为相机坐标系。Red $O-x-y-z$ is camera coordinate system, and blue $O-x'-y'-z'$ is world coordinate system in Fig. 7-a; $O-x'-y'$ is pixel coordinate system, and $O-x-y-z$ is camera coordinate system in Fig. 7-b.

记左相机采集的图像中的任一像素点 P 的坐标为 (u, v) ,其深度值为 $d(u, v)$ 。结合相机内参矩阵 K ,实现像素坐标系到相机坐标系的转化,见式(3)。

$$\begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \end{bmatrix} = d(u, v) \mathbf{K}^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} = d(u, v) \begin{bmatrix} \frac{1}{f_x} & 0 & -\frac{c_x}{f_x} \\ 0 & \frac{1}{f_y} & -\frac{c_y}{f_y} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: X_c 、 Y_c 、 Z_c 为像素点在相机坐标系中的三维坐标; f_x 和 f_y 为相机的焦距; c_x 和 c_y 为图像主点。

把相机坐标系下的坐标转换到世界坐标系:

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \mathbf{R} & \mathbf{t} \\ \mathbf{0}_3^T & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} X_c \\ Y_c \\ Z_c \\ 1 \end{bmatrix} \quad (4)$$

式中: X_w 、 Y_w 、 Z_w 为像素点在世界坐标系下的三维坐标; $\mathbf{R}$ 为相机坐标系与世界坐标系关系的旋转矩阵; $\mathbf{t}$ 为平移向量, 文中为 $\vec{0}$ 。

IMU 可获取运动状态下双目相机的姿态信息。通过式(5)一式(7), 可将双目相机在运动中的开口姿态与初始相机坐标系与世界坐标系的旋转矩阵进行结合, 最终获得双目相机左相机在任意时刻 t 采集图像上任意像素点 $P(u, v)$ 转换到世界坐标系。

$$\mathbf{R} = \mathbf{R}_0 \mathbf{R}_t \quad (5)$$

$$\mathbf{R}_t = \begin{bmatrix} 1-2(q_y^2+q_z^2) & 2(q_x q_y - q_w q_z) & 2(q_x q_z - q_w q_y) \\ 2(q_x q_y + q_w q_z) & 1-2(q_x^2+q_z^2) & 2(q_y q_z + q_w q_x) \\ 2(q_x q_z + q_w q_y) & 2(q_y q_z - q_w q_x) & 1-2(q_x^2+q_y^2) \end{bmatrix} \quad (6)$$

$$\begin{bmatrix} X_w \\ Y_w \\ Z_w \end{bmatrix} = d(u, v) \cdot \mathbf{R}_t^{-1} \mathbf{R}_0^{-1} \mathbf{K}^{-1} \begin{bmatrix} u \\ v \\ 1 \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中: $\mathbf{R}_0$ 为初始相机坐标系与世界坐标系的旋转矩阵; $\mathbf{R}_t$ 为运动中 t 时刻下相机坐标系与初始相机坐标系的旋转矩阵; $q = (q_w, q_x, q_y, q_z)$ 为双目相机旋转四元数; 矩阵 $\mathbf{K}$ 和 $\mathbf{R}_0$ 可通过标定获取, $\mathbf{R}_t$ 通过 IMU 采集的四元数获取, $d(u, v)$ 通过深度图信息获取。

2.4 外接球法确定卸粮口位姿

三维空间中, 任意不共面的 4 个点可以确定一个唯一的外接球, 如图 8 所示。将 2.2 节中点集 S 中所有点用 2.3 节中方法转换到世界坐标系下, 获得三维点集 E , $E \subset R^3$ 。为找出点集 E 中可以表示近似长方体顶点的 4 个点, 先求取点集 E 中所有点组成的全部 4 点组合, 对每组 4 点求取外接球半径, 对比实际近

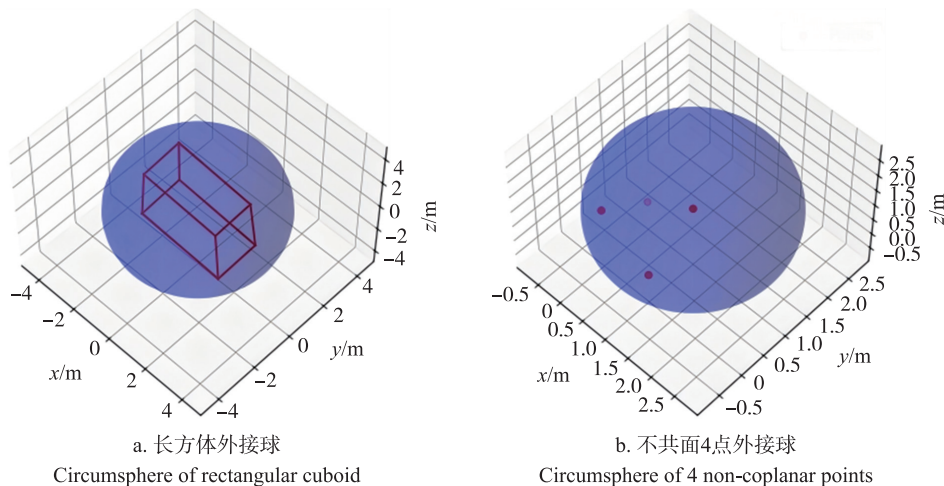


图 8 外接球示意图

Fig. 8 Schematic diagram of the outside ball

似长方体的外接球半径(R_0)。差距最小的一组点即为卸粮口近似长方体的顶点,进而通过外接球求出卸粮口、质心坐标和开口姿态。

外接球半径计算方法:由测量所得近似的长方体的长、宽、高,得出卸粮口顶点所确定的最小外接球的半径基准值(R_0),见式(8)。设点集 E 中任意 4 点为 $P_i = (x_i, y_i, z_i) (i=1,2,3,4)$, 外接球球心坐标为 $P_0 = (x_0, y_0, z_0)$, 外接球半径为 R 。利用体积法式(9)一式(13)判断 4 点是否共面。若 4 点不共面,可根据式(14)求出外接球半径(R)。

$$R_0 = \frac{\sqrt{l^2 + w^2 + h^2}}{4} \quad (8)$$

$$\vec{v}_1 \cdot (\vec{v}_2 \times \vec{v}_3) \quad (9)$$

$$\vec{v}_1 = \overrightarrow{P_1 P_2} = (x_2 - x_1, y_2 - y_1, z_2 - z_1) \quad (10)$$

$$\vec{v}_2 = \overrightarrow{P_1 P_3} = (x_3 - x_1, y_3 - y_1, z_3 - z_1) \quad (11)$$

$$\vec{v}_3 = \overrightarrow{P_1 P_4} = (x_4 - x_1, y_4 - y_1, z_4 - z_1) \quad (12)$$

$$V > V_{\text{err}} \quad (13)$$

$$R = \frac{\sqrt{(\vec{v}_1 \times \vec{v}_2 \cdot \vec{v}_3)^2 - (\vec{v}_1 \cdot \vec{v}_2)^2 - (\vec{v}_2 \cdot \vec{v}_3)^2 - (\vec{v}_3 \cdot \vec{v}_1)^2 + |\vec{v}_1|^2 |\vec{v}_2|^2 + |\vec{v}_2|^2 |\vec{v}_3|^2 + |\vec{v}_3|^2 |\vec{v}_1|^2}}{24V} \quad (14)$$

式中: V 为 4 点在空间围成四面体体积; V_{err} 为考虑双目相机的测距误差及卸粮口近似模型误差后对 4 点共面判断的误差允许值。

对比得出与基准值(R_0)最接近的 R 值,并由此获取 4 点坐标。再通过这 4 点坐标和外接球半径长度构建线性方程组,见式(15),最终化为行列式,见式(16),求出球心坐标即收获机卸粮口质心坐标:

$$(x_0 - x_i)^2 + (y_0 - y_i)^2 + (z_0 - z_i)^2 = R^2 \quad (i=1,2,3,4) \quad (15)$$

$$\begin{bmatrix} x_0 \\ y_0 \\ z_0 \end{bmatrix} = -\frac{1}{2} \begin{bmatrix} x_1 - x_2 & y_1 - y_2 & z_1 - z_2 \\ x_1 - x_3 & y_1 - y_3 & z_1 - z_3 \\ x_1 - x_4 & y_1 - y_4 & z_1 - z_4 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} x_2^2 + y_2^2 + z_2^2 - x_1^2 - y_1^2 - z_1^2 \\ x_3^2 + y_3^2 + z_3^2 - x_1^2 - y_1^2 - z_1^2 \\ x_4^2 + y_4^2 + z_4^2 - x_1^2 - y_1^2 - z_1^2 \end{bmatrix} \quad (16)$$

求取卸粮口的开口姿态,可以利用 4 点的坐标,构成 $\overrightarrow{P_1 P_2}, \overrightarrow{P_1 P_3}, \overrightarrow{P_1 P_4}, \overrightarrow{P_2 P_3}, \overrightarrow{P_2 P_4}, \overrightarrow{P_3 P_4}$ 6 条向量,根据收获机卸粮口的开口平面尺寸 l, w , 比较得出可以描述开口平面的 2 条向量,假设是 $\overrightarrow{P_1 P_2}$ 和 $\overrightarrow{P_1 P_3}$, 利用向量叉乘求出 $\overrightarrow{P_1 P_2}$ 和 $\overrightarrow{P_1 P_3}$ 构成平面的法向量,即卸粮口开口姿态:

$$\vec{n} = \overrightarrow{P_1 P_2} \times \overrightarrow{P_1 P_3} = \begin{vmatrix} \vec{i} & \vec{j} & \vec{k} \\ x_2 - x_1 & y_2 - y_1 & z_2 - z_1 \\ x_3 - x_1 & y_3 - y_1 & z_3 - z_1 \end{vmatrix} \quad (17)$$

由于实际卸粮口开口方向朝下,可将 $\vec{n}$ 中 z 方向量化为负,以此避免法向量 $\vec{n}$ 朝向相反。

2.5 检测精度分析方法

以平均绝对距离差(Δd)和平均相对误差(d_e)评估卸粮口质心定位精度:

$$\Delta d = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \sqrt{(x_{di} - x_{ui})^2 + (y_{di} - y_{ui})^2 + (z_{di} - z_{ui})^2} \quad (18)$$

$$d_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|\sqrt{x_{di}^2 + y_{di}^2 + z_{di}^2} - \sqrt{x_{ui}^2 + y_{ui}^2 + z_{ui}^2}|}{\sqrt{x_{ui}^2 + y_{ui}^2 + z_{ui}^2}} \quad (19)$$

式中: x_{di}, y_{di}, z_{di} 为计算出的质心坐标; x_{ui}, y_{ui}, z_{ui} 为实际的质心坐标。

对比预测和实际卸粮口开口平面单位法向量 $\vec{n}_{di}$ 和 $\vec{n}_{ui}$ 的平均角度误差(θ_e),均方根误差($RMSE$)和决定系数(R^2),评估卸粮口开口方向的预测精度:

$$\theta_e = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \cos^{-1} \left(\frac{\vec{n}_{di} \cdot \vec{n}_{ui}}{\|\vec{n}_{di}\| \|\vec{n}_{ui}\|} \right) \quad (20)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \|\vec{n}_{di} - \vec{n}_{ui}\|^2} \quad (21)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N \|\vec{n}_{di} - \vec{n}_{ti}\|^2}{\sum_{i=1}^N \left\| \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N \vec{n}_{tj} - \vec{n}_{ti} \right\|^2}$$

(22)

式中： $\vec{n}_{di}$ 为计算出的卸粮口开口方向在世界坐标系中的单位向量； $\vec{n}_{ti}$ 为实际卸粮口开口方向在世界坐标系中的单位向量；式(18)一式(22)中 N 为每组采集图像样本数,为 40。

3 结果与分析

3.1 YOLOv10s 目标检测算法模型精度分析

利用 2.2 节中制作的数据集分别对 YOLOv10s、YOLOv8m、YOLOv8s、YOLOv8n 模型进行训练。训练结果如表 1 和图 9。在卸粮口识别定位的特定场景下,精确率、召回率与目标标签平均精度为优先考虑指标。由表 1 结果可知,YOLOv10s 模型相较于 YOLOv8m、YOLOv8s、YOLOv8n 模型,比目标标签平均精度均值分别高出 4.7%、5.5%、13.7%,精确率分别高出 2.1%、3.2%、6.3%,召回率分别高出 3.8%、3.7%、15.8%。

3.2 目标检测与边缘分割提取算法试验

利用 3.1 节中训练所得 YOLOv10s 模型对 1.3 节中采集图像进行目标检测,同时使用 Canny 边缘检测算法获取采集图像中的边缘信息,目标检测和边缘分割结果如图 10。在 100~300 lx 环境下,卸粮口图像的边缘信息可被较为完整且清晰的分割。结果图像中,边缘多边形轮廓完整,多边形顶点清晰,增强后续外接球算法精确度。在 3 000 lx 环境下,Canny 边缘分割所得边缘多边形轮廓完整性有所下降。Canny 边缘分割算法所提取边缘多边形的顶点中,仍包含卸粮口近似长方体的多个顶点,仍可使用 2.4 节中外接球算法进行质心定位和开口姿态检测。

表 1 模型对比试验结果

Table 1 Model comparison experiment results

算法模型 Model	精确率/% Precision	召回率/% Recall	全标签平均精 度均值/% mAP ₅₀ -ALL	目标标签平均 精度均值/% mAP ₅₀ -Outlet
YOLOv10s	97.8	86.1	94.9	94.1
YOLOv8m	95.7	82.3	93.8	89.4
YOLOv8s	94.6	82.4	93.2	88.6
YOLOv8n	91.5	70.3	90.1	80.4

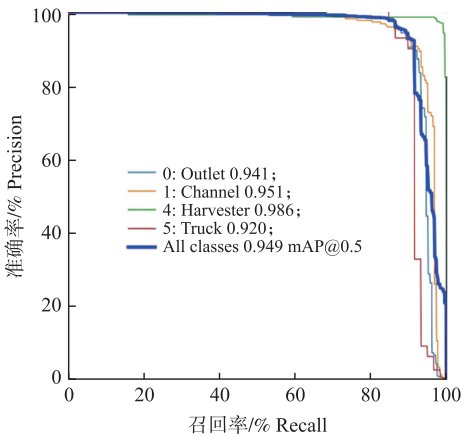


图 9 YOLOv10s 准确率-召回率

Fig. 9 YOLOv10s precision-recall

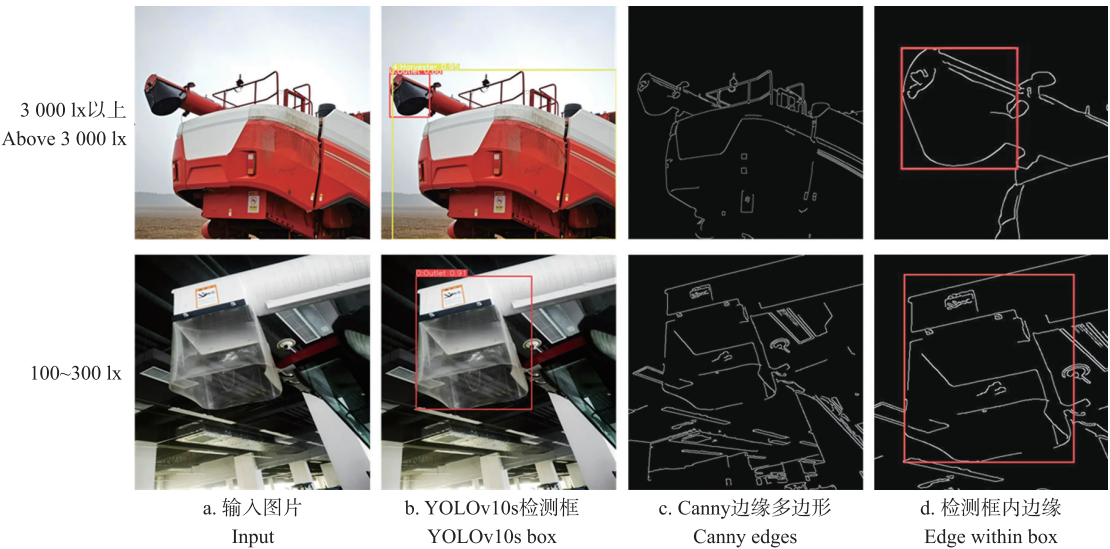


图 10 YOLOv10 目标检测与 Canny 边缘分割结果

Fig. 10 YOLOv10s predict results and Canny edge segmentation results

3.3 不同算法卸粮口位姿检测精度对比分析

完成边缘多边形顶点提取后使用 2.4 节中算法对卸粮口质心进行定位,并且对比目标检测中心定位法(center positioning method,CPM)和平均质心法(average centroid method,CM)的质心定位精度。使用式(18)一式(19)计算误差结果(表 2 和表 3)。100~300 lx 弱光照环境下,算法定位平均相对误差小于 0.99%;3 000 lx 以上环境下,算法定位平均相对误差小于 1.20%。传统目标检测直接定位算法,在 3 000 lx 以上环境定位平均相对误差小于 12.40%,100~300 lx 环境定位平均相对误差小于 11.91%,平均质心法在 3 000 lx 以上环境定位平均相对误差小于 4.71%,100~300 lx 环境定位 5.05%。本算法相较上述 2 种定位算法,质心定位精度有显著提升。

表 2 100~300 lx 环境下平均绝对距离差(Δd)和平均相对误差(d_e)

算法 Algorithm	YH1180R				GK120			
	1 m		2 m		2 m		5 m	
	$\Delta d/\text{m}$	$d_e/\%$	$\Delta d/\text{m}$	$d_e/\%$	$\Delta d/\text{m}$	$d_e/\%$	$\Delta d/\text{m}$	$d_e/\%$
Ours	0.009 3	0.89	0.020 7	0.95	0.019 7	0.92	0.048 6	0.99
CPM	0.107 4	9.17	0.123 1	6.18	0.223 7	11.91	0.260 9	5.24
CM	0.023 6	2.03	0.052 1	2.48	0.107 3	5.05	0.141 9	3.82

注:Ours 为本文算法;CPM 为中心定位法 Center positioning method;CM 为平均质心法 Average centroid method.下同 The same bellow.

表 3 3 000 lx 以上环境下平均绝对距离差(Δd)和平均相对误差(d_e)

算法 Algorithm	YH1180R				GK120			
	1 m		2 m		2 m		5 m	
	$\Delta d/\text{m}$	$d_e/\%$	$\Delta d/\text{m}$	$d_e/\%$	$\Delta d/\text{m}$	$d_e/\%$	$\Delta d/\text{m}$	$d_e/\%$
Ours	0.010 7	1.03	0.023 9	1.08	0.024 5	1.20	0.058 7	1.14
CPM	0.121 9	12.07	0.145 2	7.14	0.247 4	12.40	0.292 2	5.78
CM	0.031 4	3.08	0.064 1	3.13	0.112 6	5.47	0.152 1	3.02

对比每张表格中 2 种收获机(YH1180R 和雷沃 GK120)在 2 m 时的误差数据,100~300 lx 环境下 CPM 的绝对误差增加了 0.100 6 m,相对误差增大了 5.73%;CM 的绝对误差增加了 0.055 2 m,相对误差增大了 2.57%,3 000 lx 以上环境也有类似现象。本算法并没有出现此类情况,说明本算法有效地消除了由于卸粮口尺寸变化产生的误差。同时 3 种算法的预测数据都出现了平均绝对误差随检测距离的增大而增大且随光照强度的增大而增大的趋势。

中心定位法和平均质心法无法直接得出卸粮口的开口方向信息,因此只对本方法的检测所得卸粮口的开口方向进行结果分析。使用式(20)一式(22)计算所得误差,如表 4。可得本算法的平均角度误差在多种试验条件下始终保持在较低水准,在卸粮口平面为 20 cm×20 cm 的稻麦收割机上,最大角度误差约为 0.104 7 rad,即约 6.0°。在卸粮口平面为 35 cm×35 cm 的大型玉米收获机上,最大角度误差为 0.153 1 rad,即约 8.8°。在距离 2 m 内以及弱光照环境下,2 款收获机开口法向量的决定系数均可维持在 0.8。当测量距离达到 5 m 时,且处于强光照环境中,本算法所预测的法向量决定系数下降至 0.6。因此,所构建算法模型在弱光照环境和 2 m 以内较近距离内有着较高的模型拟合度,在强光照环境和 5 m 左右较远距离时模型

表 4 外接球算法检测卸粮口开口方向检测误差

光线环境 Light environment		误差类型 Error types	YH1180R		GK120	
			1 m	2 m	2 m	5 m
弱光照 Weak light		θ_e/rad	0.047 4	0.089 3	0.053 3	0.127 4
		RMSE/m	0.019 7	0.034 6	0.019 9	0.056 3
		R^2	0.965 9	0.895 2	0.965 0	0.782 1
强光照 Strong light		θ_e/rad	0.053 3	0.104 7	0.062 9	0.601 8
		RMSE/m	0.021 0	0.047 3	0.026 5	0.153 1
		R^2	0.961 4	0.804 1	0.938 3	0.067 4

拟合度较低。这一结果的产生与双目相机的测距误差密切相关。双目相机在 2 m 内的测距误差为 1%, 误差绝对值为 1~2 cm。测量距离增大至 5 m 时,测距误差进一步增大至 2%,误差绝对值将增至 5~10 cm。这一定位误差导致卸粮口开口姿态的角度误差,以及误差值的波动范围将会同步增大。使用精度更高的双目相机或使用矫正算法均可缩小误差。

对比距离 2 m 内两款收获机平均角度误差和决定系数可得,对于开口平面更大的卸粮口,其开口方向的检测精度更高。这一结果表明,本算法对卸粮口平面更大的收获机有着更大的适用距离范围。在实际生产中,收获机容量与卸粮口口径以及卸粮口活动范围呈正相关,本算法特性符合实际生产中的需要。

4 结论

1) 针对粮食收获机田间作业时卸粮口位姿检测精度低,导致收获机与无人运粮车“机-车”协同卸运效率低以及粮食浪费的问题。搭建了粮食收获机卸粮口位姿检测试验装置,采集装置简单,易于移植。

2) 构建基于 YOLOv10s 和外接球法的粮食收获机卸粮口位姿检测方法。本方法基于 YOLOv10s 目标检测,结合 Canny 边缘分割和外接球法,实现对粮食收获机卸粮口质心进行定位的算法。相较于目标检测直接定位算法,定位平均相对误差减少超过 10%;相较于目标检测直接定位算法,定位平均相对误差减少超过 4%。且本算法在对 2 种大小不同的收获机卸粮口进行试验时,未出现质心定位精度随卸粮口体积增加而下降的现象,解决了传统定位算法中存在的这一问题。

3) 本方法还实现了对收获机卸粮口开口姿态的检测,5 m 内平均角度误差在强光照条件下为 8.8°以内,弱光照条件下为 7.3°以内。并且随卸粮口口径增大,算法适用距离范围增大。误差平均角度误差满足“机-车”协同卸运作业的精度要求。为实现无人运粮车充分利用粮仓空间的路径规划提供了科学性依据,为无人卸运作业效率提升提供了基础性研究成果。

参考文献 References:

- [1] 罗锡文,胡炼,何杰,等. 中国大田无人农场关键技术研究与实践[J]. 农业工程学报,2024,40(1):1-16.
Luo X W, Hu L, He J, et al. Key technologies and practice of unmanned farm in China[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(1): 1-16 (in Chinese with English abstract).
- [2] 张漫,季宇寒,李世超,等. 农业机械导航技术研究进展[J]. 农业机械学报,2020,51(4):1-18.
Zhang M, Ji Y H, Li S C, et al. Research progress of agricultural machinery navigation technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4): 1-18 (in Chinese with English abstract).
- [3] 郑和,李紫琪,单以才,等. 农田机械除草技术与装备研究现状与发展趋势[J]. 南京农业大学学报,2025,48(2):285-295. DOI:10.7685/jnau.202404014.
Zheng H, Li Z Q, Shan Y C, et al. Current status and development trends of agricultural machinery weeding technologies and equipment[J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2025, 48(2): 285-295 (in Chinese with English abstract).
- [4] 满忠贤,何杰,刘善琪,等. 智能农机多机协同收获作业控制方法与试验[J]. 农业工程学报,2024,40(1):17-26.
Man Z X, He J, Liu S Q, et al. Method and test for operating multi-machine cooperative harvesting in intelligent agricultural machinery[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2024, 40(1): 17-26 (in Chinese with English abstract).
- [5] 李文鑫,张璠,姚竟发,等. 联合收割机与运粮车协同作业调度技术研究[J]. 中国农机化学报,2023,44(2):119-125.
Li W X, Zhang F, Yao J F, et al. Research on cooperative operation scheduling technology of combine harvester and grain truck[J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2023, 44(2): 119-125 (in Chinese).
- [6] 李文鑫. 联合收割机与运粮车协同作业调度与避障技术研究[D]. 保定:河北农业大学,2023.
Li W X. Research on cooperative operation scheduling and obstacle avoidance technology of combine harvester and grain truck[D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2023 (in Chinese with English abstract).
- [7] 张昊. 联合收获机自动卸粮系统的设计与试验[D]. 镇江:江苏大学,2023.
Zhang H. Design and testing of an automatic grain unloading system for combine harvesters[D]. Zhenjiang: Jiangsu University, 2023 (in Chinese with English abstract).
- [8] 张闻宇,张智刚,张帆,等. 水稻收获转运双机协同自主作业策略与试验[J]. 农业工程学报,2022,38(15):1-9.
Zhang W Y, Zhang Z G, Zhang F, et al. Cooperative autonomous operation strategy and experiment of the rice harvester together with a rice-transporting vehicle[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(15): 1-9 (in Chinese with English abstract).
- [9] 张闻宇,张智刚,罗锡文,等. 收获机与运粮车纵向相对位置位速耦合协同控制方法与试验[J]. 农业工程学报,2021,37(9):1-11.
Zhang W Y, Zhang Z G, Luo X W, et al. Position-velocity coupling control method and experiments for longitudinal relative position of harvester and grain truck[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(9): 1-11 (in Chinese with English abstract).

- [10] Zhang W Y, Hu L W, Ding F, et al. Parking precise alignment control and cotransporter system for rice harvester and transporter[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 215: 108443.
- [11] Liu Z P, Dhamankar S, Evans J T, et al. Automation of agricultural grain unloading-on-the-go[J]. *IFAC-Papers on Line*, 2022, 55(24): 248–253.
- [12] 卢心缘, 赵华民, 任锐, 等. 基于 YOLOv5s-seg 的非结构化枣园视觉导航路径提取[J]. *南京农业大学学报*, 2024, 47(6): 1241–1250. DOI: 10.7685/jnau.202312032.
- Lu X Y, Zhao H M, Ren R, et al. Unstructured jujube garden visual navigation path extraction based on YOLOv5s-seg[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2024, 47(6): 1241–1250 (in Chinese with English abstract).
- [13] Pini M, Marucco G, Falco G, et al. Experimental testbed and methodology for the assessment of RTK GNSS receivers used in precision agriculture[J]. *IEEE Access*, 2020, 8: 14690–14703.
- [14] 李培艺, 汪小岳, 王延鑫, 等. 基于 LiDAR 多维点云优化的茼蒿菊花采摘机器人自主导航方法研究[J]. *南京农业大学学报*, 2024, 47(4): 809–822. DOI: 10.7685/jnau.202308019.
- Li P Y, Wang X C, Wang Y X, et al. Autonomous navigation system for chrysanthemum picking robot based on LiDAR multidimensional point cloud optimization[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2024, 47(4): 809–822 (in Chinese with English abstract).
- [15] 刘超, 陈锦明, 刘慧, 等. 基于三维激光雷达与优化 DBSCAN 算法的果树定位方法[J]. *农业机械学报*, 2023, 54(4): 214–221, 240.
- Liu C, Chen J M, Liu H, et al. Fruit tree location method based on 3D LiDAR and optimized DBSCAN algorithm[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2023, 54(4): 214–221, 240 (in Chinese with English abstract).
- [16] 徐文静, 洗锦洪, 孙东松. 用于烟尘监测的偏振激光雷达系统及实验研究[J]. *红外与激光工程*, 2023, 52(3): 195–204.
- Xu W J, Xian J H, Sun D S. Polarization lidar system for smoke monitoring and experimental research[J]. *Infrared and Laser Engineering*, 2023, 52(3): 195–204 (in Chinese).
- [17] 范安琪, 左常洲, 彭菁, 等. 基于双目立体视觉的冻干草莓外部品质等级检测方法研究[J]. *南京农业大学学报*, 2023, 46(2): 396–404. DOI: 10.7685/jnau.202201010.
- Fan A Q, Zuo C Z, Peng J, et al. Study on detecting method of external quality level of freeze-dried strawberry based on binocular stereo vision[J]. *Journal of Nanjing Agricultural University*, 2023, 46(2): 396–404 (in Chinese with English abstract).
- [18] Zhang W, Huang H, Sun Y Q, et al. AgriPest-YOLO: a rapid light-trap agricultural pest detection method based on deep learning[J]. *Frontiers in Plant Science*, 2022, 13: 1079384.
- [19] Zhao H Y, Tang Z Z, Li Z H, et al. Real-time object detection and robotic manipulation for agriculture using a YOLO-based learning approach [C]//2024 IEEE International Conference on Industrial Technology (ICIT). March 25–27, 2024, Bristol, United Kingdom. IEEE, 2024: 1–6.
- [20] Bosilj P, Aptoula E, Duckett T, et al. Transfer learning between crop types for semantic segmentation of crops versus weeds in precision agriculture[J]. *Journal of Field Robotics*, 2020, 37(1): 7–19.
- [21] Su D, Kong H, Qiao Y L, et al. Data augmentation for deep learning based semantic segmentation and crop-weed classification in agricultural robotics[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 190: 106418.

责任编辑: 刘怡辰