

# 基于旋转目标检测的青贮机精准抛送系统设计与试验

尤泳<sup>1</sup>, 李芳旭<sup>1</sup>, 纪中良<sup>2</sup>, 孙玉玲<sup>2</sup>, 马朋勃<sup>1</sup>, 卢琦琦<sup>1</sup>, 王海翼<sup>1</sup>, 王德成<sup>1\*</sup>

(1. 中国农业大学工学院, 北京 100083; 2. 山东五征高北农牧机械有限公司, 日照 276800)

**摘要:** 现阶段青贮收获机主要采用驾驶员或其他操作人员手动控制抛送筒转动的方式完成物料装车, 存在操作要求高, 劳动强度大, 影响收获效率且易造成田间损失等问题。针对上述问题, 该研究根据机器视觉原理, 设计青贮收获机精准抛送填装系统, 通过构建 R-YOLOv5 旋转目标检测算法, 实现对旋转车厢、车内物料、抛送物料流的识别及落料位置判断; 根据反馈的期望落料点与实际落料点信息, 并通过 Arduino 控制器实现青贮收获机抛送筒的运动控制, 将青贮物料精准抛送至跟车车厢, 实现物料的高效填装。试验结果表明: 当抛送筒在 $-60^{\circ}\sim 60^{\circ}$ 范围内旋转且角速度低于 $15^{\circ}/s$ 时, 所构建的 R-YOLOv5 目标检测算法对料车车厢的识别平均精度高于 90%; 实际距离与图像像素比值为 $0.533\text{ cm/px}$ 时, 青贮收获机抛送筒的理论运动轨迹与实际运动轨迹平均误差保持在 4% 之内, 满足实际作业要求。研究结果可为研发自走式青贮收获机精准抛送填装系统提供借鉴。

**关键词:** 机器视觉; R-YOLOv5; 青贮收获机; 精准抛送; 旋转目标检测

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401045

中图分类号: TP391.4; S24

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2024)-21-0036-10

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. doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401045 <http://www.tcsae.org>

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 Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2024, 40(21): 36-45. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202401045 <http://www.tcsae.org>

## 0 引言

青贮饲料具有营养价值高、易消化、适口性好、保存期长等优点, 是国内牲畜饲料的重要组成, 在解决牛、羊等饲草季节性短缺的问题上发挥着重要作用<sup>[1-2]</sup>。自走式青贮收获机因效率高、性能优良, 且适用于规模化种植的饲草料作物收获, 是国内外普遍采用的青贮收获作业机械装备。在实际作业过程中, 将收获切碎后的物料经抛送填装至跟车车厢内是青贮联合收获的关键作业流程, 对作业效率和质量有着较大影响。通常情况下, 在开展抛送作业式, 驾驶员操作手柄控制或由专人控制抛送筒喷头角度和高度完成青贮物料抛送作业, 自动化程度低, 精准性差, 劳动强度大。基于旋转目标检测的青贮机精准抛送系统能进一步降低劳动强度、提高收获效率并减少田间损失, 实现高效填装。

国外大型农机企业生产的自走式青贮收获机功能较为完善, 智能化程度较高, 如 John Deere 全新 8000 系列青贮收获机可选装自动跟车填装抛送系统, 跟随车厢运动路径, 实现抛送过程自动化, 有效降低驾驶员疲劳强度<sup>[3]</sup>。国内对于青贮收获机精准抛送填装系统的研究整

体处于初始研发阶段<sup>[4]</sup>, 苗中华等基于深度视觉信息提出了车厢自动识别与定位方法和抛送筒控制方法, 通过设置、遍历检测点和获取满度值信息, 控制抛送筒对车厢进行自动填充物料<sup>[5]</sup>; LIU 等基于 U-Net 网络提出了一种青饲收获机跟随料车车厢识别方法及系统, 采用直线拟合算法对车厢轮廓结果进行边沿拟合完成车厢识别<sup>[6-7]</sup>。

国内已有研究对实现精准抛送目标提供了思路和方法借鉴, 但多数研究并未考虑如何在青贮收获机和料车车厢具有实时相对位移时完成车厢的识别标定, 且相关研究大多采用试验台架进行验证性试验, 对于青贮收获机精准抛送系统依然处于实验室探索阶段<sup>[8-12]</sup>。在国内青贮收获机工作地区地形地貌差异大、收获规模不同的背景之下, 收获机及料车型号和跟车作业模式多样, 这导致收获时极易因料车车厢识别不够准确而造成抛送筒运动路线控制精度低、运动稳定性差等问题, 不能满足收获效率、可靠性和通用性等方面的要求。

综上, 为进一步实现青贮收获机精准抛送填装, 提高作业效率, 本研究根据机器视觉原理, 通过构建旋转目标检测算法, 完成对跟车车厢、厢内物料及抛送物料轨迹的实时监控, 通过计算反馈期望落料点信息和实际落料点信息, 控制抛送筒运动路径, 根据物料填充规则实现抛送筒控制, 完成实时状态下青贮物料的精准抛送填装作业。

## 1 总体方案

青贮收获机在田间作业时, 整株青贮经过切割喂入、

收稿日期: 2024-01-08 修订日期: 2024-07-01

基金项目: 山东省重大科技创新工程项目 (2022CXGC020704), 财政部和农业农村部: 国家现代农业产业技术体系资助

作者简介: 尤泳, 副教授, 研究方向为草业机械。

Email: youyong@cau.edu.cn

\*通信作者: 王德成, 教授, 研究方向为草业机械。

Email: wdc@cau.edu.cn

切碎、籽粒破碎等环节后，经由青贮收获机上方的抛送筒，将青贮碎料抛送至料车车厢。根据青贮收获机作业特点，本研究设计一种基于旋转目标检测的青贮机精准抛送系统，针对青贮玉米收获机抛筒机械臂的运动特性和各关节运动参数，结合旋转目标检测算法，识别料车车厢与青贮碎料物流位置，实现对料车车厢、物料抛送状态的实时监测；根据反馈的期望落料点与实际落料点信息，控制青贮收获机抛送筒运动，完成对点抛送及换点抛送，将青贮物料精准抛送至跟车车厢指定位置，实现物料的高效填装（图 1）。

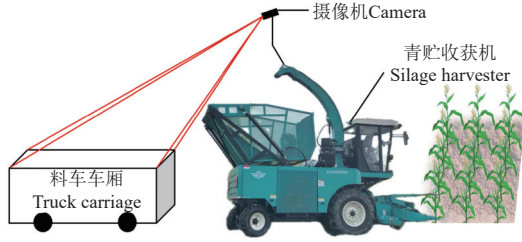


图 1 青贮收获机抛送作业场景示意图

Fig.1 Schematic diagram of the silage harvester throwing operation scenario

## 2 旋转目标检测算法

### 2.1 数据集采集

对不同角度的车厢、车厢中物料及抛送筒输出物料流等图像数据进行采集，根据青贮收获机实际作业需求，相机通过固定装置安装在抛送筒前端，以获取高精度图像数据集。同时，为增强系统适用性，扩大系统适用范围，所采集数据库包含多种类型跟车车厢、多角度车厢俯视图以及不同流量下抛送筒输出青贮物料流的高清图像。

2022 年 5—7 月分别在山东省日照市五莲县中至镇青贮种植基地、山东五征集团农用车生产基地进行数据采集。对数据集进行筛选，剔除不合格数据，最终共采集到 1 926 幅高清图像，且每张图像包含旋转车框、车内物料、抛送物料流中 1~3 个项目类别，最终共获取三种共 3 058 个类别，每张图像分辨率为 1 792×828（像素）。

### 2.2 数据集制作与划分

利用 rolabelimg 工具对数据集进行标注处理，对旋转车框、车内物料、抛送物料流进行标注，在 rolabelimg 标注软件中采用 PASCAL VOC（PASCAL visual object classes）保存数据为 xml 格式文件，最后用 Python 程序将文件格式转换为 txt 格式文件，使 YOLO 算法得以识别和计算。随后将数据集按 8：2 的比例划分为训练集和验证集，进行模型训练。

### 2.3 旋转目标检测算法的构建

#### 2.3.1 基线模型的构建

YOLOv5 模型由主干网络、颈部网络和头部网络组成，其包含 5 个版本<sup>[13-15]</sup>，其中 YOLOv5s 网络结构最小，检测和运行速度相对较快，本研究检测对象为车厢，目标较大，YOLOv5s 能在满足精度需求的基础上，保证更

快的检测速度<sup>[16-18]</sup>，因此，本研究内容将以 YOLOv5s 模型结构作为基础。

为进一步实现对旋转目标的精准检测，提出一种改进的 YOLOv5s 旋转目标检测算法 Rotation-YOLOv5（R-YOLOv5），采用激活函数 Hard Swish 代替 ReLU，提高神经网络的准确性<sup>[19]</sup>；选择 BCELoss 作为基线算法的分类损失函数，提高检测平台针对不同型号车厢进行多标签分类处理能力；选择 GIoU\_Loss 作为基线算法的边框回归损失函数，解决目标函数与评估指标之间不一致问题；Input 结构采用 Mosaic 数据增强方式，起到扩充数据集的作用，同时提高了单次传递给程序用以训练的数据样本个数；采用 CSPNet 嵌入后的残差网络作为基线算法的 Backbone，加速网络模型的收敛且降低整体算法的计算量；Head 结构中修改 Detect 构造函数，增加 180 个角度分类通道，将  $\theta$  转为分类问题，每个 anchor 负责预测的参数数量为（x\_c y\_c longside shortside score）+ num\_classes+ angle\_classes，为进行基线算法网络结构的优化，R-YOLOv5 整体结构如图 2 所示。

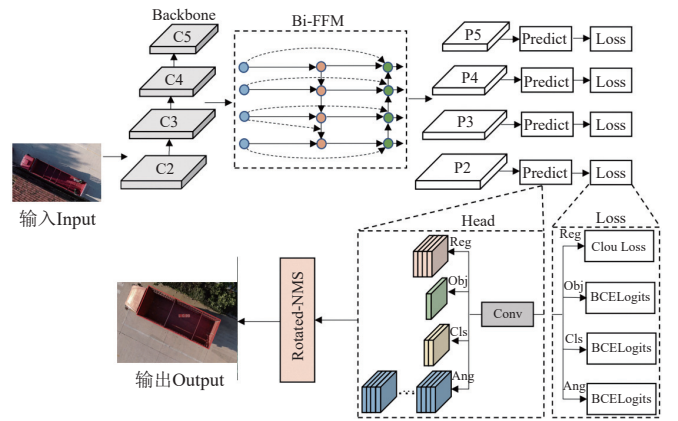


图 2 R-YOLOv5 整体结构

Fig.2 R-YOLOv5 overall structure

#### 2.3.2 试验平台与评价指标

改进后的模型性能评估指标包括准确率（Precision,  $P$ ）、召回率（Recall,  $R$ ）、平均精度均值（mean average precision, mAP）、速度评估指标（帧/s），计算公式如下：

$$P = \frac{T_p}{T_p + F_p} \times 100\% \quad (1)$$

$$R = \frac{T_p}{T_p + F_N} \times 100\% \quad (2)$$

$$mAP = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N AP_i \quad (3)$$

式中  $T_p$  是预测为正例，真实值也为正例的个数； $F_p$  是预测为正例，真实值为负例的个数； $F_N$  是预测为负例，真实值为正例的个数； $N$  是检测样本的类别数目， $AP_i$  表示第  $i$  类的  $AP$  值。本研究算法若要满足抛送筒机械臂的基本响应速度，则检测过程实时性需求至少要达到 10 帧/s。

在 Anaconda 中, 基于 Python3.9 搭建虚拟环境, 选用 pytorch1.6 作为框架, 安装有 CUDA10.0 版本的并行计算框架和 CUDNN7.6 版本的深度学习加速库<sup>[20-23]</sup>。计算机硬件配置包括: 处理器为 Intel i9-10900K CPU、内存为 64 GB、显卡为 NVIDIA GTX 2080TI, 在 pytorch 深度学习框架上实现研究中 Rotation- YOLOv5 旋转目标检测模型的训练。迭代次数为 120 次。在区间 [0.5, 0.95] 内, 以 0.05 为步长, 取 10 个 IOU 阈值, 分别计算 10 个 IOU 阈值下的 mAP 并平均值。随训练次数的增加, mAP 平均值变化情况图 3 所示, 训练次数达 60 时, mAP 值均稳定在 0.97, 系统稳定。

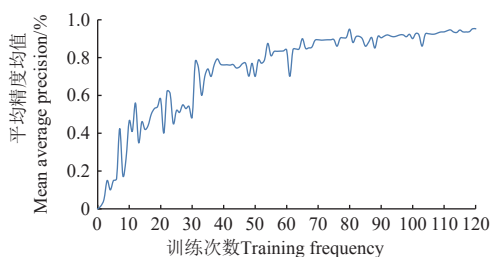


图 3 mAP 值变化曲线  
Fig.3 mAP Value Change Curve

### 3 精准抛送填装控制系统设计

#### 3.1 控制系统总体方案

青贮收获机精准填装抛送系统以抛送筒作为载体,

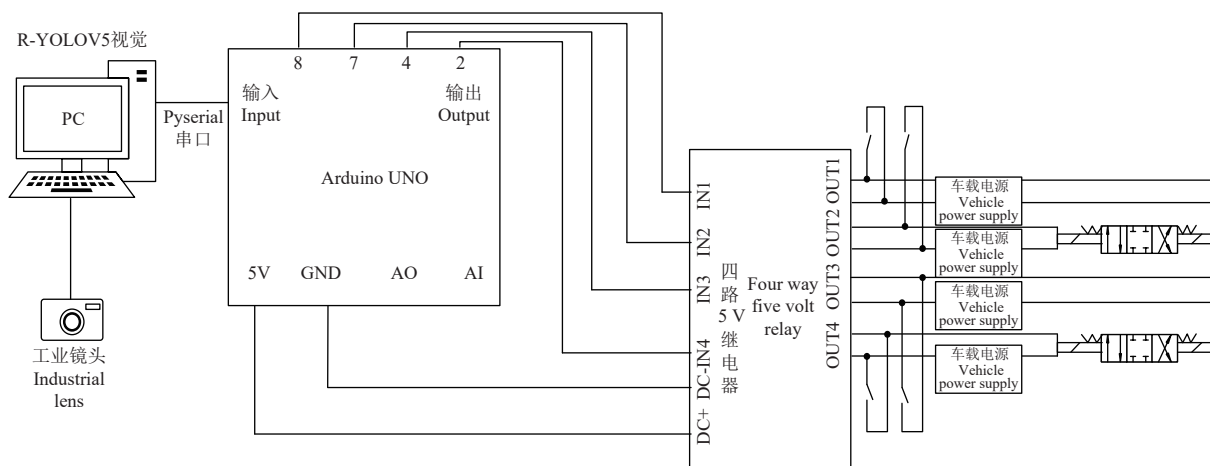


图 4 精准抛送填装控制系统硬件接线图  
Fig.4 Hardware wiring diagram of precise throwing and filling control system

#### 3.3 定位与控制

##### 3.3.1 填装规则设定

青贮物料经喂入、切碎、籽粒破碎等流程后, 由抛送筒抛送至料车车厢中, 为使精准填装过程车厢中物料分布均匀, 根据青贮物料落料规律, 结合青贮收获时的时效性和便捷性, 本文设定了一种精准抛送填装规则。

如图 5 所示, 填装第一阶段: 车头至车尾依次对点  $P_1$ 、 $P_3$ 、 $P_5$ 、 $P_7$  进行填装, 直至各点物料最高位置达到车厢内部高度的 80%, 随后进行换点填装。图 5 所示物

抛送筒包含 3 个运动部件, 分别为: 抛送筒偏转弯管处抛送筒液压油缸伸缩可控制抛送筒整体的升降; 出料板液压油缸伸缩可控制抛送筒板出料角度的摆动, 进而在纵向平面中改变抛送筒抛送方向; 液压马达作用在抛送筒旋转底轴, 可实现抛送筒 $\pm 95^\circ$ 的旋转<sup>[24-29]</sup>。实现物料装满整车, 需控制物料于所识别车厢平面中物料落点横向和纵向的移动, 本研究仅针对抛送筒出料角度的摆动和整体抛送筒的旋转两个自由度完成抛送筒关节精准控制。

青贮收获机精准抛送填装系统可实现物料及车厢状态的识别及抛送筒关节定位和精准控制, 通过人机交互界面, 可实时监测物料填装状态。收割作业开始后, 通过按钮开关触发信号使运动机构精准归置零位, 启动系统采集图像, 经过识别定位实现运动机构抛送料方向的变化。同时, 如遇特殊情况, 在系统运行中可随时暂停和停止程序, 进而调整工作参数或处理突发情况。

#### 3.2 硬件系统组成及串口通信

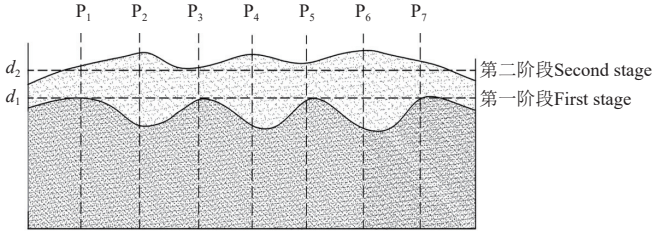
精准抛送填装控制系统硬件连接如图 4 所示, 图像采集选用柏林工业镜头, 分辨率为 1280 (像素)  $\times$  720 (像素), 探测范围 0.2~10 m。控制部件中上位机采用计算机作为中央处理器, 用于物料和车厢的识别定位; 下位机选用 Arduino UNO R3 单片机, 用于接受上位机信号并发送指令到驱动器, 驱动器控制液压缸和液压马达; 接近开关选择 PNP 三线直流常开型, 型号为 LJ18A3-8-ZBY; 通过 pyserial 串口通信模块实现上下位机串口通信。

料高度至  $d_1$  处为完成填装第一阶段时车厢中预期堆料状态; 物料高度至  $d_2$  处为填装第二阶段, 依次对点  $P_6$ 、 $P_4$ 、 $P_2$  进行精准填充作业, 直至各点物料达到整体车厢高度 100%, 填料完成。

##### 3.3.2 实际落料位置坐标及距离计算

根据青贮收获机精准填装控制系统的设计要求, 检测到物体后, 对相关点进行计算。结合图 5, 对中心线的第一阶段  $P_1$ 、 $P_3$ 、 $P_5$ 、 $P_7$  4 个点的期望落料位置的像素坐标计算结果如下:





注：俯视图下在料车车厢内设置沿车框两长边中线，从左至右（即车头至车尾）等距离分布的  $P_1$ 、 $P_2$ 、 $P_3$ 、 $P_4$ 、 $P_5$ 、 $P_6$ 、 $P_7$  7 个点，定义为期望落料位置，从抛送筒抛出的物料落在车厢上缘平面内的实时位置为实际落料位置； $d_1$  为填装第一阶段结束时物料高度，mm； $d_2$  为填装第二阶段即填装完成时的物料高度，mm。

Note: From a top-down perspective, seven points  $P_1$ ,  $P_2$ ,  $P_3$ ,  $P_4$ ,  $P_5$ ,  $P_6$ , and  $P_7$  are set along the centerline of the two long sides of the frame in the material truck compartment, distributed at equal distances from left to right (i.e. from the front to the rear). These points are defined as the expected dropping position, and the actual dropping position is the actual dropping position when the material thrown from the conveyor falls into the upper edge plane of the compartment;  $d_1$  is the height of the material at the end of the first stage of filling, and  $d_2$  is the height of the material at the completion of the second stage of filling.

图 5 填装完成车厢内物料状态示意图

Fig.5 Schematic diagram of the material status inside the carriage after filling is completed

$$\begin{aligned} P_1 &: \left( \frac{x_2 - x_1}{8} + x_1 + \frac{x_4 - x_3}{2} + x_3 \right) \\ P_3 &: \left( \frac{3 \times (x_2 - x_1)}{8} + x_1 + \frac{x_4 - x_3}{2} + x_3 \right) \\ P_5 &: \left( \frac{5 \times (x_2 - x_1)}{8} + x_1 + \frac{x_4 - x_3}{2} + x_3 \right) \\ P_7 &: \left( \frac{7 \times (x_2 - x_1)}{8} + x_1 + \frac{x_4 - x_3}{2} + x_3 \right) \end{aligned} \quad (4)$$

式中  $x_1$ 、 $x_2$ 、 $x_3$ 、 $x_4$  分别为目标检测算法中位于像素坐标系的所识别矩形框左、右、上、下边线所有点的横坐标值。

同理，可计算出第二阶段  $P_6$ 、 $P_4$ 、 $P_2$  3 个点的期望落料位置的像素坐标，根据  $m$ 、 $n$  点坐标（图 6），得到直线  $mn$  一般式：

$$(u_n - u_m)u - (v_n - v_m)v - v_m(u_n - u_m) + u_m(v_n - v_m) = 0 \quad (5)$$

其中：

$$u_m = x_2 - x_1, \quad v_m = \left( \frac{x_3 - x_4}{2} \right) + x_3$$

$$u_n = x_2, \quad v_n = \left( \frac{x_4 - x_3}{2} \right) + x_3$$

根据平面中点到直线距离公式可得：

$$|d_c| = \frac{|u_N(u_n - u_m) - v_N(v_n - v_m) + v_m(u_n - u_m) - (v_n - v_m)|}{\sqrt{(u_n - u_m)^2 + (v_n - v_m)^2}} \quad (6)$$

根据平面内两点距离公式得：

$$|d_h| = \sqrt{(u_{P1} - u_N)^2 + (v_{P1} - v_N)^2} \quad (7)$$

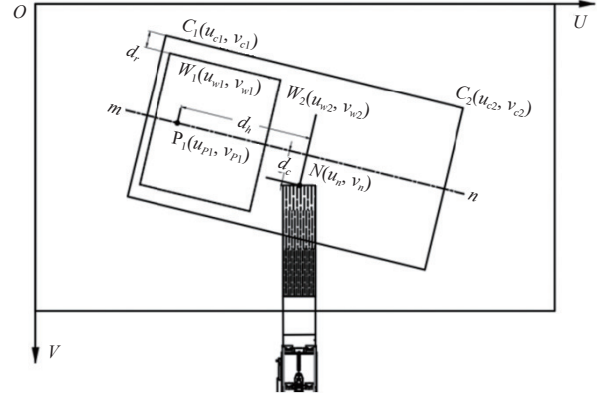
根据两平行线之间距离公式得：

$$|d_r| = |v_{c2}u_{c1} - v_{c1}u_{c2} + v_{w1}u_{w2} - v_{w2}u_{w1}| \sqrt{(u_{c2} - u_{c1})^2 + (v_{c2} - v_{c1})^2} \quad (8)$$

### 3.3.3 抛送控制方法

当实际落料位置  $N$  在期望落料位置  $P$  的右侧且距离超过阈值，青贮收获机抛送筒左旋 1.5 s，判定  $N$  是否在  $P$  的上侧，抛送筒出料挡板上旋或下旋 1 s；当实际落料

位置  $N$  在期望落料位置  $P$  左侧且距离超过阈值，青贮收获机抛送筒右旋 1.5 s，判定  $N$  是否在  $P$  上侧，抛送筒出料挡板上旋或下旋。填装第一阶段的三次换点作业  $d_r$  值以 21.5 px 像素距离递减，填装第二阶段的两次换作业  $d_r$  值以 10.8 px 像素距离递增，其初始值为 344 px，当抛送筒运动填装至  $d_r > 279.5$  px 像素距离时填装作业完成，控制流程图如图 7 所示。



注：物料流识别框上边中点位置  $N(u_n, v_n)$  为像素坐标系下实际落料位置坐标； $C_1(u_{c1}, v_{c1})$ 、 $C_2(u_{c2}, v_{c2})$  分别为像素坐标系下所识别车厢边框左上角、右上角顶点位置坐标； $W_1(u_{w1}, v_{w1})$ 、 $W_2(u_{w2}, v_{w2})$  分别为像素坐标系下所识别车厢内物料边框左上角、右上角顶点位置坐标； $d_h$  为期望落料位置  $P_1(u_{p1}, v_{p1})$  与实际落料位置点沿车厢中线  $mn$  的距离，mm； $d_c$  为期望落料位置  $P_1(u_{p1}, v_{p1})$  与实际落料位置点  $N$  垂直于车厢中线  $mn$  方向的距离，mm； $d_r$  为点  $C_1$ 、 $W_1$  于垂直于车厢中线  $mn$  方向上的距离，mm。

Note: Define the position of the midpoint  $N(u_n, v_n)$  at the upper edge of the material flow identification frame as the actual material drop position under the pixel coordinate system;  $C_1(u_{c1}, v_{c1})$ ,  $C_2(u_{c2}, v_{c2})$  are the coordinates of the vertices at the upper-left corner and upper-right corner of the identified compartment frame under the pixel coordinate system, respectively;  $W_1(u_{w1}, v_{w1})$ ,  $W_2(u_{w2}, v_{w2})$  are the coordinates of the vertex position of the upper-left corner and upper-right corner of the material border in the compartment identified in the pixel coordinate system;  $d_h$  is the distance between the desired drop position  $P_1(u_{p1}, v_{p1})$  and the actual drop position point along the compartment midline  $mn$ , mm;  $d_c$  is the distance between the desired drop position  $P_1(u_{p1}, v_{p1})$  and the actual drop position point  $N$  perpendicular to the compartment midline  $mn$  direction, mm;  $d_r$  is the distance between point  $C_1$ ,  $W_1$  in the direction perpendicular to the carriage centerline  $mn$ , mm.

图 6 识别坐标示意图

Fig.6 Schematic diagram of identifying coordinates

## 4 试验验证

### 4.1 R-YOLOv5 检测实例

使用上述算法，分别对旋转车厢、车厢内物料、抛送筒到车内的物料流段的图像进行了测试，检测效果如图 8 所示，选取呈不同角度分布的各类车厢，以实时检测的置信度、检测速度等指标对系统的检测性能进行评估。

在检测实例中，输入图像包含了呈不同角度分布的车厢。由于车厢相对于其他类别特征较为明显，识别效果最好，存在车厢内的物料为静止物料，识别后效果较优，检测平均精确度（precision）、召回率（recall）及置信度（Confidence）均到达 95.0% 以上，综合检测准确率较高；由于物料流为青贮收获机抛送筒流出到车厢内的物料流段，即为一个动态类别的检测，检测识别难度大，但检测后平均精确度、召回率及置信度等指标依然达到 85.0% 以上，其检测速度可达 16 帧/s 以上，可满足物料实际落点准确输出的需求，检测结果如表 1 所示。

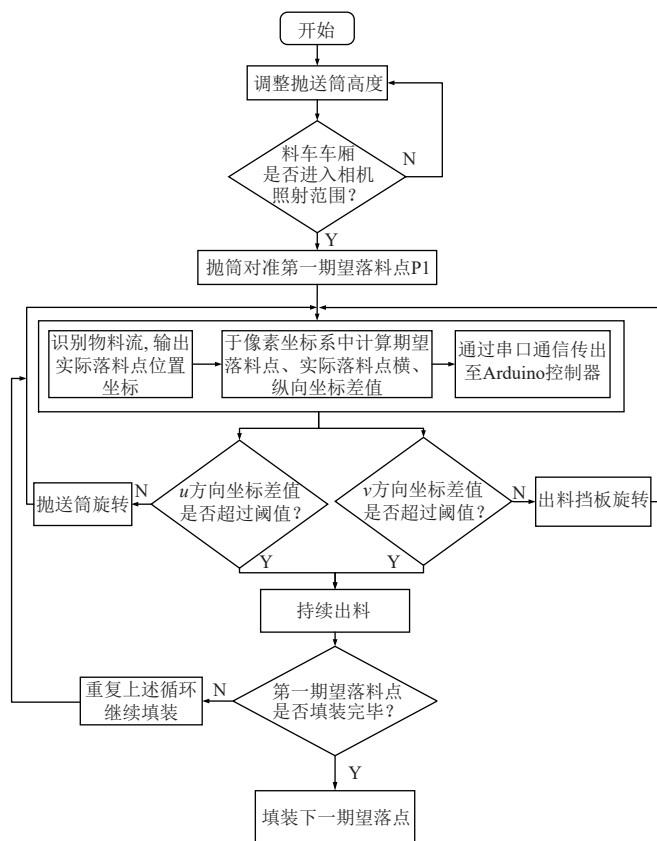


图7 精准抛送控制逻辑图

Fig.7 Precise throwing control logic diagram

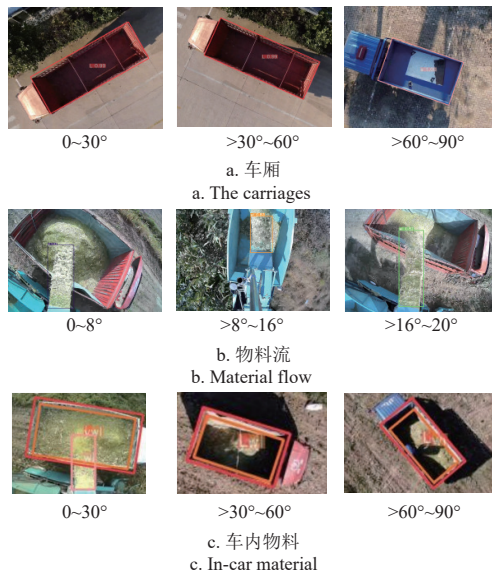


图8 不同检测对象各角度的识别结果

Fig.8 Identification results for different detection object at different angles

表1 车厢及物料检测结果

Table 1 Identification results of carriage and materials

项目	检测数量	平均召回率	检测速度	召回率	精确度
Project	Test number	Average recall/%	Test speed/ (帧·s <sup>-1</sup> )	Recall/%	Precision/%
车厢 Carriage	98	96.3	19	97.6	95.8
物料流 Material stream	86	87.5	16	86.2	90.5
车内物料 In-car materials	83	95.6	21	96.9	95.3

## 4.2 旋转车厢识别试验

本试验用4QZ-30型青贮收获机输出液压压力为16 MPa，流量为40~50 L/min，经测量抛送筒最大旋转角度为170°，抛送筒最大旋转速度为22°/s，设计时选用2 L/min定量阀安装在液压管路的前端，控制液压马达转速，实现抛送筒整体旋转，保证在单片机控制角度调整过程中，系统的稳定性。

分别以YOLOv5和R-YOLOv5算法对所获取不同角度车厢数据集进行检测评定。从训练结果来看：YOLOv5算法识别结果为不带旋转角度的矩形，识别范围与车厢的角度无法同步，结果范围内除了车厢，仍包含了诸多车厢外的信息，训练效果真实度差；而改进后的R-YOLOv5能在旋转目标检测的基础上，训练结果与车厢高度吻合，实现较好的识别（图9）。

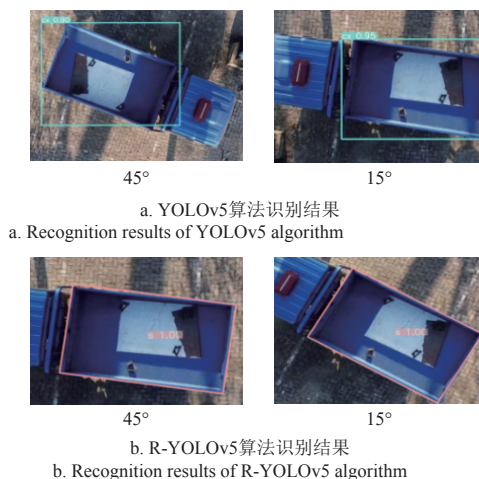


图9 算法改进前后不同角度检测结果对比图

Fig.9 Comparison of detection results at different angles before and after improvement of object detection algorithm

为了更清晰的表示检测车厢的真实度，利用车厢实际面积与算法识别区域面积进行比较，定义车厢实际面积 $S_{实际}$ 与算法识别区域面积 $S_{识别}$ 之比 $T$ 为检测车厢真实度。不同旋转角度下检测车厢真实度结果如下，由表2可知，YOLOv5在0°与90°的角度下检测车厢真实度效果较好，在96%以上，但对于大角度检测车厢真实度效果较差，在15°~75°检测车厢真实度小于65%。改进后的R-YOLOv5在不同旋转角度下检测车厢真实度平均在97%以上，检测效果良好。

表2 不同旋转角度下检测车厢真实度对比

Table 2 Comparison of the reality of the carriage under different rotation angles

旋转角	Rotation angle / (°)	YOLOv5	R-YOLOv5
0	0	0.970	0.983
15	15	0.615	0.980
30	30	0.480	0.980
45	45	0.444	0.974
60	60	0.470	0.981
75	75	0.613	0.984
90	90	0.965	0.991

相同试验环境下选取大、中、小型车厢作为本次识别试验材料，分别以车长小于3.5 m、>3.5~5.5 m、

>5.5 m 作为车型大小的评判依据；根据各类车厢在图像中偏移角度划分为  $0^\circ \sim 30^\circ$ 、 $>30^\circ \sim 60^\circ$ 、 $>60^\circ \sim 90^\circ$  3 个角度梯度，检测结果如表 3 所示。在  $0^\circ \sim 90^\circ$  所有类型车厢的识别结果中，检测速度基本稳定在 11 帧/s，满足 Arduino 对机械关节的控制和对信号交换的响应需求。在  $0^\circ \sim 60^\circ$  梯度中，三类车厢识别效果最好，准确率高于 93.0%， $60^\circ \sim 90^\circ$  区间内大型车厢识别精度低至 79.6%，可见相同大小车厢随旋转角度增大，准确度随之降低；而同一角度梯度下，准确度随车厢尺寸增大而降低。在实际收获作业中，经实地测量，抛送筒旋转角度不会超过  $45^\circ$ ，因此可以满足控制系统的稳定性需求和工作条件。

表 3 不同车厢检测结果

Table 3 Test results for different carriages

旋转角 Rotation angle/( $^\circ$ )	车型 Model	准确率 Accuracy/%	检测速度 Test speed/(帧·s $^{-1}$ )	置信度 Confidence/%
0 ~ 30	中型	100.0	10.34	0.99
	大型	97.5	13.63	0.99
	小型	100.0	11.40	1.00
> 30 ~ 60	中型	95.2	12.52	0.98
	大型	93.0	13.43	0.96
	小型	94.5	11.00	0.88
> 60 ~ 90	中型	86.9	12.38	0.89
	大型	79.6	12.65	0.71
	小型	89.6	13.42	0.98

为进一步探究旋转速度对识别精度的影响，从而对抛送筒旋转速度进行规划，需进行旋转速度影响试验。选择在  $0^\circ \sim 60^\circ$  角度范围内旋转的大型车厢作为试验对象，测试算法保证精度同时能识别车厢旋转的最大角速度。取角速度  $3^\circ/\text{s} \sim 19^\circ/\text{s}$  的 8 组视频数据，检测中记录视频检测时间，正确预测时间，正确率及检测速度等数据，其中每一速度截取 10 s 左右视频导入至识别检测系统，视频总时间即为检测时间，检测过程中视频检测框与实际框偏差小于  $3^\circ$  的时间记为正确预测时间，取正确预测时间与视频检测总时间之比记为检测正确率。如表 4 所示，由试验结果可知，车厢旋转速度在  $11^\circ/\text{s}$  之内，检测正确率均高于 95%，在  $15^\circ/\text{s}$  之内均高于 90%。当抛送筒旋转速度高于  $15^\circ/\text{s}$  时，检测正确率低于 90%，此时对控制系统的稳定性具有较大干扰。

表 4 抛送筒不同各级速度检测结果

Table 4 Speed detection results at different levels of the throwing cylinder

旋转速度 Rotation speed/( $^\circ \cdot \text{s}^{-1}$ )	检测时间 Detection time/s	正确预测时间 Correct prediction time/s	准确率 Accuracy y/%	检测速度 Test speed/(帧·s $^{-1}$ )
3.41	15.5	14.3	98.2	12.38
5.12	11.1	10.1	98.9	12.52
7.35	7.4	6.9	97.2	12.65
9.13	7.5	6.7	96.3	13.43
11.00	9.0	8.0	95.9	10.34
13.56	10.5	9.4	93.5	11.80
15.37	8.4	7.5	90.2	13.26
18.63	9.6	8.0	83.3	12.63

### 4.3 物料流识别试验

识别结果的精确性随系统所能抓取的物料流量有关，为了保证识别精度，需对青贮收获机在收获作业中抛送

筒的出料速度进行限定。因此，需要探究在满足识别精度时，系统所能识别单位时间内物料流的最小流量，由于车厢内物料流为静态目标，且旋转状态与车厢边缘保持同步，故车厢内物料流识别效果与车厢相似，故仅针对抛送筒出料口抛送出的流动物料进行识别。

试验中一名机手操控割台，割台高速稳定旋转后，以手动喂入方式把整株青贮物料送入机器中，整株物料以碎料的状态从抛送筒出料口抛出，被视觉设备抓取。取 3、4、5、6、7 kg/s 5 个喷料速度等级的青贮材料作为识别数据材料，并划分  $0^\circ \sim 20^\circ$  4 个梯度出料板角度，导入检测系统进行识别验证，结果如图 10 所示。

图中每组数据物料流量逐渐增大，随物料流量增大，出料板向上摆动角度越小，识别精度逐渐提高，表明在单位时间内物料流出量越多，识别效果越好，实际落料位置输出越精准，抛送筒单位时间内出料量主要与青贮收获机割台转速及收获行走速度有关，经测定，当割台转速为 1 200 r/min，前进速度为 6 km/h 时，单位时间内出料量至 6 kg/s 以上，正确率为 85% 以上，满足收获要求。

### 4.4 田间试验

2022 年 10 月在山东日照五莲县进行田间装机试验，试验结合视觉识别和运动机构精准控制，验证系统的田间工作效果。在精准填装抛送过程中，分为对点抛送及换点抛送两种作业流程，因对期望落点抛送动作中包含换点作业动作，因此试验中仅验证对某一期望落点的精准填装效果便能准确分析系统性能，所以对车框及物料流状态进行识别。青贮收获机工作中视觉系统识别对车框、物料流的识别状态如图 11 所示。随机选取青贮收获机工作时系统采集的 10 s 视频，每 1 s 截取 10 帧图像导入 R-YOLOv5 中进行识别。根据定位信息，计算期望落料和实际落料位置距离，结果如表 5。根据距离信息，计算抛送筒理论运动路径，同时测量实际路径。

图像中像素距离与实际距离成正比，固定摄像头高度，测得试验中像素坐标系中像素距离与实际距离比例为 1:1.87，0.533 cm/px。按比例计算  $d_h$ 、 $d_c$ 、 $d_r$  3 个参数的实际值分别为 -202.54 cm，-34.33 cm，-32.78 cm 其绝对值分别为 202.54 cm，34.33 cm，32.78 cm。因设定 a、b 阈值分别为 50 cm，40 cm 对应像素坐标距离分别为 93.81 px，75.05 px，实时值超过阈值触发抛筒运动关节运动，根据式 (9) 计算抛送筒理论转动角度。

$$\theta' = \arctan \frac{\sum_{i=1}^n (x_{Ni} - x_{P1i})}{n[l_1 + l_2 + (y_{Ni} - y_{P1i})]} \quad (9)$$

式中  $x_{Ni}$  为实际落料位置横坐标； $y_{Ni}$  为实际落料位置纵坐标； $x_{P1i}$  为第一期望落料位置横坐标； $y_{P1i}$  为第一期望落料位置纵坐标； $l_1$  为像素坐标系中物料流长度，px； $l_2$  为初始位置抛筒旋转中心至出料挡板水平像素距离，px； $n$  为单位时间所识别图像数量，帧； $\theta'$  为单位时间内所采集  $n$  帧图像中使物料实际落点到达指定物料期望落点时抛筒机械臂应转角度，( $^\circ$ )。



经测量,  $l_1$  平均像素坐标长度为 353 px;  $l_2$  实际长度为 187.5 cm, 换算为像素坐标系中的像素长度为 351.8 px, 取  $n=10$  带入式 (6), 得到抛送筒转动总角度  $\theta$  为 22.45°。



图 10 不同喷料速度及喷料角度下物料检测结果  
Fig.10 Material testing results at different spraying speeds and spraying angles



图 11 物料及车厢的实时检测  
Fig.11 Real time detection of materials and carriage

表 5 期望落点像素距离  
Table 5 Desired drop pixel distance

图像序号 Image serial number	$ d_h /\text{cm}$	$ d_c /\text{cm}$	$ d_r /\text{cm}$
1	396	72	65
2	324	63	66
3	354	79	73
4	342	74	63
5	383	49	59
6	385	19	57
7	423	101	64
8	415	89	56
9	385	40	52
10	395	58	60
平均值 Mean value	380	64.4	61.5

按上述方式计算每一帧图像中抛送筒转动参数, 使

用 rolabelimg 软件测量出料挡板实时转动角度, 若在当前工作状态下, 对第一期落点即点  $P_1$  进行抛送时, 计算抛筒整体绕回转中心旋转角度、抛筒出料挡板摆动角度随时间的变化关系, 如图 12 所示。

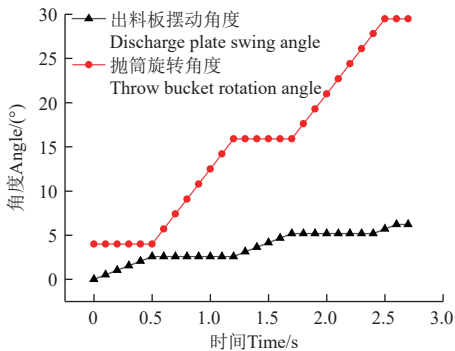


图 12 抛筒随时间运动关系曲线  
Fig.12 Time dependent motion curve of the throwing cylinder

多次试验后, 选取同一时刻抛筒实际运动和理论运动角度参数进行比较, 定义不超过 0.8° 的角度偏差范围内的所有点为正确点位, 反之为错误运动点位, 定义错误运动点位数量  $T$  与试验总数量  $F$  为轨迹误差。

在抛送筒随视觉信号运动过程中, Arduino 控制器随 R-YOLOv5 输入的视觉信息实现对抛送筒的控制, 经计算, 抛送筒实际运动路线与理论计算路线的误差不超

过 4%, 试验过程中抛送筒旋转与出料板摆动的移动轨迹与预期路线基本一致。

## 5 结 论

本研究建立了青贮收获机精准填装抛送系统, 并开展试验研究, 为推动青贮物料收获全程精准提供了设计与试验依据, 研究的主要结论如下:

1) 设定合适的物料填装规则。基于青贮收获机抛送筒装置机构特征、青贮收获机与跟车车厢相对位置变化及抛料装车过程车厢内堆料状态, 提出了精准抛送装车的填装规则, 可高效的实现装车过程。

2) 提出了基于机器视觉原理的抛送筒控制方法。对原 YOLOv5 算法进行改进, 构建 R-YOLOv5 目标检测平台, 通过识别反馈期望落料点信息和实际落料点信息, 控制抛送筒运动参数, 实现满足物料填充规则的抛送筒精准控制。结果表明: 改进后视觉模型检测精确度均高于 97%, 置信度高于 95%, 满足青贮收获机精准抛送应用条件; 对于物料的识别, 抛送筒输出物料大于 6 kg/s 时, 物料流识别正确率为 85% 以上, 可精确输出物料期望落点和实际落点位置, 满足收获要求。

3) 进行了青贮收获机精准填装抛送系统装机验证。抛送筒理论运动轨迹与实际运动轨迹平均误差在 4% 之内, 满足青贮玉米收获机在复杂环境下的精准抛送填装需求。

## 【参 考 文 献】

- [1] 任海伟, 石瑞峰, 魏慧元, 等. 菌/酶添加对甜高粱渣青贮预处理作用的强化效果[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(6): 224-236. REN Haiwei, SHI Ruifeng, WEI Huiyuan, et al. Improvement for the ensiling pretreatment effectiveness of sweet sorghum bagasse by fortified with *Lactobacillus plantarum* and cellulolytic enzymes[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(6): 224-236. (in Chinese with English abstract)
- [2] WELK A, NEAVE H. W, SPITZER H. B, et al. Effects of intake-based weaning and forage type on feeding behavior and growth of dairy calves fed by automated feeders[J]. *Journal of Dairy Science*, 2022, 105(11): 9119-9136.
- [3] 侯晶涛, 李晓康, 孙伟, 等. 青贮玉米收获机割台技术研究概况[J]. *农业装备与车辆工程*, 2023, 61(2): 44-48. HOU Jingtao, LI Xiaokang, SUN Wei, et al. Research overview of silage corn harvester cutting head technology[J]. *Agricultural Equipment and Vehicle Engineering*, 2023, 61(2): 44-48 (in Chinese with English abstract)
- [4] 栗晓宇, 杜岳峰, 刘磊, 等. 低损籽粒直收机自动控制系统设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2023, 39(2): 34-42. LI Xiaoyu, DU Yuefeng, LIU Lei, et al. Design and experiment of the automatic control system for low damage corn grain direct harvesters[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE)*, 2023, 39(2): 34-42. (in Chinese with English abstract)
- [5] 苗中华, 陈苏跃, 何创新, 等. 基于 3D 视觉的青饲机拖车车斗自动识别与定位方法[J]. *农业机械学报*, 2019, 50(5): 43-49. MIAO Zhonghua, CHEN Suyue, HE Chuangxin, et al. Automatic Identification and Location Method of Forage Harvester Trailer Hopper Based on 3D Vision[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2019, 50(5): 43-49. (in Chinese with English abstract)
- [6] LIU L DU Y, LI X, 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] LIU , DU Y, LI X, et al. Trailer hopper automatic detection method for silage harvesting based improved U-Net [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2022 (198): 107046
- [8] 李林安, 程敏, 丁孺琦, 等. 面向混联液压力机械臂的高精度运动控制方法[J]. *西安交通大学学报*, 2023, 57(6): 95-104. LI Lin'an, CHENG Min, DING Ruqi, et al. High precision motion control method for hybrid hydraulic manipulator[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2023, 57(6): 95-104. (in Chinese with English abstract)
- [9] 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 with English abstract)
- [10] 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 with English abstract)
- [11] WANG F, WANG J, JI Y, et al. Research on the measurement method of feeding rate in silage harvester based on components power data[J]. *Agriculture*, 2023, 13(2): 391.
- [12] 薛钊, 付君, 陈志, 等. 青饲收获机械切碎装置参数优化试验[J]. *吉林大学学报 (工学版)*, 2020, 50(2): 739-748. XUE Zhao FU Jun CHEN Zhi, et al. Optimization experiment on parameters of chopping device of forage maize harvester[J]. *Journal of Jilin University (Engineering and Technology Edition)*, 2020, 50(2): 739-748. (in Chinese with English abstract)
- [13] 周桂红, 马帅, 梁芳芳. 基于改进 YOLOv4 模型的全景图像苹果识别[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(21): 159-168. ZHOU Guihong, MA Shuai, LIANG Fangfang. Recognition of the apple in panoramic images based on improved YOLOv4



- model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(21): 159-168. (in Chinese with English abstract)
- [14] 尚钰莹, 张倩如, 宋怀波. 基于 YOLOv5s 的深度学习在自然场景苹果花朵检测中的应用[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(9): 222-229.
- SHANG Yuying, ZHANG Qianru, SONG Huaibo. Application of deep learning using YOLOv5s to apple flower detection in natural scenes[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(9): 222-229. (in Chinese with English abstract)
- [15] ZOU L, WANG K, WANG X, et al. Automatic recognition reading method of pointer meter based on YOLOv5-MR Model[J]. *Sensors*, 2023, 23(14): 6644.
- [16] ZHANG L, ZHAO C, FENG Y, et al. Pests Identification of IP102 by YOLOv5 Embedded with the Novel Lightweight Module[J]. *Agronomy*, 2023, 13(6): 1583.
- [17] ZHANG P, LIU X, YUAN J, et al. YOLO5-spear: A robust and real-time spear tips locator by improving image augmentation and lightweight network for selective harvesting robot of white asparagus[J]. *Biosystems Engineering*, 2022, 218: 43-61.
- [18] KASPER E M, HAHN N, BERGER S, et al. Short communication: detecting heavy goods vehicles in rest areas in winter conditions using YOLOv5[J]. *Algorithms*, 2021, 14(4): 114: 1-11.
- [19] 韩俊, 袁小平, 王准, 等. 基于 YOLOv5s 的无人机密集小目标检测算法[J]. *浙江大学学报 (工学版)*, 2023, 57(6): 1224-1233.
- HAN Jun, YUAN Xiaoping, WANG Zhun, et al. UAV dense small target detection algorithm based on YOLOv5s[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2023, 57(6): 1224-1233. (in Chinese with English abstract)
- [20] 赵文博, 周德强, 邓干然, 等. 基于改进 YOLOv5 的甘蔗茎节识别方法[J]. *华中农业大学学报*, 2023, 42(1): 268-276.
- ZHAO Wenbo, ZHOU Deqiang, DENG Ganran, et al. Sugarcane stem node recognition method based on improved YOLOv5[J]. *Journal of Huazhong Agricultural University*, 2023, 42(1): 268-276. (in Chinese with English abstract)
- [21] 吕佳, 李帅军, 曾梦瑶, 等. 基于半监督 SPM-YOLOv5 的套袋柑橘检测算法[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(18): 204-211.
- LYU Jia, LI Shuaijun, ZENG Mengyao, et al. Detecting bagged citrus using a semi-supervised SPM-YOLOv5[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(18): 204-211. (in Chinese with English abstract)
- [22] 黄少华, 梁喜凤. 基于改进 YOLOv5 的茶叶杂质检测算法[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(17): 329-336.
- HUANG Shaohua, LIANG Xifeng. Detecting the impurities in tea using an improved YOLOv5 model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(17): 329-336. (in Chinese with English abstract)
- [23] 闫彬, 樊攀, 王美茸, 等. 基于改进 YOLOv5m 的采摘机器人苹果采摘方式实时识别[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(9): 28-38+59.
- YAN Bin, FAN Pan, WANG Meirong, et al. Real-time Apple Picking Pattern Recognition for Picking Robot Based on Improved YOLOv5m[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(9): 28-38+59. (in Chinese with English abstract)
- [24] 吕金庆, 杨颖, 尚琴琴, 等. 青贮收获机切碎性能试验研究[J]. *东北农业大学学报*, 2016, 47(4): 102-108.
- LV Jinqing, YANG Ying, SHANG Qinqin, et al. Study on chopping performance of silage maize harvester[J]. *Journal of Northeast Agricultural University*, 2016, 47(4): 102-108. (in Chinese with English abstract)
- [25] 牟孝栋, 姜慧新, 孙延成, 等. 青贮收获机碟盘式籽粒破碎装置仿真优化与试验[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(增刊): 218-226.
- MOU Xiaodong, JIANG Huixin, SUN Yancheng, et al. Simulation Optimization and Experiment of Disc-type Grain Crushing Device of Silage Corn Harvester[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(Supp.): 218-226. (in Chinese with English abstract)
- [26] 贾洪雷, 谭贺文, 马中洋, 等. 收获机断秸导流装置设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2022, 38(4): 12-23.
- JIA Honglei, TAN Hewen, MA Zhongyang, et al. Design and experiment of the straw breaking and diversion device for maize harvesters[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2022, 38(4): 12-23. (in Chinese with English abstract)
- [27] 耿端阳, 孙延成, 李华彪, 等. 履带式坡地收获机设计与试验[J]. *农业工程学报*, 2021, 37(13): 11-19.
- GENG Duanyang, SUN Yancheng, LI Huabiao, et al. Design and experiment of crawler corn harvester for sloping fields[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE)*, 2021, 37(13): 11-19. (in Chinese with English abstract)
- [28] ZHENG Z, WANG P, REN D, et al. Enhancing geometric factors in model learning and inference for object detection and instance segmentation[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2021, 52(8): 8574-8586.
- [29] 张真, 迟瑞娟, 杜岳峰, 等. 基于 CAN 总线的收获智能控制系统研究[J]. *农业机械学报*, 2018, 49(增刊): 275-281.
- ZHANG Zhen, CHI Ruijuan, DU Yuefeng, et al. Investigation on CAN-bus-based Corn Harvester Intelligent Control System[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2018, 49(Supp.): 275-281. (in Chinese with English abstract)

## Design and experiment of the precise throwing system for silage machines based on rotating target detection

YOU Yong<sup>1</sup>, LI Fangxu<sup>1</sup>, JI Zhongliang<sup>2</sup>, SUN Yuling<sup>2</sup>, MA Pengbo<sup>1</sup>, LU Qiqi<sup>1</sup>,  
WANG Haiyi<sup>1</sup>, WANG Decheng<sup>1\*</sup>

(1. College of Engineering, China Agricultural University, Beijing 100083, China; 2. Shandong Wuzheng Takakita Stockbreeding Machinery Co., Ltd., Rizhao 276800, China)

**Abstract:** When the silage harvester operates in the field, the filling and throwing system has a great influence on the efficiency of the silage harvester. Aiming at the feeding process of silage harvester, this study designs a precise throwing system for silage machine based on rotating target detection in order to realize the adaptive throwing of silage crumbs to the wagon compartment. In this study, a filling rule is proposed through the definition of ideal drop point and actual drop point. At the same time, an improved YOLOv5s (Rotation-YOLOv5, R-YOLOv5) was proposed to further realize the accurate detection of rotating targets using machine vision. The feedback of the target and the actual falling point were then calculated to control the movement of the throwing cylinder. The self-adaptive control was achieved in the throwing cylinder using R-YOLOv5. The network structure of the baseline was also optimized to predict the rotating carriages. A new prediction channel of rotation angle was then added to the Head part of the original YOLOv5. The virtual environment was built using Python3.9. Pytorch1.6 was chosen to train the R-YOLOv5 rotating target detection model on the Pytorch deep learning framework. Once the number of training rounds reached 60, the mAP values were all stable at 0.97, indicating a stable system. The improved R-YOLOv5 was recognized as a rectangle with a rotation angle. The recognition range was synchronized with the angle of the carriages. The training data was highly compatible with the carriages for better recognition. In addition, the throwing control was set under the distance between the actual and target drop position. A rotating carriage identification and a field test were carried out to develop the control flow. The test results show that the improved R-YOLOv5 was better performed on the rotating compartments at different rotating angles with an average of more than 97% before, indicating better detection; When the projectile barrel was rotated in the range of  $-60^{\circ}$ - $60^{\circ}$ , angular velocity was less than  $15^{\circ}/s$ . The average accuracy of R-YOLOv5 target detection was higher than 90%; better recognition was achieved in the high accuracy of the actual drop position output, where more material was outflowed in unit time. The material outflow of the throwing cylinder in unit time was mainly related to the cutter's rotational and harvesting walking speed in the silage harvester. The correct rate of 85% or more was obtained to fully meet the harvesting requirements at the cutter rotational speed of 1 200 r/min, forward speed of 6 km/h, and the amount of material out of the unit between the IV level or more; The visual information was inputted by Arduino controller along with R-YOLOv5. The motion of the throwing cylinder was realized with 0.533 cm/pt, as the ratio of the actual distance to the image pixels. The average error between the theoretical and actual motion trajectory of the throwing cylinder was kept within 4%, which fully met the design requirements. The finding can provide a strong reference to develop the adaptive throwing-filling system in the self-propelled silage harvester.

**Keywords:** machine vision; R-YOLOv5; silage harvester; automatic delivery; rotating object detection