

doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.14.029

基于 RGB-D 感知与点云碰撞检测的禽蛋采收方法

吴喆¹ 汪新宇¹ 刘勇^{1,2} 褚国承¹ 方继杭¹ 钱森¹

(1. 合肥工业大学机械工程学院, 合肥 230009;
2. 合肥工业大学航空结构件成形制造与装备安徽省重点实验室, 合肥 230009)

摘要: 散养模式下,禽蛋采收机器人存在识别精度不足和抓取过程碰撞中断等问题。本文以 YOLO v8n-OBB 模型为基础,引入 MobileNet 轻量化结构并提出方向感知增强的 SimAM 注意力机制,同时,结合基于分布焦点损失的旋转角度精细回归改进,进一步提升了禽蛋锚框定位精度与角度回归准确性。相较于 YOLO v8n-OBB 模型,改进模型精确率从 97% 增长到 98.5%,平均精度均值从 98.9% 增长到 99.1%,对禽蛋角度推理准确度从 86.3% 增长到 91.2%,模型参数量缩减 13%,能够很好地适配边缘计算设备的硬件资源限制。在对禽蛋识别与定位后,通过深度相机生成环境点云,针对机械臂姿态的 3 个旋转自由度,采用差异化策略生成角度候选序列,对候选姿态下的工具点云以及环境点云进行碰撞检测,得到最终的有效无碰撞吸取姿态。经点云处理后,系统点云碰撞检测机制稳定生效,而单枚禽蛋碰撞检测平均耗时缩短至 0.23 s。在实际吸取场景中,禽蛋总体吸取成功率达 78%。本文方法适用于禽蛋采收机器人禽蛋快速识别与定位,有效解决了视觉感知系统在性能受限设备上部署,以及实际场景中可能存在碰撞的技术挑战,构建了禽蛋采收全过程的高性能鲁棒模型,为智慧型自动化农业生产流程的进一步发展提供理论支持与实践参考。

关键词: 禽蛋采收机器人; 旋转检测; RGB-D; 点云碰撞检测

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2026)14-0307-09 OSID: 

Poultry Egg Harvesting Method Based on RGB-D Perception and Point Cloud Collision Detection

Wu Zhe¹ Wang Xinyu¹ Liu Yong^{1,2} Chu Guocheng¹ Fang Jihang¹ Qian Sen¹

(1. School of Mechanical Engineering, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China
2. Anhui Provincial Key Laboratory of Aircraft Structure Parts Forming and Manufacturing Equipment, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In free-range farming, poultry egg harvesting robots face problems, including insufficient recognition accuracy and task interruption due to collisions during grasping. An improved model was developed based on the original YOLO v8n-OBB framework. A MobileNet-style lightweight architecture was introduced, and a direction-aware enhanced SimAM attention mechanism was proposed. Meanwhile, a refined rotation angle regression strategy based on distribution focal loss was adopted to further boost the localization accuracy of poultry egg bounding boxes and orientation regression precision. Compared with the original YOLO v8n-OBB model, the improved model increased the precision from 97% to 98.5% and the mAP from 98.9% to 99.1%. Meanwhile, the orientation inference accuracy of poultry eggs rised from 86.3% to 91.2%, and the model parameter volume was reduced by 13%. It can well adapt to the hardware resource constraints of edge computing devices. Following poultry egg recognition and localization, environmental point clouds were generated via a depth camera. A differentiated strategy was then employed to generate candidate angle sequences for the three rotational degrees of freedom of the robotic manipulator. Collision detection was conducted between the tool point clouds under candidate poses and the environmental point cloud to determine the final effective collision-free suction pose. After

收稿日期: 2025-12-23 修回日期: 2026-03-01
基金项目: 国家自然科学基金面上项目(52175013)、国家重点研发计划项目(2022YFB4702501)、国家自然科学基金重点项目(52335002)和中央高校基本科研业务费专项资金项目(PA2025GDSK0033)
作者简介: 吴喆(1984—),男,副教授,博士,主要从事先进制造技术与装备研究,E-mail: wuzhe@hfut.edu.cn
通信作者: 刘勇(1986—),男,副教授,博士,主要从事机器人控制技术研究,E-mail: xcliuyong@hfut.edu.cn

point cloud processing, the system maintained stable point cloud collision detection accuracy, and the average collision detection time for a single poultry egg was shortened to 0.23 s. In practical harvesting scenarios, the system achieved a poultry egg recognition success rate of 99% and an overall harvesting success rate of 78%. The proposed method was suitable for rapid poultry egg recognition and localization for egg harvesting robots, effectively solving the technical challenges of deploying visual perception systems on performance-limited devices and avoiding collisions in real-world scenarios. It constructed a high-performance and robust model for the whole poultry egg harvesting process, providing theoretical support and practical reference for the further development of intelligent automated agricultural production systems.

Key words: poultry egg harvesting robot; oriented object detection; RGB - D; point cloud-based collision detection

0 引言

随着我国鸭蛋养殖产业持续发展,鸭蛋采收环节劳动需求日益增加。为避免生产资源浪费、提升养殖经济效益,实现鸭蛋及时、高效采收已成为养殖生产中的重要需求。与鸡蛋生产已形成较高规模化、自动化水平不同,我国鸭蛋养殖环节机械化、自动化程度整体偏低,中小型养殖场所占比例较高,大多仍依赖人工完成拾蛋作业,不仅人力投入大、作业效率低,也显著增加了养殖成本。Xu 等^[1]通过深度学习模型检测地面产蛋行为。祝志慧等^[2]利用 YOLO v7 模型检测散养环境下禽蛋。葛于杰^[3]在智能小车平台上搭建机械臂进行鹅种蛋智能化收集。

为破解散养模式下禽蛋收集劳动力成本瓶颈,亟需研发适用于该场景的自动捡蛋机器人。这类机器人可在指定家禽活动区域内,自主完成散落禽蛋识别与收集作业,为中小散养场解决禽蛋收集难题提供技术支撑^[4-7]。而视觉感知系统的鲁棒性是保障高效完成捡蛋任务的核心前提^[8],技术关键为对目标禽蛋识别与精准定位。

基于上述产业需求与研究现状,本文聚焦禽蛋采收机器人,开展基于 RGB - D 图像的识别与定位方法研究^[9],研发视觉感知系统及禽蛋采收机器人执行系统,并通过试验对所提出的感知方法进行验证,以为禽蛋采收机器人识别与定位技术发展提供关键支撑。

1 材料与方法

1.1 总体方案

本研究提出基于 RGB - D 图像与改进 YOLO v8n - OBB 的技术方案,用于实现禽蛋的精准识别与定位^[10-13]。在禽蛋被成功识别后,获取其中心点三维坐标,长轴方向角度,通过 RGB - D 图像与相机内参计算每个像素对应的三维空间坐标^[14-15],进而

生成点云模型用于碰撞检测,具体流程如图 1 所示。

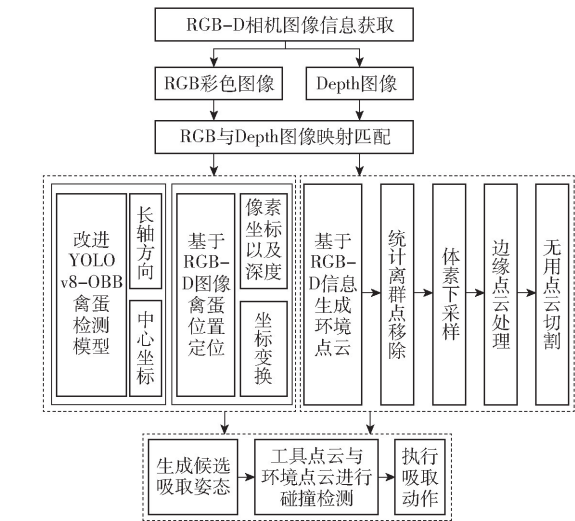


图 1 禽蛋识别与定位吸取总体流程图
Fig. 1 Overall process of duck egg recognition, localization and suction

1.2 试验环境及参数

硬件设备方面,视觉采集模块采用 RGB - D 相机,用于同步采集鸭舍场景的彩色图像与深度数据;计算核心采用边缘计算设备,承担模型实时推理、点云数据处理及碰撞检测算法运算等核心任务,满足嵌入式场景下算力需求。软件开发环境基于 Python 3.10,通过 Anaconda 创建专用虚拟环境,所有代码在 VScode 集成开发环境中编写与调试,确保试验流程的稳定性与可复现性。为适配边缘计算设备嵌入式平台的算力限制,提升旋转检测模型的推理实时性,将训练完成的 PyTorch 权重文件转换为 TensorRT 引擎文件。首先通过 Ultralytics 库将 .pt 模型导出为 ONNX 格式,解决框架兼容性问题;再基于边缘计算平台原生支持的 TensorRT 工具,对 ONNX 模型进行编译优化,过程中启用 FP16 精度量化与固定输入尺寸配置,进一步降低计算开销。TensorRT 通过层融合、算子优化、内存复用等底层优化策略,将模型推理的计算图适配边缘计算设备

的 GPU 架构特性,避免 PyTorch 原生推理的框架冗余开销。

1.3 数据集构建

数据集采集工作于江苏省宿迁市某鸭种蛋养殖基地开展,拍摄目标为大棚内散养种鸭所产鸭蛋。数据采集采用 Intel RealSense Depth Camera D435i 型深度相机,搭载于机械臂末端执行器上,以实现 对禽蛋捡取区域视场范围内 RGB 图像与深度图像的快速精准采集。采集姿态示意图如图 2a 所示,RGB 图像样例与深度图像样例如图 2b、2c 所示。

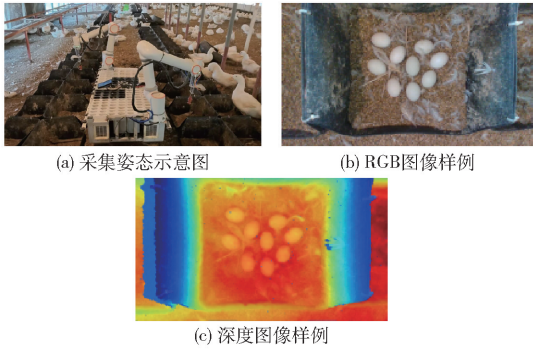


图 2 RGB-D 多源数据采集过程及样例

Fig.2 RGB-D multi-source data acquisition process and sample

拍摄过程,为充分体现设施养殖场景的非结构化特性,采集工作覆盖不同光照强度的时段,并在大棚内不同列间的散养区域进行拍摄,涵盖顺光、逆光、羽毛遮挡、稻壳掩埋等多样化复杂场景;同时,拍摄角度包含正视、俯视、仰视等多维度,以此提升禽蛋信息有效获取率^[16]。

1.4 YOLO v8n-OBB 模型改进

1.4.1 基于 MobileNet V4 的主干网络轻量化重构

为面向边缘计算平台高效部署禽蛋目标检测与方向角回归任务,对 YOLO v8n-OBB 模型的主干网络进行针对性轻量化重构,提出并集成一种定制化的 MobileNet V4 模块(图 3)。该模块在 MobileNet 系列深度可分离卷积高效特性基础上^[17-19],构建“起始空间重建-通道扩张-中间空间再提取-线性投影”4 阶段特征处理流程。具体而言,输入特征首先通过 1 个起始深度卷积进行初步空间信息提炼,由全局配置动态控制是否启用及下采样行为;通过 1×1 逐点卷积将通道数扩展,形成高维中间表示;引入第 2 个可选的中间深度卷积;下采样操作可根据中间深度卷积下采样控制参数灵活置于起始或中间深度卷积层中,从而在保持总体步长一致的前提下,优化高层语义特征的空间分辨率保留能力,优化小尺度禽蛋目标的边界定位与旋转角度回归;通过无激活函数 1×1 投影卷积将通道压

缩至目标输出维度,并与后续网络结构无缝衔接。所有通道维度均强制对齐至 8 的整数倍,以最大化利用边缘计算设备 Tensor Core 在 INT8/FP16 推理中对通道对齐内存访问的硬件加速优势。

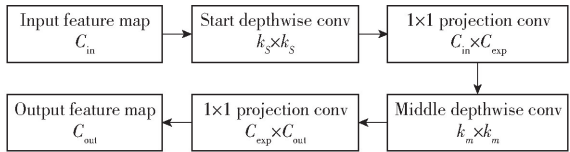


图 3 MobileNet V4 模块结构示意图

Fig.3 MobileNet V4 block architecture diagram

1.4.2 SimAM 注意力机制

已有工作中,Strip Pooling、Coordinate Attention^[20-21]等模块通过沿水平方向或垂直方向聚合特征,显式建模了长条形结构的方向信息。受此启发,禽蛋目标检测与姿态估计任务中,禽蛋不仅具有明确的外观轮廓,还具有显著的长轴方向。原始 SimAM 虽能够突出显著区域,但能量函数各向同性,对水平和垂直结构一视同仁,对特征中方向信息利用较为有限。为此,在 SimAM 基础上提出一种方向感知 SimAM,用于更好地服务于角度回归。在保持原始 SimAM 各向同性能量项的基础上,进一步引入行均值和列均值 2 个方向统计量:沿宽度方向对特征求平均,得到每一行均值,用于刻画特征在竖直方向上的变化趋势;沿高度方向对特征求平均,得到每一列均值,用于刻画特征在水平方向上的变化趋势。在此基础上,分别构造与行均值、列均值对应的 2 个方向能量项,衡量某个位置相对于其所在行和列整体响应的偏离程度。最终,将原始各向同性能量、竖直方向能量和水平方向能量按通道进行归一化,通过 3 个可学习的标量权重进行线性融合,经由 Sigmoid 非线性映射,得到用于特征重加权的方向感知注意力分布。

1.4.3 基于角度分布焦点损失的旋转目标回归优化

YOLO v8n-OBB 官方默认将数据集标签中信息转换为 $[-\pi/2, 0]$,造成模型仅能输出目标倾斜角,无法判断具体倾斜方向。而在本文场景中,模型需要明确区分禽蛋倾斜方向,则需对此默认规范做出修改,将角度范围规范为 $[-\pi/2, \pi/2]$ 。针对禽蛋横向角度预测任务中传统点估计回归易受量化误差、角度周期性干扰的问题,提出基于分布焦点损失-Distribution Focal Loss 角度回归改进策略^[22-23]。该方法将连续角度回归问题转化为离散分布学习,使模型能够利用相邻区间结构信息获得更平滑的回归监督。首先,将真实角度 $([-\pi/2, \pi/2])$ 线性映射到归一化区间 $[0, 1]$,随后乘以离散划分数,得到连续索引,该连续索引变量落在相邻 2 个离散小区间

之间,如图4所示,图中纵坐标为角度离散区间的预测概率,横坐标为角度离散后“区间编号”。为了将连续角度转换为离散概率分布,对2个相邻小区间分配线性插值权重即

$$y_{\text{norm}} = \frac{\theta + \pi/2}{\pi} \tag{1}$$

$$y = y_{\text{norm}}k \tag{2}$$

$$\begin{cases} t_l = \lfloor y \rfloor \\ t_r = t_l + 1 \\ y \in [t_l, t_r] \end{cases} \tag{3}$$

$$\begin{cases} w_l = t_r - y \\ w_r = 1 - w_l \end{cases} \tag{4}$$

式中 θ ——真实角度,rad
 y_{norm} ——单位区间内归一化连续标量
 k ——离散划分数
 y ——映射到离散角度空间的连续索引变量
 t_l —— y 向下取整运算: y 左边离散区间索引
 t_r —— y 右边离散区间索引
 w_l —— y 对左离散区间贡献权重
 w_r —— y 对右离散区间贡献权重

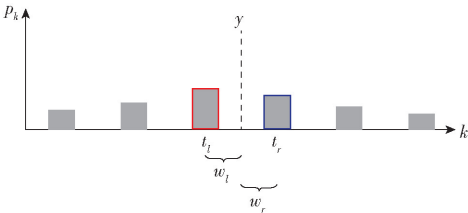


图4 分布焦点损失在角度回归中的示意图

Fig.4 Illustration of distribution focal loss applied to angle regression

目标角度的离散分布仅在2个小区间上为非零,其余小区间权重为零。每个角度离散区间预测概率分布为: $\boldsymbol{p} = (p_0, p_1, \cdots, p_K)$ 。DFL损失对 t_l 和 t_r 两个小区间分别计算交叉熵,并基于线性插值权重进行加权

$$L_{\text{DFL}} = w_l \text{CE}(\boldsymbol{p}, t_l) + w_r \text{CE}(\boldsymbol{p}, t_r) \tag{5}$$

式中 CE ——计算交叉熵

1.5 单视角点云条件下抓取姿态筛选方法

1.5.1 基于RGB-D视觉的三维点云生成方法

通过使RGB彩色图像与深度图像的空间对齐,将二维图像域信息转换为三维空间的点云结构。利用相机内参实现像素坐标到三维相机坐标系的逆投影,结合深度图的物理距离信息生成空间点三维坐标,并融合RGB图像颜色纹理属性,最终通过点云后处理得到三维结构稠密点云。

1.5.2 面向碰撞检测的点云优化与特征提取

考虑到实际应用过程的效率,相机仅对作业鸭

窝区域进行单次拍摄。基于原始稠密点云,引入体素滤波进行稀疏化处理。受限于实际拍摄场景中双目相机安装角度与拍摄视角,目标点云生成易受硬件成像原理与环境因素的双重制约,进而出现几何信息缺失问题(图5a)。双目视觉系统生成点云的核心原理是通过左右2个相机视差计算三维坐标^[24],只有当目标表面的某个点位能同时被双目相机捕捉到,即处于双目重叠视场内,系统才能通过三角测量原理生成该点位的点云数据^[25];这一特性导致禽蛋等目标极易处于双目视场盲区,或被目标自身结构、周围环境遮挡,使这些区域点云数据完全缺失。在机械臂抓取姿态选择过程,点云数据信息缺失将直接影响碰撞检测算法准确性。碰撞检测的核心是基于完整的点云几何信息,计算机械臂抓取姿态与目标及周围环境的空间位置关系,而缺失区域的几何特征未被捕捉,导致算法在计算过程无法对这些区域进行有效的碰撞判定:原本存在物理接触风险的姿态,因缺失区域信息未形成点云遮挡,被误判为无碰撞的安全姿态(图5c)。这种误判直接导致机械臂在执行抓取动作时,与目标缺失点云对应的实体区域发生真实碰撞,不仅可能造成禽蛋破损、机械臂部件磨损,还会触发系统碰撞保护机制,导致整个抓取流程被迫中断,严重影响自动化抓取系统可靠性与稳定性。为弥补该缺陷并强化点云整体形状表征,需对缺失区域几何轮廓进行补充^[26],如算法1所示。

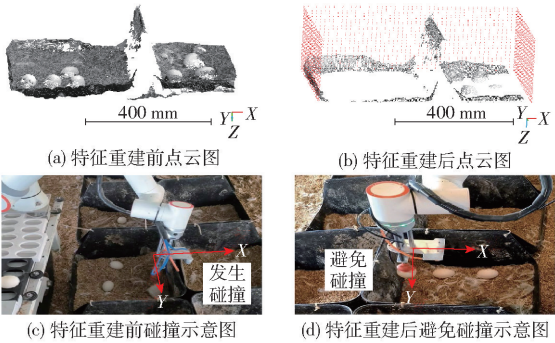


图5 点云重建前后碰撞检测

Fig.5 Collision detection before and after point cloud reconstruction

算法1 点云特征提取与虚拟边界重建
输入:预处理彩色图 I_c 、深度图 I_d 、相机内参 K 、深度尺度 s 、参考点 $P_{ref} = (x, y, z)$
参数:体素边长 v ,高度裕量 a, b ,表面采样密度 ρ ,
输出:虚拟边界点云 P_v 。
1: // Step 1 (原始点云)
2: $P_o \leftarrow \text{Image2PCD}(I_d, I_c, K, s)$
3: // Step 2 (体素稀疏化)

4: $P_s \leftarrow \text{VoxelDownSample}(P_o, v)$
 5: // Step 3(过滤无用点云)
 6: $[Z_{\min}, Z_{\max}] = [z - a, z + b]$
 7: $P_c \leftarrow \{P \in P_s \mid Z_{\min} \leq P_z \leq Z_{\max}\}$
 8: If $P_c = \emptyset$, then $P_c \leftarrow P_s$ end if
 9: // Step 4(8 点特征提取)
 10: If $|P_c| < 8$, $P \leftarrow P_s$ end if
 11: If $|P_c| < 8$, then return P_s end if
 12: $S \leftarrow \{\arg\min P_x, \arg\max P_x, \arg\min P_y, \arg\max P_y, \arg\min P_z, \arg\max P_z\}$
 13: If $|S| < 8$ then
 14: 从 P 中按到中心距离由近到远补足至 8
 15: $P_f \leftarrow P_s$
 16: // Step 5(生成虚拟边界点云)
 17: 计算包围盒并取其角点集 $\{b_0, \dots, b_7\}$
 18: 选取其中三面 $F = \{(1, 6, 4, 7), (0, 2, 5, 3), (0, 1, 6, 3)\}$
 19: 对每个面四顶点 (p_0, p_1, p_2, p_3) , 在 $u, v \in [0, 1]$ 的 $\rho \times \rho$ 网格上进行双线性插值采样; 得到包围盒表面点云 P_b
 20: // Step 6(融合输出)
 21: $P_v \leftarrow P_s \cup P_b$

基于点云三维坐标 (X, Y, Z) 的极值信息, 构建并生成红色可视化点云包围盒, 以完整界定鸭窝框体的空间占据范围(图 5b)。同时为优化后续碰撞检测的计算效率, 需对原始点云进行针对性精简。由于鸭窝底部地面, 不会与工具发生碰撞, 所以通过空间裁剪操作移除底部对碰撞判定无贡献的冗余点云数据, 保留与碰撞检测强相关的关键几何特征。在切除处理下, 能够大幅度降低数据规模与算法计算复杂度, 有效提升点云碰撞检测速率, 提高碰撞检测可靠性(图 5d)。

1.5.3 基于欧氏距离的双点云碰撞检测流程

为确保机械臂在抓取过程避免与环境发生碰撞, 设计一种基于路径区间扩展的无碰撞姿态搜索方法, 具体流程: 针对机械臂姿态 3 个旋转自由度 (r_x, r_y, r_z) , 采用差异化策略生成角度候选序列: 对于 r_x 与 r_y , 基于输入范围生成扩展序列, 形成待检测的角度组合; 对于 r_z , 限定候选角度为禽蛋长轴角度及其旋转 180° 后的角度, 确保与禽蛋横向角度平行。为避免机械臂运动路径的潜在碰撞: 以目标位置坐标 (x, y, z) 为终点, 根据终点坐标确定路径起点范围, 构建沿 Z 轴的垂直路径区间; 在该区间内进行均匀采样, 最终形成包含 4 个采样点的完整检测路径。对于每个候选姿态 (r_x, r_y, r_z) , 通过欧拉角到齐次变换矩阵的映射生成变换矩阵 T , 并对工具点

云执行刚体变换, 得到当前姿态下工具点云空间位形。计算该工具点云的点与环境点云的点点间距离

$$d_{j,i} = \sqrt{(q_{j,x} - p_{i,x})^2 + (q_{j,y} - p_{i,y})^2 + (q_{j,z} - p_{i,z})^2} \quad (6)$$

式中 $q_{j,x}, q_{j,y}, q_{j,z}$ ——工具点云坐标

$p_{i,x}, p_{i,y}, p_{i,z}$ ——环境点云坐标

经多次试验, 取安全阈值 S 为 10 mm, 若存在距离小于设定的安全阈值, 则判定该姿态在当前路径点发生碰撞, 终止后续采样点检查; 若所有路径点均无碰撞, 则该姿态为有效解, 如图 6 所示。

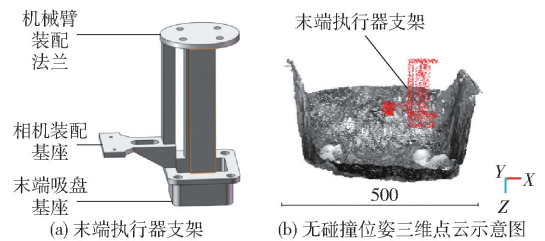


图 6 双点云碰撞检测示意图

Fig. 6 Dual-point cloud collision detection

1.5.4 评价指标

在禽蛋识别研究中, 选择精确率(P)、平均精度均值(mAP50)作为禽蛋识别模型精度性能的评价指标。由于在部署时还需考虑算法参数数量和计算复杂度, 以平衡模型综合性能。因此, 利用模型参数量、浮点运算量(FLOPs)等参数评估模型部署性能。在应用场景中, 禽蛋被吸取后需存放于车身搭载的蛋托暂存位。由于蛋托呈固定角度设计, 若禽蛋放置角度不当, 极易出现存放不稳的问题。为规避复杂的角度匹配机制, 提出在吸取环节直接采用固定角度方案, 即控制相机横边与禽蛋长轴方向保持平行, 以此姿态完成禽蛋吸取。采用该策略后, 后续放置工序无需额外匹配角度, 即可简便、可靠地满足禽蛋以固定姿态入托的技术要求。经多次测试表明, 当吸取操作的角度与禽蛋长轴方向的偏差控制在 10° 以内时, 可有效避免禽蛋在蛋托上发生二次滑动, 确保稳定放置于蛋托内。试验中, 以完成目标识别、精准抓取及平稳放置作为 1 次成功抓取的判定标准, 因此采用 YOLO v8n-OBb 对禽蛋进行旋转检测。针对此种特殊场景, 对于每个样本, 角度误差为

$$e_i = \min(|\hat{\theta}_i - \theta_i|, 180^\circ - |\hat{\theta}_i - \theta_i|) \quad (7)$$

式中 $\hat{\theta}_i$ ——预测角度, $(^\circ)$

θ_i ——真实角度, $(^\circ)$

e_i ——角度误差, $(^\circ)$

定义为两者最小绝对差值, 且 $\hat{\theta}_i, \theta_i \in [-90^\circ, 90^\circ]$ 。角度预测准确率为

$$A_T = \frac{\sum_{i=1}^N P(e_i \leq T)}{N} \times 100\% \tag{8}$$

式中 N ——有效样本总数
 T ——给定阈值,取 10°
 $P(e_i \leq T)$ ——指示函数:当括号内条件成立时取值为 1,否则为 0
 A_T ——角度预测准确率, %

2 试验结果与分析

2.1 禽蛋识别试验

2.1.1 禽蛋识别消融试验

对 YOLO v8n - OBB 采用 3 种改进策略开展消融试验,结果如表 1 所示。将 MobileNet V4 结构添加到 YOLO v8n - OBB 中,精确率增加 0.5 个百分点,模型参数量缩减 4.1×10^5 。通过引入 MobileNet 模块,其轻量型深度可分离卷积设计有效减少了特

征冗余度,在强化禽蛋特征提取能力的同时,显著降低了模型参数量与计算开销。当在 YOLO v8n - OBB 基准模型中引入方向感知增强的 SimAM 注意力机制改进方法时,模型参数量和推理时间无明显变化,改进在完全保持原始 SimAM 模块无参特性的基础上,融合了方向敏感的注意力权重计算策略,精确度提升 0.9 个百分点,角度预测准确率提升。当将 MobileNet 结构和改进 SimAM 注意力同时添加到 YOLO v8n - OBB 中, P 、mAP50 均得到提升,同时模型参数量和推理时间与仅添加 MobileNet 结构时保持一致,表明 SimAM 注意力机制的融入不会额外增加模型的计算复杂度和推理耗时。在此基础上,将损失函数替换为 DFL 损失函数后,与 YOLO v8n - OBB 相比,角度预测准确率提高 4.9 个百分点,精确度从 97% 增长到 98.5%,平均精度均值从 98.9% 增长到 99.1%,对禽蛋角度推理准确度从 86.3% 增长到 91.2%,模型参数量缩减 13%。

表 1 消融试验结果
Tab.1 Ablation study results

序号	MobileNet V4	SimAM	DFL	精确率/%	平均精度 均值/%	角度预测 准确率/%	参数量	浮点运算量
1	-	-	-	97.0	98.9	86.3	3.08×10^6	4.22×10^9
2	✓	-	-	97.5	99.1	86.3	2.67×10^6	3.80×10^9
3	-	✓	-	97.9	98.9	89.1	3.08×10^6	4.22×10^9
4	-	-	✓	97.3	98.9	88.4	3.08×10^6	4.22×10^9
5	✓	✓	-	98.5	99.1	89.1	2.67×10^6	3.80×10^9
6	✓	✓	✓	98.5	99.1	91.2	2.67×10^6	3.80×10^9

注:✓表示采用此模块,-表示未采用此模块。

选取 YOLO v5 - OBB 和 YOLO v7 - OBB 2 种典型 YOLO 系旋转检测模型进行对比试验,结果如表 2 所示。结果表明,改进 YOLO v8n - OBB 模型在禽蛋识别任务中具备更优的综合性能,兼顾了检测精度、模型轻量化与角度预测准确率。

表 2 性能试验结果
Tab.2 Experimental comparison results

模型	精确率/%	召回率/%	平均精度 均值/%	角度预测 准确率/%	参数量
YOLO v5 - OBB	96.8	96.5	98.2	81.2	2.58×10^6
YOLO v7 - OBB	97.1	98.1	98.6	81.9	3.08×10^6
YOLO v8n - OBB	98.5	99.5	99.1	91.2	3.08×10^6

2.1.2 实际场景下禽蛋识别结果可视化

为探究真实场景中,环境亮度变化、羽毛稻壳遮挡、运动模糊、禽蛋表面肮脏,禽蛋密集排列等复杂因素对改进 YOLO v8n - OBB 模型性能的影响,采用多种实际场景中禽蛋图像进行可视化试验,结果

如图 7 所示。在场景由亮变暗时,模型均可做出正确的识别判断(图 7a);在脏蛋与清洁蛋混合情况下,模型没有出现漏检情况(图 7b);针对运动模糊状况,模型依然能够正确识别判断(图 7c);在散养场景中,禽蛋可能会被埋入稻壳中,导致稻壳遮挡一部分禽蛋体积,模型可正确识别,但置信度有所下降(图 7d);在散养场景中,会出现鸭窝禽蛋密集排列的情况,模型能够准确识别出目标位置以及角度(图 7e);在实际场景中,禽蛋时常会被羽毛覆盖,对于未完全遮盖的禽蛋,在非常昏暗的场景亮度下,模型依然能够识别禽蛋位置及角度,但置信度会有所下降(图 7f)。可视化结果表明,本研究所建立的改进 YOLO v8n - OBB 模型对复杂场景的禽蛋位置识别和角度判断具有较强的鲁棒性,能够满足禽蛋采收机器人在实际场景中的视觉感知性能要求。

2.2 禽蛋深度定位试验

采用“眼在手上”的视觉感知方案,选用 RGB - D 相机作为机器人视觉传感器。在实际吸附作业

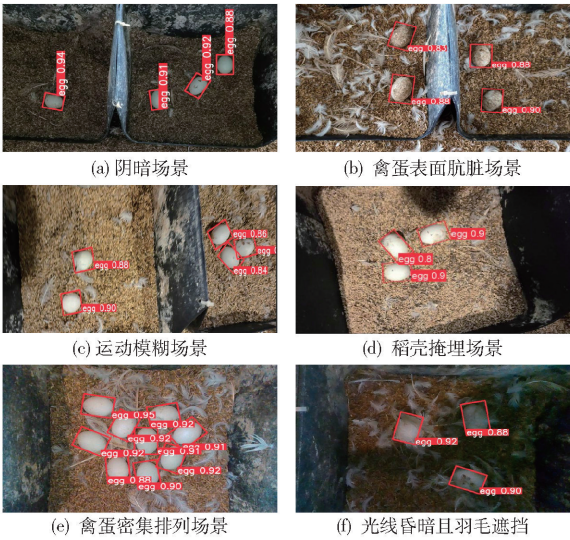


图 7 禽蛋识别结果

Fig. 7 Duck egg detection results

中,深度信息精准性至关重要:若深度测量大于实际距离,会因吸附过度靠近导致禽蛋受压破损;若深度小于实际距离,则会因吸附有效接触不足而失败。为验证基于 RGB-D 图像的禽蛋深度定位精度,设计了深度定位精度试验。将相机安装在机械臂末端执行器上,并在末端安装激光测距仪器,梯度调整机械臂末端执行器拍摄高度,取同高度下,相机测量深度与激光测距仪误差均值,作为当前深度误差。双目测距结果如表 3 所示,综合权衡视场范围与定位精度双重需求,将相机高度 H 设定为 50 cm。此外,通过测试多种不同结构的末端吸嘴,进一步弱化了深度误差对吸附效果的影响,提升了系统对误差的容错能力。

表 3 双目测距结果

Tab. 3 Binocular ranging results

实际高度/cm	测距高度/cm	相对误差/%
30	29.1	3.0
40	39.5	1.3
50	50.8	1.6
60	58.4	2.6
70	72.1	3.0
80	77.4	3.3

2.3 禽蛋吸取试验

为进一步验证所提出的禽蛋无碰撞吸附方法,在江苏某养殖基地,开展实际情景下禽蛋吸取试验。选取产蛋区常见布局的鸭窝作为测试场景,随机选取 100 枚禽蛋进行连续吸附操作。通过引入柔性吸嘴策略,有效应对禽蛋表面不规则及位置偏差问题。在吸取过程,根据旋转检测获取的禽蛋横向摆放角度,生成与此角度平行的吸取姿态,以保证在吸取禽蛋后,能够以固定的角度将禽蛋安全存放,如图 8

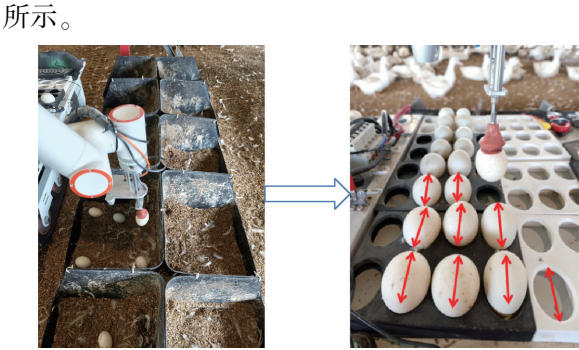


图 8 禽蛋存放角度

Fig. 8 Duck egg storage angle

多轮试验结果表明,系统对光照变化和鸭窝背景干扰表现出较强的鲁棒性,能够有效地将禽蛋按预期角度吸取并存放,得益于 RGB-D 感知与点云碰撞检测算法的协同作用。

为了进一步验证本研究点云碰撞检测方法的性能,通过多组试验量化点云处理流程对碰撞检测性能的提升作用,具体设计:测试场景为养殖基地标准鸭窝,包含稻草覆盖、禽蛋密集等典型干扰;采用 100 枚新鲜禽蛋,连续执行吸附操作。设置 4 组试验方案,量化不同处理环节对碰撞检测效率的影响,结果如表 4 所示。

表 4 禽蛋采收机器人碰撞检测试验结果

Tab. 4 Collision detection experiment results for duck egg harvesting robot

方案	点云点数 量/个	单个碰撞	相对原始方案 耗时占比/%	碰撞结果 判定
		检测时间/s		
原始点云	857 202	8.20	100	是
点云下采样	77 504	0.74	9.0	是
无用点云切割	16 447	0.15	1.8	是
点云特征提取	23 997	0.23	2.8	否

由图 4 可知,经点云处理后,系统点云碰撞检测机制稳定生效,而单枚禽蛋碰撞检测平均耗时缩短至 0.23 s。在实际作业中,对 1 000 枚蛋进行多轮测试,受稻草、羽毛覆盖等场景干扰,系统综合抓取成功率约为 78%;试验结果表明,未进行点云特征提取重建时,因点云特征缺失偶发末端执行机构与鸭窝框体的碰撞风险;而经点云特征提取重建后,此类碰撞问题得到完全消除。从保障系统安全性与作业可靠性角度,该环节具有必要性与不可替代性。

3 结论

(1) 基于 MobileNet 架构进行改进 YOLO v8n-OBB 主干结构,并引入 SimAM 注意力机制,使检测网络能更精准聚焦于方向特征,且对硬件资源要求较低。同时,结合基于分布焦点损失的旋转角度精

细回归改进,进一步提升了禽蛋锚框的定位精度与角度回归准确性。改进后的模型部署于边缘计算设备上,精确率从 97% 增长到 98.5%,平均精度均值从 98.9% 增长到 99.1%,对禽蛋角度的推理准确度从 86.3% 增长到 91.2%,且模型参数量缩减 13%,能够很好地适配边缘计算设备的硬件资源限制。在兼顾检测性能的同时保证了实时性,综合性能满足禽蛋检测需求。

(2) 通过多次深度采集试验,确定最终相机拍摄

高度方案。而后利用相机内参实现像素坐标到三维相机坐标系的逆投影,结合深度图的物理距离信息生成空间点的三维坐标,通过点云后处理得到具有几何完整性的三维结构点云。针对机械臂姿态 3 个旋转自由度,采用差异化策略生成角度候选序列,对候选姿态下的工具点云以及环境点云进行碰撞检测。经点云处理后,系统的点云碰撞检测准确度保持稳定,而单枚禽蛋的碰撞检测平均耗时缩短至 0.23 s。在实际吸取场景中,总体吸取成功率达 78%。

参 考 文 献

[1] Xu Z H, Fan M Y, Zhang Y P. Visual detection of eggs based on deep learning for egg picking robot[J]. Journal of Physics: Conference Series, 2021, 1768: 012013.

[2] 祝志慧, 何昱廷, 李沃霖, 等. 基于改进 YOLO v7 模型的复杂环境下鸭蛋识别定位[J]. 农业工程学报, 2023, 39(11): 274 – 285.
Zhu Zhihui, He Yuting, Li Wolin, et al. Improved YOLO v7 model for duck egg recognition and localization in complex environments[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(11): 274 – 285. (in Chinese)

[3] 葛于杰. 鹅种蛋智能化收集小车关键技术研究[D]. 扬州: 扬州大学, 2023.
Ge Yujie. Research on key technologies of intelligent goose breeding egg collection robot[D]. Yangzhou: Yangzhou University, 2023. (in Chinese)

[4] 何昱廷. 散养鸭蛋拾取机器人关键技术研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2024.
He Yuting. Research on key technologies of free-range duck egg picking robot[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2024. (in Chinese)

[5] 杨浩. 平养鸭蛋拾取机器人视觉定位与导航技术研究[D]. 武汉: 华中农业大学, 2024.
Yang Hao. Research on visual positioning and navigation technology of flat duck egg picking robot[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2024. (in Chinese)

[6] 刘继展, 江应星. 农业采摘机器人产业化进程分析与多臂高速化技术走向[J]. 农业机械学报, 2024, 55(10): 1 – 17.
Liu Jizhan, Jiang Yingxing. Industrialization trends and multi-arm technology direction of harvesting robots [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(10): 1 – 17. (in Chinese)

[7] 汉永乾, 孙步功, 张鹏, 等. 农业采摘机器人研究进展[J]. 林业机械与木工设备, 2023, 51(4): 4 – 8.
Han Yongqian, Sun Bugong, Zhang Peng, et al. Research progress of agricultural picking robot[J]. Forestry Machinery & Woodworking Equipment, 2023, 51(4): 4 – 8. (in Chinese)

[8] 邱云桥, 何婷婷, 王春霞, 等. 农业生产中机器视觉技术应用现状[J]. 农业工程, 2025, 15(6): 19 – 25.
Qiu Yunqiao, He Tingting, Wang Chunxia, et al. Application status of machine vision technology in agricultural production [J]. Agricultural Engineering, 2025, 15(6): 19 – 25. (in Chinese)

[9] 刘世锋, 常蕊, 李斌, 等. 基于脸部 RGB – D 图像的牛只个体识别方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 1): 260 – 266.
Liu Shifeng, Chang Rui, Li Bin, et al. Individual identification of cattle based on facial RGB – D images [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(S1): 260 – 266. (in Chinese)

[10] 赵春江, 梁雪文, 于合龙, 等. 基于改进 YOLO v7 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(7): 300 – 312.
Zhao Chunjiang, Liang Xuewen, Yu Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged hens and eggs based on improved YOLO v7 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 300 – 312. (in Chinese)

[11] 耿艳利, 林彦伯, 付艳芳, 等. 基于双扩张层和旋转框定位的群猪目标检测算法研究[J]. 农业机械学报, 2023, 54(4): 323 – 330.
Geng Yanli, Lin Yanbo, Fu Yanfang, et al. Object detection algorithm for pigs based on dual dilated layer and rotary box location[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(4): 323 – 330. (in Chinese)

[12] 余哲, 文露婷, 孙杰, 等. 基于改进 YOLO v8 – OBB 的淡水螺密集小目标检测算法[J]. 水生生物学报, 2025, 49(8): 15 – 26.
Yu Zhe, Wen Luting, Sun Jie, et al. Dense small target detection algorithm for freshwater snails based on improved YOLO v8 – OBB[J]. Acta Hydrobiologica Sinica, 2025, 49(8): 15 – 26. (in Chinese)

[13] 段青玲, 张宇航, 孔铭瑞, 等. 基于旋转目标检测和双目视觉的大闸蟹质量估算方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 575 – 584, 672.

Duan Qingling, Zhang Yuhang, Kong Mingrui, et al. Weight estimation method for Chinese mitten crab based on oriented object detection and binocular vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 575-584,672. (in Chinese)

[14] 宋怀波, 焦义涛, 华志新, 等. 基于 YOLO v5-OBB 与 CT 的浸种玉米胚乳裂纹检测[J]. 农业机械学报, 2023, 54(3): 394-401,439.

Song Huaibo, Jiao Yitao, Hua Zhixin, et al. Endosperm crack detection method for seed dipping maize based on YOLO v5-OBB and CT technology[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 394-401,439. (in Chinese)

[15] 杨断利, 齐俊林, 陈辉, 等. 基于改进 YOLO v8n 模型的散养蛋鸡个体行为识别方法与差异分析[J]. 农业机械学报, 2024, 55(11): 112-123.

Yang Duanli, Qi Junlin, Chen Hui, et al. Individual behavioral identification and differential analysis of free-range laying hens based on improved YOLO v8n model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(11): 112-123. (in Chinese)

[16] 龚东军, 林卫国, 杨浩, 等. 基于改进 YOLO v8n 的散养鸭蛋识别与定位[J]. 农业工程学报, 2025, 41(1): 161-170.

Gong Dongjun, Lin Weiguo, Yang Hao, et al. Recognition and localization of free-range duck eggs based on improved YOLO v8n[J]. Transactions of the CSAE, 2025, 41(1): 161-170. (in Chinese)

[17] 许浩天, 蔡文郁, 张美燕, 等. 基于 MobileNet-ShuffleNet 结合的轻量级卷积神经网络模型[J]. 杭州电子科技大学学报(自然科学版), 2025, 45(3): 50-62,72.

[18] 段青玲, 乔雅琪, 刘怡然, 等. 基于轻量化 YOLO v8 和 BoT-SORT 的石斑鱼跟踪方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(9): 667-676.

Duan Qingling, Qiao Yaqi, Liu Yiran, et al. Grouper fish tracking method based on lightweight YOLO v8 and BoT-SORT [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(9): 667-676. (in Chinese)

[19] 王娟, 李梦洁, 刘雅举, 等. 基于改进 YOLO v8n 的双目视觉自动套杯奶牛乳头空间定位方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(11): 560-571.

Wang Juan, Li Mengjie, Liu Yaju, et al. Spatial positioning method of dairy cow teats for automatic cup fitting based on binocular vision and improved YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(11): 560-571. (in Chinese)

[20] Hou Q, Zhang L, Cheng M M, et al. Strip Pooling: rethinking spatial pooling for scene parsing[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2020: 4003-4012.

[21] Hou Q, Zhou D, Feng J. Coordinate Attention for efficient mobile network design[C]//Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2021: 13713-13722.

[22] Li X, Wang W, Wu L, et al. Generalized focal loss: learning qualified and distributed bounding boxes for dense object detection[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2020, 33: 2152-2162.

[23] Yang X, Yang J, Chen K, et al. R3Det: refined single-stage detector with feature refinement for rotating object[J]. Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence, 2021, 35(4): 3098-3106.

[24] 刘坤, 王晓, 朱一帆. 基于多视角三维点云融合的采棉机器人视觉感知方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(4): 74-81.

Liu Kun, Wang Xiao, Zhu Yifan. Visual perception method for cotton-picking robots based on fusion of multi-view 3D point clouds[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 74-81. (in Chinese)

[25] 刘雨青, 张昕程, 万家城, 等. 基于双目立体视觉的冷冻黄鳍金枪鱼体尺与体质量测量方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(10): 36-44.

Liu Yuqing, Zhang Xincheng, Wan Jiacheng, et al. Binocular stereo vision-based measurement method for body size and body weight measurement of frozen yellowfin tuna[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(10): 36-44. (in Chinese)

[26] 尚业华, 张光强, 孟志军, 等. 基于欧氏聚类的三维激光点云田间障碍物检测方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(1): 23-32.

Shang Yehua, Zhang Guangqiang, Meng Zhijun, et al. Field obstacle detection method of 3D LiDAR point cloud based on Euclidean clustering[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(1): 23-32. (in Chinese)