

生猪无针注射机器人的视觉定位与运动控制方法

岳健民¹, 李植^{1,2}, 赵宇亮¹, 朱君¹, 贾楠¹, 闫雪³, 李斌^{1*}

(1. 北京市农林科学院智能装备技术研究中心, 北京 100097; 2. 天津农学院工程技术学院, 天津 300384;
3. 新希望六和股份有限公司, 成都 610023)

摘要: 针对猪场传统针头注射存在的断针风险高、交叉感染大、作业效率低等问题, 该研究提出了一种面向限位栏养殖场景的生猪无针注射机器人视觉定位与运动控制方法。首先, 根据生猪免疫注射作业流程和工作原理, 进行关键部件选型; 进一步, 提出一种生猪无针注射部位精准定位方法, 通过基于改进的 YOLOv8n 网络提取生猪图像中的尾根部位, 构建髌骨肌肉注射区点集, 利用最小二乘法拟合曲面点集实现机器人注射点位和注射姿态的准确计算; 并开发无针注射机器人控制系统, 基于 ROS (robot operating system) 集成导航移动、视觉检测、机械臂控制等算法, 控制机器人沿着预定的轨迹, 实现生猪的无针注射功能。在河北省秦皇岛市某生猪养殖场进行了无针注射试验。试验结果表明: 所提出的尾根检测算法识别准确率为 95.8%, 召回率 93.5%, 平均精度均值 97.1%; 机器人注射成功率为 93.3%, 其中垂直注射占比 95.2%, 单头猪单次注射用时 7.9s; X、Y、Z 轴方向最大注射偏差分别 2.9、3.7、1.9 cm, 平均偏差 1.30、1.91、0.59 cm, 注射精度满足生猪免疫注射作业要求。研究结果可为规模化生猪养殖的少人化、自动化、智能化提供技术参考。

关键词: 无针注射; 视觉定位; 伺服控制; 机械臂; 生猪

doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202603022

中图分类号: TP242.6;S828.9

文献标志码: A

文章编号: 1002-6819(2026)-12-0021-10

岳健民, 李植, 赵宇亮, 等. 生猪无针注射机器人的视觉定位与运动控制方法[J]. 农业工程学报, 2026, 42(12): 21-30.
doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202603022 <http://www.tcsae.org>

YUE Jianmin, LI Zhi, ZHAO Yuliang, et al. Vision positioning and motion control method for a needle-free pig injection robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering (Transactions of the CSAE), 2026, 42(12): 21-30. (in Chinese with English abstract) doi: 10.11975/j.issn.1002-6819.202603022 <http://www.tcsae.org>

0 引言

中国是世界养猪第一大国, 截止到 2024 年底, 全国生猪出栏量达 7.03 亿头^[1], 占全球 54.89%, 规模猪场生猪疫病防控形势越发严峻^[2]。定期注射免疫是养殖中疫病防控的重要环节, 为提高免疫力和存活率, 后备母猪配种前注射 8 次, 经产母猪注射 6 次, 育肥猪注射 11 次^[3]。当前生猪注射仍依赖人工, 存在针头断裂、费时费力、漏打误打等问题, 已无法满足规模化的养殖需求, 亟需研发适用于猪舍设施环境的无针注射机器人实现机器人代人, 为猪产业可持续发展提供技术支撑。

目前, 生猪免疫主要分为环境消杀免疫和注射免疫^[4]。在环境消杀免疫方面, 陈嘉辉等^[5]通过构建猪舍洗消机器人距离-阀门开度模型, 调节喷头与待洗消点位间距离供液流量, 可实现不同距离洗消点位的流量精准调节。赵文文等^[6]运用视觉处理与识别进行生猪体温巡检, 控制超声波雾化、紫外线辐射等进行舍内环境消杀。李嘉豪等^[7]针对猪舍环境设计了环境感知机器人系统, 采用卡尔曼滤波采集环境参数并基于模糊综合算法模型

评定环境优劣, 温度数据检测误差为 0.19%。环境消杀免疫可通过呼吸道接触抗原, 激发免疫减少应激, 但无法确保每头生猪获得精准一致的疫苗计量, 免疫失败概率高, 而近年来机器人技术的显著进展^[8], 可较好替代人工在实际场景下的生产作业, 已广泛应用于包装^[9]、授粉^[10-11]、抓取^[12]、采摘^[13-14]、分级^[15]、扦插^[16]等复杂作业中。在注射机器人方面, MEINDL 等^[17]结合 SCARA 机器人与控制方法, 可在多输入/多输出动态系统下跟踪运动, 实现自动心肌注射。LIU 等^[18]采用四自由度机器人, 结合电磁跟踪系统和带电磁传感器的针头进行自由空间评估, 用于腰部注射治疗的磁共振。ZHU 等^[19]通过扫描背侧手静脉拟合空间点云, 根据针头计算分析针头入角和穿透力, 确定穿刺机器人最佳针头插入角度。CHOI 等^[20]提出一种使用单目近红外视觉系统确定注射机器人注射点算法, 确定适当注射点, 用于血管深度估计。BALTER 等^[21]利用近红外和超声成像扫描并选择合适的注射部位, 通过工作空间模拟和自由空间定位测试评估该设备的性能。上述研究在猪舍环境消杀免疫和人体医疗机器辅助注射中已广泛研究应用, 但针对生猪无针注射免疫的自主式机器人系统及作业流程的装备缺乏, 特别对移动式的研究方法缺少, 对限位栏内精准注射随机移动生猪的控制方法不明确, 且缺乏在实际环境下机器人整机作业效果验证。

针对上述问题, 本文以限位栏中的生猪为研究对象, 提出一种无针注射机器人视觉定位与运动控制方法, 引入改进的 YOLOv8n 模型检测猪尾根部位并计算注射点

收稿日期: 2026-03-04 修订日期: 2026-05-13

基金项目: 新一代人工智能国家科技重大专项 (2021ZD0113804); 山东省重点研发计划项目 (2022TZXD0014)

作者简介: 岳健民, 助理工程师, 研究方向为畜禽养殖智能装备。

Email: yuejm@nercita.org.cn

*通信作者: 李斌, 博士, 研究员, 博士生导师, 研究方向为畜禽养殖智能装备。Email: lib@nercita.org.cn

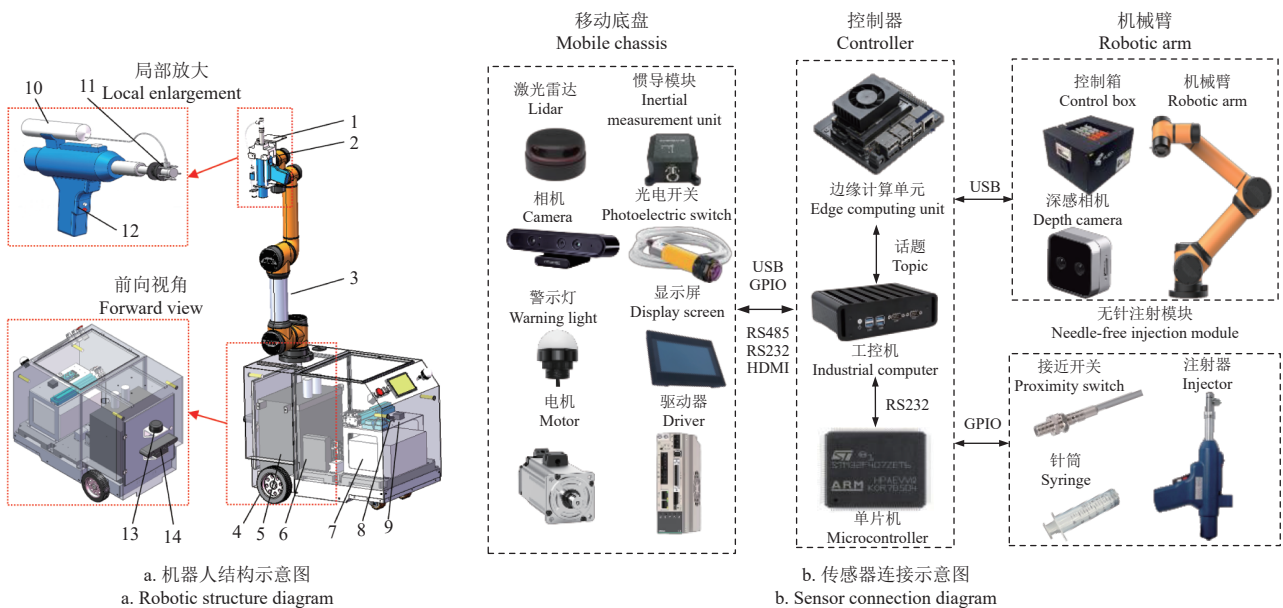
和姿态,实现注射部位的精准检测,通过视觉伺服算法控制机械臂进行跟踪注射,并在猪舍验证机器人的作业效果。以期规模为猪场生猪注射免疫作业自动化设备的研发与应用提供参考。

1 整机结构与工作原理

1.1 整机结构

生猪无针注射机器人主要由移动底盘、机械臂、控制器和无针注射模块等组成,整机结构如图 1a 所示。移动底盘采用后轮转向、前轮驱动,由两路带编码器的 400W 直流无刷电机驱动,配备弯型减速器和驱动器进

行动力输出。移动底盘尺寸为 800×520×650 mm,搭载 48 V/60(A·h) 磷酸铁锂电池,可保证 8 h 的续航作业能力,并能对外供电满足其他设备的用电需求。移动底盘的前端上方固定遨博 AUBO-i5 六轴协作机械臂。工控机、机械臂控制箱、单片机和边缘计算单元等控制器用于尾根信息处理、控制策略生成和信息呈现等,固定在平台内部。接近开关用于判断是否接触生猪,安装在气泵式无针注射器上形成无针注射模块,深感相机分辨率为 640×480 像素,采用眼在手上的方式和无针注射模块固定在机械臂末端,通过模块化的布局连接各传感器电路(图 1b),最终形成无针注射机器人。



1. 深感相机 2. 固定架 3. 机械臂 4. 车轮 5. 控制箱 6. 工控机 7. 电池 8. 针筒 9. 接近开关 10. 注射器 11. 控制器 12. 惯导模块 13. 激光雷达 14. 相机
1. Depth camera 2. Mounting bracket 3. Robotic arm 4. Wheel 5. Control box 6. Industrial computer 7. Battery 8. Syringe 9. Proximity switch 10. Injector 11. Controller 12. Inertial measurement unit 13. Lidar 14. Camera

图 1 生猪无针注射机器人结构及传感器连接示意图

Fig.1 Schematic diagram of the structure and sensor connections of the pig needle-free injection robot

1.2 工作原理

生猪无针注射机器人主要针对在限位栏养殖环境下的生猪进行作业,机器人的连续作业流程如图 2 所示。

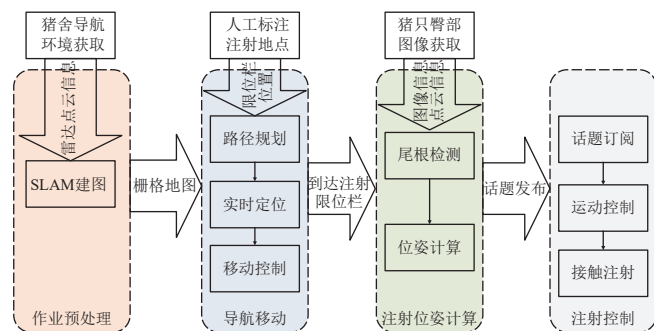


图 2 生猪无针注射机器人作业流程图

Fig.2 Operation flowchart of the pig needle-free injection robot

作业开始前,激光雷达扫描猪舍环境传输至工控机进行扫描建图,工作人员在地图上对需要注射的生猪限位栏位置进行标记。作业时,机器人根据设定点依次导航至需要注射的限位栏,到达设定点后工控机控制机械臂逆向旋转,深感相机采集图像经过 USB 传输至边缘计

算,通过部署的目标检测模型获取生猪尾根图像,对注射区域和垂直姿态进行定位计算,并通过 ROS (robot operating system) 的话题发布位置和姿态。工控机订阅到注射的话题后,控制机械臂进行移动注射。当无针注射模块接触到注射目标后,STM32 获取传感器触发数量控制气泵式无针注射器进行无针注射,并通过 USB-RS485 连接方式与工控机通信,调整机械臂姿态完成注射,移动底盘继续前进,循环上述工作。

1.3 关键部件

1.3.1 导航系统模块

为满足猪舍移动需求,生猪无针注射机器人的导航系统基于激光雷达的自主导航方案,实现猪舍环境下针对需注射生猪限位栏的精准定位与路径规划。系统结构如图 3 所示,采用单线激光雷达作为核心传感器提供高精度距离信息,惯导模块提供车身姿态信息,光电传感器提供无法避让的障碍信息,相机提供图像信息,警示灯与显示器提供机器人状态信息。地图构建采用 Gmapping SLAM 算法,通过激光点云特征构建具有语义标签的二维栅格地图,导航时采用自适应蒙特卡洛实时定位。地图分辨率设置为 0.05 m,实时更新频率为 10 Hz。

路径规划分为全局规划与局部规划两个层级。全局规划基于已知栅格地图，采用改进 A* 算法，以路径长度与平滑度为优化目标，生成从起点到注射目标生猪的最优路径。局部规划采用动态窗口法 (dynamic window approach, DWA)，实时避让障碍物。运动控制基于两轮差速模型，通过 PID 控制器调节左右轮转速，跟踪规划路径。控制周期为 100 ms，最大线性速度设定为 0.2 m/s，角速度限幅为 ± 0.8 rad/s。

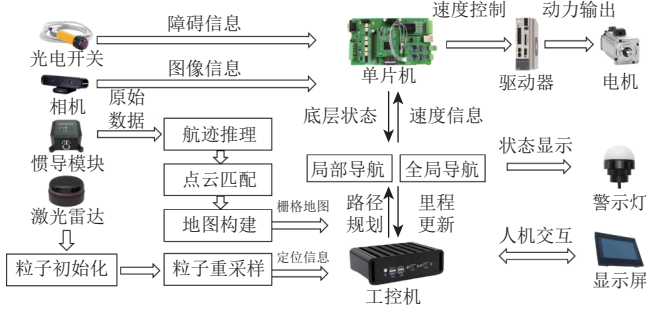


图 3 导航系统结构示意图

Fig.3 Schematic diagram of the structure of the navigation system

1.3.2 无针注射模块改进

考虑到生猪运动的不确定性，注射器需具备灵活作业空间并降低触发条件，同时为满足机器人自动触碰注射的要求，针对现有注射器需人工按压的问题，对其进行自动化适配改进。改后的无针注射模块结构如图 4 所示，由单片机、5 个接近开关、注射枪、针筒和弹簧组成。接触开关安装硅胶衬套缓冲接触，减少生猪皮肤划伤。同时，为保证注射时的稳固性和低损性，卡扣与弹簧置于枪体进液口内侧，支撑前端的机构滑动。在机械臂注射移动时，无针注射模块到达点位附近，开关触发数量若大于 3 个时触发注射动作，实现注射。

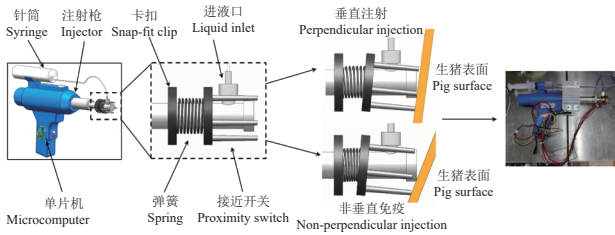


图 4 无针注射模块结构示意图

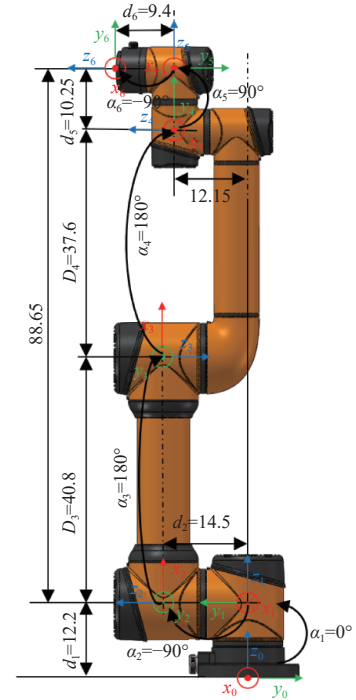
Fig.4 Schematic diagram of needle-free immunization module

1.3.3 机械臂运动仿真

为实现生猪无针注射过程中对尾根区域的精准定位与稳定作业，本文试验采用的机械臂为 AUBO-i5 六自由度协作机械臂，最大工作半径 886.5 mm，最大负载为 5 kg，重复定位精度低于 ± 0.02 mm，可满足无针注射的定位要求，工作速度最大 3.4 m/s，六轴的关节转角范围为 360° 适用于猪舍限位栏内受限空间的灵活操作。机械臂控制箱通过 EtherCAT 总线与工控机通信，采用 ROS 驱动包实现关节轨迹规划与实时控制。

由于生猪限定在限位栏中，为减少注射时机械臂与限位栏的碰撞行为^[22-23]，本文采用 D-H (denavit-hartenberg) 参数建模仿真机械臂运动范围，参数连杆长度 D_i 、连杆扭角 α_i 和偏距 d_i 如图 5 所示，关节转角 θ_i 的范围均为 $\pm 360^\circ$ 。

通过 Matlab Robotics Toolbox，根据 D-H 结构参数建立机械臂模型，采用蒙特卡洛法进行机械手工作空间分析，随机选取 30 000 组关节空间向量，在每个轴的运动范围内进行大量随机采样，通过正向运动学函数得到机械臂末端中心点在空间中可到达位置^[24]，不断限制六轴的关节转角，使末端中心点能限制在猪舍限位栏大小范围内，生成的三维点云如图 6 所示。



注：连杆长度 D_i , cm; 连杆转角 α_i ($^\circ$); 连杆偏距 d_i , cm。

Note: Link length D_i , cm; Connecting rod angle α_i ($^\circ$); Connecting rod offset d_i , cm.

图 5 机械臂结构示意图

Fig.5 Schematic diagram of the robotic arm structure

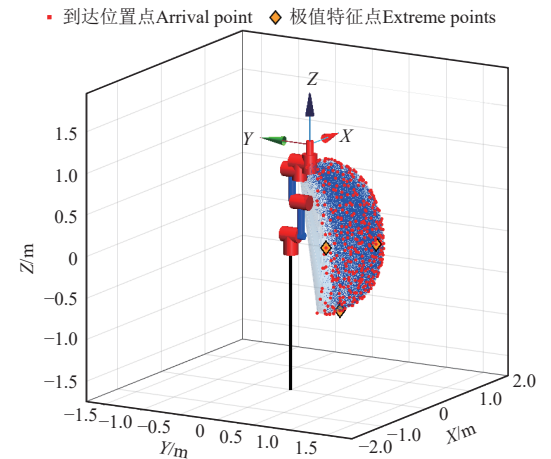


图 6 机械臂运动仿真示意图

Fig.6 Simulation diagram of robotic arm motion

图中圆点为机械臂末端中心点在空间中可到达位置，菱形标记为三轴的极值特征点，分别代表 X、Y、Z 三轴最远的可达位置。横向跨度 (X: 0.97 m, Y: 1.07 m) 表明可适配生猪限位栏，机械臂的注射范围不会接触栏体两侧；纵向跨度 (Z: 1.78 m) 表明机械臂在竖直方向作业范围最大，有利于覆盖不同体型的生猪注射。机械

臂最远可达距离 1.22 m, 满足限位栏内无针注射作业的空间需求。限制后的转角范围为

$$\begin{cases} 45^\circ \leq \theta_1 \leq 90^\circ, & 60^\circ \leq \theta_2 \leq 115^\circ \\ -60^\circ \leq \theta_3 \leq 45^\circ, & -60^\circ \leq \theta_4 \leq 25^\circ \\ 0^\circ \leq \theta_5 \leq 70^\circ, & -25^\circ \leq \theta_6 \leq 25^\circ \end{cases}$$

2 生猪无针注射部位精准定位算法

2.1 生猪注射部位检测算法

在生猪无针注射作业中, 精准定位注射点是保证免疫效果、降低动物应激的关键。髻骨部位远离重要脏器与骨骼, 符合无针注射技术对皮下组织的给药要求, 利于药液扩散与吸收。在限位栏养殖环境下, 生猪尾部相对固定, 为机器人视觉系统提供了稳定的检测目标。相比耳根、颈部等传统注射部位, 尾部更易于暴露, 且便于机械臂无针注射模块进行多角度注射。

2.1.1 尾根数据集采集与处理

数据集采集地点在秦皇岛市明霞养殖场, 图像采集时间为 2023 年 12 月 7—27 日, 拍摄对象为固定在限位栏中的长白猪。将 Intel Realsense Depth Camera D405 深感相机固定在机械臂上, 与电脑连接使用。在拍摄过程中, 深感相机在距离猪尾根 0.3~0.6 m, 离地高度 0.6~1.1 m 的范围内随机角度拍摄存储, 生猪保持站立进食状态。为保证尾根识别检测准确性, 在早中晚不同光照强度的时间段进行拍摄, 光照强度分别在 117.4、198.6、84.2 lux。对采集的 RGB 图像数据采用 Labelme 工具标

注, 标签为 tail (尾根), 标注文件格式为 txt 文件, 如图 7 所示。经统计, 共获取有效尾根图像 2 574 张。

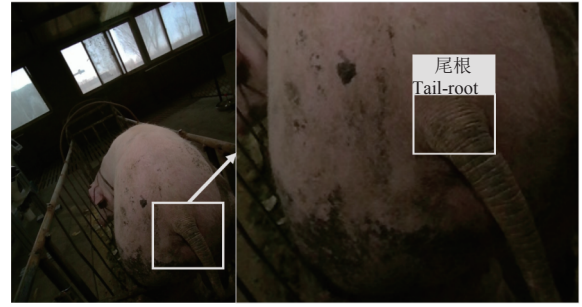


图 7 尾根标签示意图

Fig.7 Schematic diagram of the tail-root tag

2.1.2 尾根目标检测模型

猪舍环境昏暗, 尾根附近脏污多, 容易造成判断性特征缺失, 同时尾根与纹理、肤色特征相似, 导致模型难以准确识别。YOLO 作为常用的目标检测典型算法, 被广泛应用于实时检测任务中^[25], 其中 YOLOv8 采用 CSPDarknet 骨干网络和 PAN-FPN 特征金字塔, 在保持轻量化的同时实现了多尺度特征高效融合。为减少环境与脏污对尾根检测模型的影响, 高效提取与融合多尺度特征并提升检测精度, 本文在 YOLOv8n 框架基础上^[26-27]对网络结构进行改进, 构建适配生猪尾根检测的改进模型。改进后的 YOLOv8n 网络结构如图 8 所示。

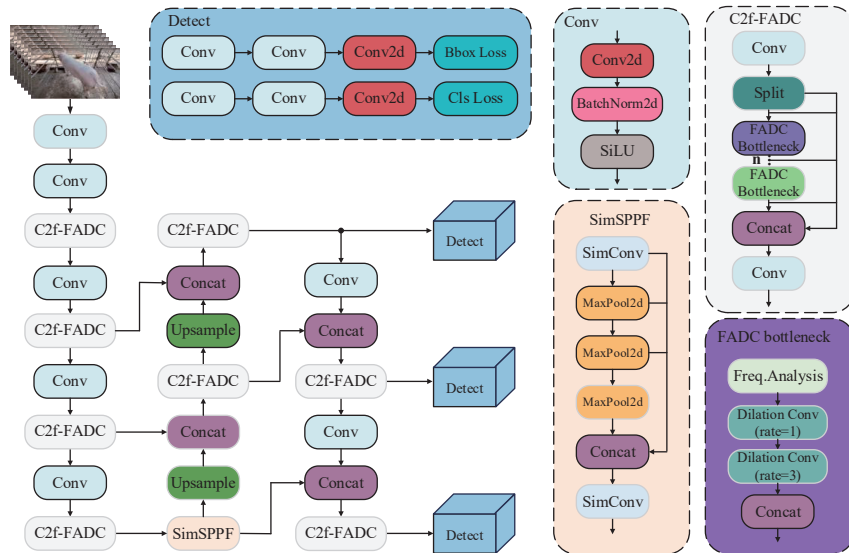


图 8 改进的 YOLOv8n 网络结构

Fig.8 Improved YOLOv8n network architecture

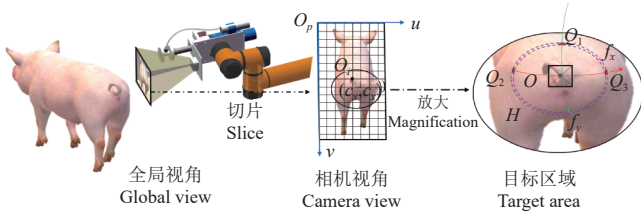
首先将频率自适应动态卷积 (frequency adaptive dilated convolution, FADC) 与 C2f 模块深度融合形成 C2f-FADC 模块, 替换骨干网络 (Backbone) 和特征金字塔颈部 (Neck) 的所有原始 C2f 模块, 原 C2f 模块在处理复杂频率信息时对高频噪声 (如猪舍灰尘、尾根附着的粪便污渍) 和低频语义特征的分离能力不足, 易将脏污纹理误判为尾根本体特征, 而 FADC 可通过自适应调整不同频率通道的权重, 有效抑制高频噪声干扰并强化尾根本体的低频语义与边缘轮廓特征, 融合后的模块

提升了模型对复杂频率信息的解耦能力与多尺度特征表征能力, 增强了对不同距离、不同姿态下尾根目标的感知鲁棒性, 从特征提取源头解决尾根特征模糊、易受脏污干扰导致的漏检与误检问题; 其次, 采用简化空间金字塔池化快速模块 (SimSPPF) 替换原有的 SPPF 模块, 原 SPPF 模块通过多次串行池化实现多尺度特征融合, 存在大量重复计算与特征冗余, SimSPPF 通过优化并行池化结构与特征拼接路径, 在完整保留多尺度感受野融合能力的基础上剔除了冗余计算分支, 保证检测精度的

同时将推理速度维持在边缘计算设备可承载的范围内；最后，用 Shape-IoU 损失函数替换原有的 CIoU 损失函数，原 CIoU 损失仅考虑边界框的中心距离、宽高比与交并比，未充分关注目标的形状特征，对于猪尾根这类形状不规则的目标，易出现边界框定位偏移、尺度估计不准的问题，进而影响后续注射点坐标的计算精度，Shape-IoU 在 CIoU 基础上引入了目标边界框的形状相似度度量项，同时综合考虑目标的几何位置关系、边框形状差异与尺度差异，能够更精准地约束预测框与真实框的匹配程度，改善了尾根目标因姿态形变、部分遮挡导致的边界框定位偏差问题。

2.2 注射点定位计算

为获取尾根图像与真实世界的坐标间映射关系，本文采用 Intel RealSense 的工具包进行图像配准，实现目标区域由像素坐标向世界坐标的转换，如图 9 所示。



注： O_p 为相机原点； (u, v) 为图像点横纵坐标； O_i 为视觉中心点； (c_x, c_y) 为视觉中心点横纵坐标； O 为尾根中心点； f_x, f_y 为横、纵向像素焦距横纵坐标； H 为环带像素坐标集； Q_1, Q_2, Q_3 分别为第一、二、三类特征点集。

Note: O_p is the camera origin; (u, v) are the horizontal and vertical coordinates of an image point; O_i is the visual center point; (c_x, c_y) are the horizontal and vertical coordinates of the visual center point; O is the tail root center point; f_x, f_y are the horizontal and vertical pixel focal lengths; H is the set of annular pixel coordinates; Q_1, Q_2, Q_3 are the sets of feature points of the first, second, and third classes, respectively.

图 9 猪尾根识别及注射区域示意图

Fig.9 Pig tail root identification and injection area schematic diagram

世界坐标 (X, Y, Z) 变换为

$$\begin{cases} X = \frac{(u - c_x)d(u, v)}{f_x} \\ Y = \frac{(v - c_y)d(u, v)}{f_y} \\ Z = d(u, v) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $d(u, v)$ 为图像点 (u, v) 深度，m。

本文选用的深感相机 $c_x = 318.237$ 像素， $c_y = 244.496$ 像素， $f_x = 594.49$ 像素， $f_y = 595.83$ 像素。将相机的内参和像素坐标代入式中，即可获取每个像素点世界坐标系下的三维坐标。参考生猪髀骨臀部肌肉注射的临床经验^[28]，注射点选取尾根左右侧和顶部 4~7 cm 范围内，该区域肌肉组织丰富，适合无针注射操作。因此，本文在识别到猪尾根区域后，以其几何中心点 O 为坐标原点，以真实空间距离尾根 70 mm 为步长，根据空间欧式距离满足注射条件的环带像素坐标集为

$$40 \leq \sqrt{(H_x - O_x)^2 + (H_y - O_y)^2 + (H_z - O_z)^2} \leq 70 \quad (2)$$

式中 H_x, H_y, H_z 分别为环带横、纵、深度坐标，mm； O_x, O_y, O_z 分别为尾根中心点横、纵、深度坐标，mm。在环带像素特征坐标集中，分别提取与相机 x 轴正

方向、负方向、 y 轴负方向相交的带状区域，每个区域的宽度为 100 mm（沿该方向两侧各 50 mm），从而获得三类特征点集

$$\begin{cases} -50 \leq Q_{1x} \leq 50, Q_{1y} < 0 \\ Q_{2x} < 0, -50 \leq Q_{2y} \leq 50 \\ 0 < Q_{3x}, -50 \leq Q_{3y} \leq 50 \end{cases} \quad (3)$$

式中 Q_{jx}, Q_{jy} 为第 $j(j=1,2,3)$ 类特征点集横、纵坐标，mm

在三类特征点集中对像素坐标点取均值，得到 3 个注射参考点位置坐标为

$$\begin{aligned} q_{jx} &= \frac{\sum_{i=1}^n Q_{jxi}}{n} \\ q_{jy} &= \frac{\sum_{i=1}^n Q_{jyi}}{n} \end{aligned} \quad (4)$$

式中 q_{jx}, q_{jy} 为第 j 类特征点集中注射参考点横纵坐标，mm； Q_{jxi}, Q_{jyi} 为第 j 类特征点集中第 i 个点横纵坐标，mm。

2.3 注射姿态计算

为增加成功率，在实际注射过程中，无针注射模块应垂直接触于注射点。本文基于预先获取的三类特征点集 (Q_1, Q_2, Q_3) 的三维点云坐标数据，采用最小二乘法拟合接触区域各点集分布趋势的平面方程，可有效表征生猪在目标注射区域的局部表面形态（即注射平面），求解该平面的法向量即可确定实现垂直注射所需的姿态向量，如图 10 所示。

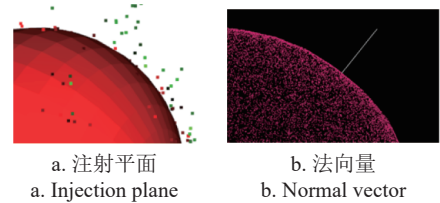


图 10 注射平面及法向量示意图

Fig.10 Schematic diagram of injection plane and normal vector

以 Q_1 为例，设该平面方程为

$$z = a_0x_i + a_1y_i + a_2 \quad (5)$$

式中 a_0, a_1, a_2 为设定参数； x_i, y_i 为第 i 个注射特征点集横纵坐标，m。

Q_1 中有 n 个点，则第 i 个点 (x_i, y_i, z_i) 的误差项为

$$v_i = a_0x_i + a_1y_i + a_2 - z_i \quad (6)$$

令误差向量 $V = [v_1 \dots v_n]^T$ ，平面待求参数 $a = [a_0, a_1, a_2]^T$ ， $L = [z_1 \dots z_n]^T$ ，系数矩阵 F

$$F = \begin{bmatrix} x_1 & y_1 & 1 \\ x_i & y_i & 1 \\ x_n & y_n & 1 \end{bmatrix}$$

则误差向量为

$$V = Fa - L \quad (7)$$

根据最小二乘法满足总误差最小，令 $V^T V$ 最小，通过拉格朗日乘数法，自由极值求偏导为

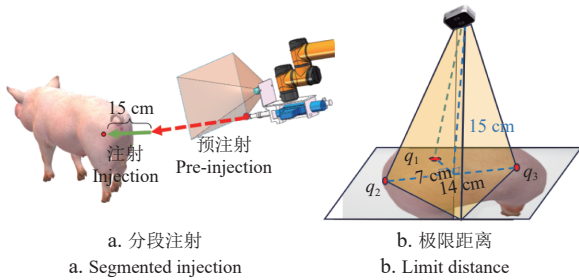
$$\frac{\partial V^T V}{\partial a} = 2V^T \frac{\partial V}{\partial a} = V^T F = 0 \quad (8)$$

转置后 $F^T V = 0$, 带入误差向量可得 $F^T F a = F^T L$, 则所求平面参数 $a = (F^T F)^{-1} F^T L$ 。根据所求的法平面参数任取两个不共线向量便可得到法向量 $\vec{n}$, 令法向量过注射参考点位置并反向, 即得到注射点的空间向量。

3 机器人运动控制算法

3.1 视觉伺服跟踪

对随机运动目标的精准跟踪作业是机器人作业领域的技术难点^[29]。在生猪注射作业时, 也应考虑生猪行为的不确定性。为进一步提升成功率, 本文应用两种主动约束策略^[30]: 一方面, 采用生猪饲喂系统, 在作业期间同步下料, 诱导维持生猪处于进食状态。经验表明, 处于进食状态的生猪其活动范围显著受限, 运动幅度明显减小, 整体状态相对稳定, 可为注射作业创造有利条件。另一方面, 针对生猪进食过程中仍可能存在的局部微小运动, 本文采用预注射和注射的分段控制, 如图 11a 所示, 注射极限距离如图 11b 所示。



注: q_1 、 q_2 、 q_3 分别为第一、二、三类特征点集中注射参考点。
Note: q_1 , q_2 , and q_3 represent the injection reference points from the first, second, and third categories of feature point sets, respectively.

图 11 分段注射控制示意图

Fig.11 Schematic diagram of segmented injection control

在预注射阶段, 机器人通过深感相机实时检测待注射生猪尾根, 计算注射点空间向量, 控制机械臂不断接近注射点, 如图 12 所示。在单次接近过程中, 工控机首先在世界坐标系下计算无针注射模块与目标注射位姿的误差向量, 将向量映射为基坐标系下的空间速度, 通过雅可比矩阵计算输出六轴关节速度, 并结合仿真的结果限定关节角度, 实现单次的视觉伺服控制。工控机重复执行上述过程, 实现注射点的视觉伺服跟踪。

在注射阶段, 由于机械臂进一步接近生猪, 相机因距离过近已无法有效识别尾根区域, 因此, 需计算尾根在检测图像中缺失的极限距离, 小于该距离机械臂以预注射阶段相机最后检测计算出的位姿, 向注射参考点 q 进行移动注射。深感相机 D405 的视场角为 87° (水平) $\times 58^\circ$ (竖直), 基于相机三角测量原理, 尾根在图像中的像素高度与实际工作距离满足以下关系:

$$s = \frac{f_y \cdot l}{h_y} \quad (9)$$

式中 s 为相机到尾根的实际工作距离, m ; l 为猪尾根的实际长度, m ; h_y 为相机图像竖直方向分辨率, 像素。

本文采用的 D405 相机竖直分辨率为 480 像素, 猪尾根长度约 8~10 cm, 最大值取 10.2 cm。将参数代入

公式计算得 12.64 cm。该距离为尾根刚好填满相机竖直视场时的临界距离, 当工作距离小于 12.64 cm 时, 尾根上下部分将超出图像边界, 导致目标检测模型无法获取完整的尾根特征而识别失败。考虑到机械臂运动过程中相机可能存在 $\pm 15^\circ$ 的倾斜角度 (倾斜会使尾根在图像中的投影长度缩短, 实际临界距离会进一步减小), 以及生猪可能存在的前后小幅移动, 本文在计算值基础上增加 20% 的安全余量, 最终将预注射阶段转注射阶段的极限距离设置为 15 cm, 如图 11b 所示。

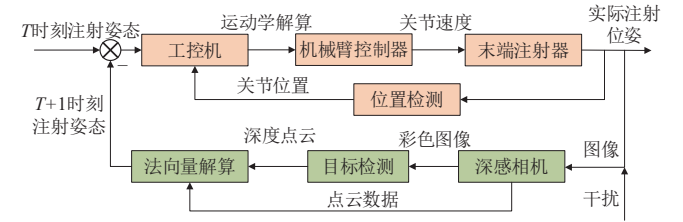


图 12 注射跟踪控制系统框图

Fig.12 Block diagram of injection tracking control system

3.2 机器人控制

生猪注射过程包括 3 个步骤: 移动、检测和注射。移动底盘根据限位栏位置进行导航移动, 边缘计算器通过检测的尾根计算注射位姿, 机械臂以设定的运动参数移动注射。本文将上述各部分与 ROS 结合^[31], 研发了一种生猪自主注射机器人视觉定位与运动控制系统, 包括导航移动、视觉检测、机械臂控制, 如图 13 所示。运动控制以 ROS 为系统框架进行各节点数据交互, 传递控制信号。导航移动节点订阅限位栏位置坐标控制底盘导航移动, 到达位置后向机械臂控制节点发布状态话题, 调整机械臂姿态。视觉检测节点订阅深感相机发布的 RGB 图像, 在相机坐标系中对齐深度图像提取注射点的深度值, 计算并发表在机器人基底坐标中的特征点集和注射平面法向量。机械臂控制节点订阅位姿话题, 控制机械臂朝目标位姿注射, 完成后, 调整机械臂姿态, 导航移动节点状态更新, 前往下一只猪进行注射。

4 试验与结果分析

4.1 试验设置与评价指标

4.1.1 试验设置

为满足机器人部署和模型训练要求, 选用的边缘计算模块和环境训练模型如下, 边缘计算: NVIDIA Jetson Xavier NX 套件, 内置 384 个 NVIDIA CUDA Cores、48 个 Tensor Cores、6 块 Carmel ARM CPU 和 2 个 NVIDIA 深度学习加速器引擎, 可支持数据采集、模型部署、多算法融合运算等功能。训练环境: Intel Core i9-10900X 型号 CPU, TITAN RTX 型号 GPU, Ubuntu 18.04 操作系统, Python 3.9 编程语言、Pytorch 1.2 深度学习框架和 Cuda 11.6 版本加速计算。为保证对比试验的公平性, 所有参与对比的模型均在完全相同的硬件环境和软件环境下完成训练。

模型训练时, 首先对采集的 2 574 张数据集按照 7:2:1 的比例随机划分为训练集、验证集和测试集, 训练集 1802 张、验证集 515 张、测试集 257 张。然后对整个数据集进行内部多维度数据增强处理, 包括随机水平翻转、亮度 $\pm 30\%$ 动态调整、高斯噪声模拟以及 10%~30%

随机遮挡模拟，以增强模型对猪舍复杂光照、脏污遮挡场景的泛化能力。训练过程中，batch size 设置 2，共迭代训练 500 个 epoch，每批次处理 18 张图片，优化器选

用 AdamW，初始学习率设为 0.01，最小学习率设为 0.002，采用余弦退火学习率衰减策略，权重衰减系数设置为 0.0005。

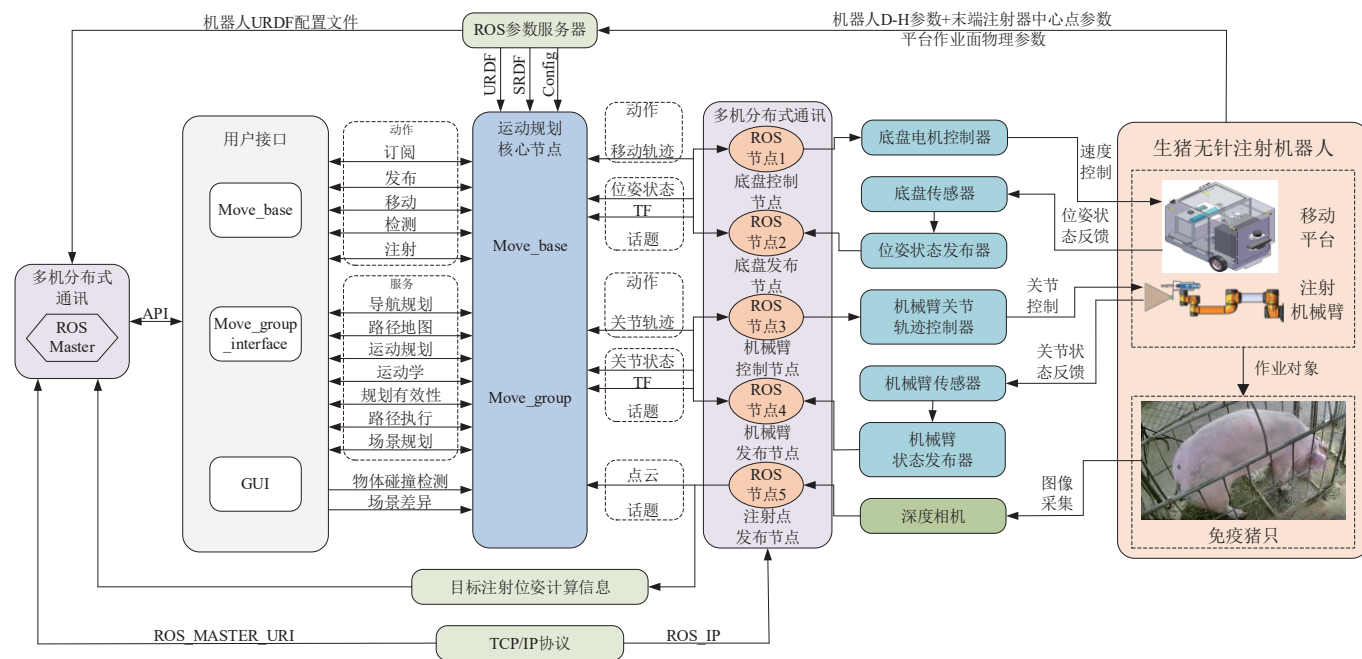


图 13 运动控制系统示意图

Fig.13 Schematic diagram of motion control system

为验证实际作业效果,搭建具备智能饲喂设备的生猪限位栏,并于2023年12月7—27日,在秦皇岛市抚宁区留守营镇明霞养殖场开展试验,随机选取猪舍内养殖的12头4~5月龄的长白猪,限位栏尺寸为160 cm×90 cm×45 cm,选用改进后的YOLOv8n模型算法对生猪进行尾根识别,注射前需保持尾根清洁。

4.1.2 评价指标

为验证机器人在实际猪舍环境中的作业性能,围绕尾根检测、注射作业和定位偏差三项指标开展性能试验。尾根检测试验采用准确率(%)、召回率(%)、平均精度均值(%)、每秒传输帧数(帧/s)和模型内存占用量(MB)作为衡量目标检测模型性能的指标,评价模型在复杂猪舍环境下的检测精度、实时性与轻量化水平。

注射作业试验考核机器人实际工作的整体执行能力,移动时以猪舍内固定结构的限位栏作为参考,在测试前以限位栏的纵向中心线与其后侧边界(即限位栏尾部横梁所在平面)的交点并偏移 0.6 m 为机器人导航目标点。该点位于栏位中轴线上,便于机器人从中线方向正对生猪尾根区域。机器人从导航起始点到生猪限位栏,控制机械臂对注射位置进行接触并导航至下一限位栏视为成功,每头生猪进行 3 次注射,一共进行 5 轮,记录成功次数、注射时间,并利用无针注射模块搭载的接近开关触发信号判断注射器是否与尾根表面实现垂直接触,评估作业流程可靠性。

为检验注射定位精度,定位偏差试验需要固定底盘位置,每头猪每个点重复执行5次,在接触时暂停机械臂,测量机器人基座坐标系下三处实际注射点的空间坐标,通过计算与理论注射点之间的三维空间定位偏差,评估注射作业精准度。

4.2 结果与分析

4.2.1 尾根检测性能试验

不同算法对尾根的检测试验结果如表 1 所示，与未改进 YOLOv8n 及其他主流轻量化检测模型相比，本文改进 YOLOv8n 模型在检测精度上实现了有效提升，同时保持了良好的实时性与部署可行性。

表 1 不同算法对尾根的检测结果
Table 1 Detection results of pig tail roots using different algorithms

模型 Model	准确率 Precision/%	召回率 Recall/%	平均精度均值 Mean average precision/%	帧速率 FPS/帧·s ⁻¹	内存量 Memory consumption/ MB
YOLOv7-tiny	83.2	81.7	86.4	132.6	5.12
YOLOv8n	87.5	86.6	90.2	124.4	5.95
YOLOv9-t	91.4	89.8	93.7	105.3	7.68
MobileViT-YOLO	89.6	88.1	91.5	68.7	16.32
改进 YOLOv8n	95.8	93.5	97.1	118.1	9.87

与未改进 YOLOv8n 相比, 准确率从 87.5% 增加至 95.8%, 提高 8.3 个百分点; 召回率从 86.6% 增加至 93.5%, 提高 6.9 个百分点; 平均精度均值从 90.2% 增加至 97.1%, 提高 6.9 个百分点; 每秒传输帧数小幅降低至 118.1 帧/s, 模型内存占用量小幅增加至 9.87 MB。与 YOLOv7-tiny 相比, 本文模型准确率提高 12.6 个百分点, 召回率提高 11.8 个百分点, 平均精度均值提高 10.7 个百分点; 与 YOLOv9-t 相比, 准确率提高 4.4 个百分点, 召回率提高 3.7 个百分点, 平均精度均值提高 3.4 个百分点; 与 Transformer 架构的 MobileViT-YOLO 相比, 准确率提高 6.2 个百分点, 召回率提高 5.4 个百分点, 平均精度均值提高 5.6 个百分点, 且模型内存占用量仅为 60.5%。检测效果如图 14 所示, 图中检测框上方的数字

表示该类别的置信度, 图片下侧的数值表示检测时相机与尾根的距离。优化后的 YOLOv8n 在光线较差、尾根部分被脏污遮挡的场景下均能准确识别, 未出现冗余检测或漏检情况。总体来说, 改进的 YOLOv8n 网络在保证实时性与轻量化前提下, 有效提高了模型性能, 显著增强了目标检测算法在猪舍复杂环境下的鲁棒性。

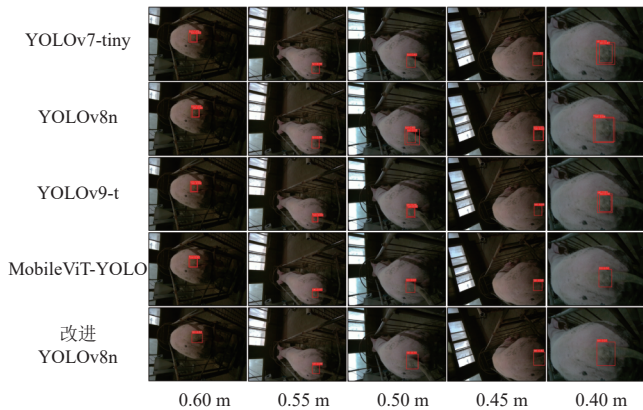


图 14 不同相机距离的检测结果对比图

Fig.14 Comparison chart of test results with different camera distances

4.2.2 注射作业性能试验

作业时, 设定机器人移动速度为 0.2 m/s, 预注射阶段转注射阶段的极限距离设置为 15 cm, 机械臂旋转速度为 0.8 rad/s, 最大加速度为 0.5 rad/s² 进行试验, 试验过程如图 15 所示。

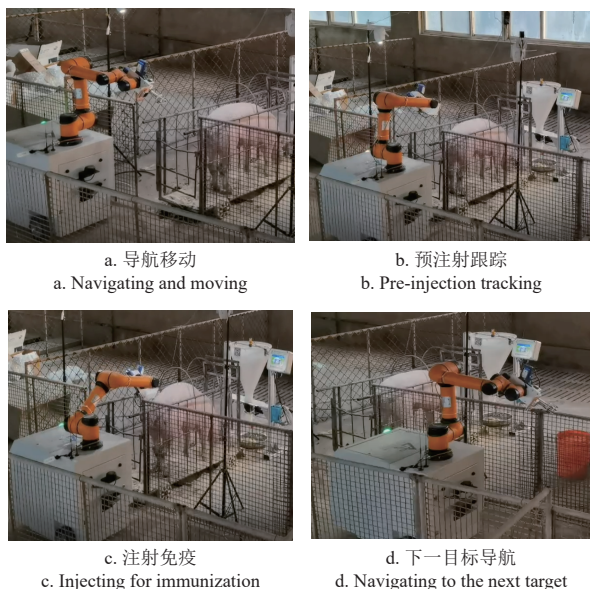


图 15 生猪无针注射试验过程

Fig.15 The process of needle free injection test for pigs

本试验一共进行 180 次, 成功注射 168 次, 失败 12 次, 平均成功率 93.3%, 其中垂直注射 160 次, 垂直占比 95.2%。当机械臂运动距离尾根为 15 cm 时, 尾根处于相机检测的极限区域, 运动距离尾根为 13 cm 左右时, 相机已无法有效识别尾根区域, 极限距离设置合理, 阶段切换时机器人运行稳定, 机械臂未碰撞限位栏, 系统间协同性良好。在注射失败的试验中, 有 3 次因为在注射过程中生猪拉粪时将尾根翘起, 导致识别失败; 有 9

次由于生猪大幅运动, 出现趴卧或注射点离限位栏过近等情况, 导致注射失败。上述现象均在预期可控范围之内, 属于典型动物自动化作业中的正常行为交互反馈。试验结果表明, 当检测算法能够准确检测到目标, 且目标在机械臂的工作范围内时, 机器人可以顺利完成在猪舍内自主注射工作。

4.2.3 注射定位偏差试验

注射定位偏差试验如图 16 所示。试验结果见表 2。



图 16 注射定位偏差试验

Fig.16 Immunization positioning error test

表 2 生猪无针注射试验结果

Table 2 Results of needle free injection test for pigs cm					
点位 Point	注射偏差均值 Mean injection deviation			最大值 Maximum value	最小值 Minimum value
	q_1	q_2	q_3		
X	1.30	1.28	1.32	2.9	0.1
Y	1.91	1.88	1.84	3.7	0.1
Z	0.59	0.47	0.74	1.9	0.1

由表 2 可得, X 轴方向的最大偏差为 2.9 cm, 注射偏差均值为 1.3 cm, Y 轴方向的最大偏差为 3.7 cm, 注射偏差均值为 1.91 cm, Z 轴方向的最大偏差为 1.9 cm, 注射偏差均值为 0.59 cm。定位偏差在允许范围内, 符合注射作业规范要求。

5 结 论

1) 针对生猪疫病防控自动化注射问题, 为满足底盘通过性好、注射成功率高和机械臂碰撞概率低的作业要求, 研制了一种生猪无针注射机器人视觉定位与运动控制系统, 集成机器人的导航系统和无针注射模块, 并通过仿真限制机械臂的活动范围, 确定关节转角。

2) 提出了一种生猪注射点检测和定位方法, 以 YOLOv8n 为框架进行模型改进, 解决尾根特征模糊、易受脏污干扰导致的漏检与误检问题, 构建了髌骨注射点集, 结合点云处理计算了注射点法向量, 能实现机器人垂直注射。

3) 为解决作业时生猪随机运动导致注射点难以精准跟踪注射的问题, 结合饲喂系统和分段控制, 通过视觉伺服算法对注射点进行了跟踪, 根据深感相机参数和三角测量原理得到阶段转化时的极限距离为 15 cm, 以 ROS 系统为平台对整机作业进行精准控制, 实现了整机的运动控制。

4) 以限位栏养殖下的生猪为作业对象, 分别开展尾根检测、注射作业和注射偏差试验, 结果表明: 尾根检测准确率为 95.8%, 召回率 93.5%, 平均精度均值 97.1%, 注射作业成功率为 93.3%, 其中垂直注射占比 95.2%, 注射偏差 X、Y、Z 轴方向最大偏差 2.9、3.7、1.9 cm, 注射偏差均值 1.30、1.91、0.59 cm, 符合注射作业规范要求。

本研究提出了一种面向限位栏养殖场景的生猪无针注射机器人视觉定位与运动控制方法, 可为生猪智慧养殖少人化、自动化、智能化提供技术参考。此外, 在同类研究对比方面, 目前针对生猪养殖场景的疫苗注射机器人研究, 主要集中于产品研发阶段, 公开发表的学术研究论文极为有限, 缺乏定量试验数据。本文实现了从底盘导航、视觉识别、动态追踪到精准触发的完整闭环控制, 并在实际场景下完成了无针注射试验, 具有工程参考价值。在后续的研究中, 将对所提出尾根检测与控制跟踪算法进一步优化, 并扩大模型的适用范围, 以支持生猪无针注射机器人在实际场景中应用。

【参 考 文 献】

- [1] 国家统计局. 中华人民共和国 2024 年国民经济和社会发展统计公报[N]. 人民日报, 2025-03-01 (5).
- [2] 施开创, 尹彦文, 王孝德, 等. 2018 年广西重要猪源病病毒性疫病流行病学调查[J]. 中国畜牧兽医, 2020, 47(1): 174-181.
SHI Kaichuang, YIN Yanwen, WANG Xiaode, et al. Epidemiological investigation of major porcine viral diseases in Guangxi during 2018[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2020, 47(1): 174-181. (in Chinese with English abstract)
- [3] 孙睿聪, 张莹, 邢思毅, 等. 中药制剂对母猪繁殖性能、血清生化指标和免疫相关指标的影响[J]. 畜牧与兽医, 2024, 56(10): 21-26.
SUN Ruicong, ZHANG Ying, XING Siyi, et al. Effects of traditional Chinese medicine preparations on reproductive performance serum biochemical indices and immune-related indices in sows[J]. Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2024, 56(10): 21-26. (in Chinese with English abstract)
- [4] 任红梅. 猪免疫抑制性疾病的病因、发病特点及防控措施[J]. 现代畜牧科技, 2021, (7): 163-164.
- [5] 陈嘉辉, 朱君, 贾楠, 等. 猪舍变量洗消机器人设计与试验[J]. 农机化研究, 2026, 48(2): 90-97.
CHEN Jiahui, ZHU Jun, JIA Nan, et al. Design and experimentation of a variable-flow cleaning and disinfection robot for pig housing[J]. Journal of Agricultural Mechanization Research, 2026, 48(2): 90-97. (in Chinese with English abstract)
- [6] 赵文文, 王海峰, 朱君, 等. 猪舍消杀巡检机器人系统设计与试验[J]. 农业机械学报, 2022, 53(S2): 270-277.
ZHAO Wenwen, WANG Haifeng, ZHU Jun, et al. Research and Design of Pig House Disinfecting Inspection Robot System[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(S2): 270-277. (in Chinese with English abstract)
- [7] 李嘉豪, 刘飞飞, 伍昕宇, 等. 面向猪舍环境的感知机器人系统和改进综合评价模型设计[J]. 东北农业大学学报, 2021, 52(11): 67-79.
LI Jiahao, LIU Feifei, WU Xinyu, et al. Design of aware robot system and improved comprehensive evaluation model for piggery environment[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2021, 52(11): 67-79. (in Chinese with English abstract)
- [8] CHUI Y J, YUAN Y Y, JIAN S R. Design of and research on the robot arm recovery grasping system based on machine vision[J]. Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences, 2024, 36(4): 102014.
- [9] WANG Q Y, WU D H, SUN Z Z, et al. Design, integration, and evaluation of a robotic peach packaging system based on deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108013.
- [10] GAO C Q, HE L L, FANG W T, et al. A novel pollination robot for kiwifruit flower based on preferential flowers selection and precisely target[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 207: 107762.
- [11] 余贤海, 孔德义, 谢晓轩, 等. 基于深度学习的番茄授粉机器人目标识别与检测[J]. 农业工程学报, 2022, 38(24): 129-137.
YU Xianhai, KONG Deyi, XIE Xiaoxuan, et al. Deep learning-based target recognition and detection for tomato pollination robots[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2022, 38(24): 129-137. (in Chinese with English abstract)
- [12] 甄文斌, 冯俊杰, 董朝, 等. 一种管道水培叶菜变方位包络定心抓取方式[J]. 农业工程学报, 2023, 39(20): 46-54.
ZHEN Wenbin, FENG Junjie, DONG Chao, et al. Centering grabbing with variable orientation envelope for hydroponic leafy vegetables cultivated in pipeline[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2023, 39(20): 46-54. (in Chinese with English abstract)
- [13] 马冀桐, 王毅, 何宇, 等. 基于构型空间先验知识引导点的柑橘采摘机械臂运动规划[J]. 农业工程学报, 2019, 35(8): 100-108.
MA Jitong, WANG Yi, HE Yu, et al. Motion planning of citrus harvesting manipulator based on informed guidance point of configuration space[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2019, 35(8): 100-108. (in Chinese with English abstract)
- [14] 樊湘鹏, 张岩琪, 周硕, 等. 基于改进 YOLOv8s 与 RGB-D 信息融合的番茄采摘机器人识别与定位方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(15): 106-116.
FAN Xiangpeng, ZHANG Yanqi, ZHOU Shuo, et al. Recognition and position method of tomato picking robot based on improved YOLOv8s and RGB-D information fusion[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2025, 41(15): 106-116. (in Chinese with English abstract)
- [15] 彭彦昆, 孙晨, 赵苗. 苹果品质动态无损感知及分级机器人系统[J]. 农业工程学报, 2022, 38(16): 293-303.
PENG Yankun, SUN Chen, ZHAO Miao. Dynamic nondestructive sensing and grading manipulator system for apple quality[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2022, 38(16): 293-303. (in Chinese with English abstract)
- [16] 苏微, 阙煜, 赖庆辉, 等. 康乃馨扦插机器人设计与试验[J]. 农业工程学报, 2024, 40(18): 1-12.
SU Wei, QUE Yu, LAI Qinghui, et al. Design and test of a carnation cuttage robot[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering(Transactions of the CSAE), 2024, 40(18): 1-12. (in Chinese with English abstract)
- [17] MEINDL M, MÖNKEMÖLLER R, SEEL T. Autonomous Iterative Motion Learning (AI-MOLE) of a SCARA Robot for Automated Myocardial Injection[J]. Ifac-Papersonline, 2024, 58(24): 380-385.
- [18] LIU D P, LI G, WANG S Y, et al. A magnetic resonance conditional robot for lumbar spinal injection: Development and preliminary validation[J]. The International Journal of Medical Robotics and Computer Assisted Surgery, 2024, 20(1): e2618.
- [19] ZHU Z H, LI K H, ZHANG G Y, et al. Decision method of optimal needle insertion angle for dorsal hand intravenous robot[J]. Sensors, 2023, 23(2): 848.
- [20] CHOI S, KIM S, YEOM K. An injection-point determination algorithm for intelligent injection robot systems[J]. Ieice Electronics Express, 2024, 21(3): 20230283.
- [21] BALTER M, CHEN A, MAGUIRE T, et al. Adaptive kinematic control of a robotic venipuncture device based on stereo vision, ultrasound, and force guidance[J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2017, 64(2): 1626-1635.

- [22] ZHANG Y H, ZHANG K L, YANG L, et al. Design and simulation experiment of ridge planting strawberry picking manipulator[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 208: 107690.
- [23] MA P F, ZHU A B, CHEN Y H, et al. Multi objective motion planning of fruit harvesting manipulator based on improved BIT* algorithm[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 227: 109567.
- [24] 金玉成, 高杨, 刘继展, 等. 采摘机器人深度视觉伺服手-眼协调规划研究[J]. *农业机械学报*, 2021, 52(6): 18-25, 42. JIN Yucheng, GAO Yang, LIU Jizhan, et al. Hand-Eye Coordination Planning with Deep Visual Servo for Harvesting Robot[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2021, 52(6): 18-25, 42. (in Chinese with English abstract)
- [25] JIANG K L, XIE T Y, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLOv7 object detection algorithm for hemp duck count estimation[J]. *Agriculture*, 2022, 12(10): 1659.
- [26] 谭厚森, 马文宏, 田原, 等. 基于改进 YOLOv8n 的香梨目标检测方法[J]. *农业工程学报*, 2024, 40(11): 178-185. TAN Housen, MA Wenhong, TIAN Yuan, et al. Improved YOLOv8n object detection of fragrant pears[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2024, 40(11): 178-185. (in Chinese with English abstract)
- [27] 谌海云, 肖章勇, 郭勇, 等. 基于改进 YOLOv8s 的无人机航拍目标检测算法[J]. *电光与控制*, 2024, 31(12): 55-63. SHEN Haiyun, XIAO Zhangyong, GUO Yong, et al. A UAV aerial target detection algorithm based on improved YOLOv8s[J]. *Electronics Optics & Control*, 2024, 31(12): 55-63. (in Chinese with English abstract)
- [28] 马永明. 给猪注射用药的方法[J]. *养殖技术顾问*, 2007(9): 21.
- [29] ZHANG P, DAI N Z, WANG Z N, et al. A parallel dual-arm robotic control method of white asparagus based on moving-looking-harvesting coordination and asynchronous harvest cooperation[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 232: 110046.
- [30] RONG J C, LIU Y, LI X J, et al. Decoupled motion planning method for 7-DOF manipulator and lifting joint in automated tomato harvesting[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2025, 237: 110693.
- [31] 崔永杰, 马利, 何智, 等. 基于最优空间的猕猴桃双臂并行采摘平台设计与试验[J]. *农业机械学报*, 2022, 53(8): 132-143. CUI Yongjie, MA Li, HE Zhi, et al. Design and Experiment of Dual Manipulators Parallel Harvesting Platform for Kiwifruit Based on Optimal Space[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2022, 53(8): 132-143. (in Chinese with English abstract)

Vision positioning and motion control method for a needle-free pig injection robot

YUE Jianmin¹, LI Zhi^{1,2}, ZHAO Yuliang¹, ZHU Jun¹, JIA Nan¹, YAN Xue³, LI Bin^{1*}

(1. Intelligent Equipment Research Center, Beijing Academy of Agriculture and Forestry Sciences, Beijing 100097, China; 2. College of Engineering and Technology, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China; 3. New Hope Liuhe Co., Ltd, Chengdu 610023, China)

Abstract: Immunization injection is of ten require d to prevent and control the diseases in pig farming. However, current needle injection still relies on manual labor in pig farms, leading to serious challenges, such as high risk of needle breakage, severe cross-infection, low efficiency, time-consuming, and labor-intensive operation, as well as missed or incorrect injections. In this study, a control system was proposed for vision-based positioning and motion in a needle-free injection robot under confined stall breeding scenarios. According to the workflow of swine immunization, the key components were selected to integrate the navigation system of the robot. Its parameters were then determined to improve the needle-free injection module. The motion range of the robotic arm was simulated using MATLAB. The rotation angles of its six axes were constrained to prevent collision between the robotic arm and confined stall. A precise localization was proposed for the needle-free injection site on pigs. The YOLOv8n framework was improved to solve the missed and false detections caused by blurred features of the tail root and susceptibility to dirt interference. The improved network was used to extract the tail root region from pig images. A point set of the hip muscle injection area was constructed for vertical injection. The least squares method (LSM) was applied to fit the surface point set, enabling accurate calculation of the injection point and posture. A control system was developed to accurately track the injection point in the needle-free injection robot, due to the random movement of pigs during operation. According to feeding system, the injection was divided into two phases: a pre-injection and an injection phase. In the pre-injection phase, the tail root position was continuously detected to perform visual servoing control of robotic arm, thereby tracking the injection point in real time. In the injection phase, the robot moved into the injection point, and then performed the injection, according to the last detected pose. The critical distance of phase transition was determined to be 15 cm using depth camera and triangulation. The robot operating system (ROS) was used to integrate navigation, visual detection, and robotic arm control algorithms, enabling the robot to follow a predetermined trajectory and then perform needle-free injection on pigs. Experiments were conducted at a pig farm in Qinhuangdao City, Hebei Province, China. The experimental results showed that the tail root detection algorithm achieved an accuracy of 95.8%, a recall of 93.5%, and a mean average precision (mAP) of 97.1%. The overall injection success rate of the robot was 93.3%, of which 95.2% were vertical injections. The maximum injection deviations in the X, Y, and Z axes were 2.9, 3.7, and 1.9 cm, respectively, corresponding to average deviations of 1.30, 1.91, and 0.59 cm. The injection accuracy was fully met the requirements of swine immunization. A closed-loop control system was realized from chassis navigation, visual recognition, dynamic tracking to precise triggering for the needle-free injection in real scenarios. The findings can also offer the technical and engineering reference for the large-scale intelligent farming.

Keywords: needle-free injection; visual positioning; servo control; robotic arm; pigs