

李梓芃,徐迪红,黎煊,等.基于YOLOv11和SVR的猪只背部姿态与体尺估测[J].华中农业大学学报,2025,44(5):142-151.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2025.05.015

基于YOLOv11和SVR的猪只背部姿态与体尺估测

李梓芃¹,徐迪红²,黎煊²,李良华¹,孙华¹,
黄江东¹,王起繁²,梅书棋¹,彭先文¹

1. 湖北省农业科学院畜牧兽医研究所,武汉 430064; 2. 华中农业大学工学院/
农业农村部智慧养殖技术重点实验室,武汉 430070

摘要 针对人工接触式体尺测量导致的种猪应激反应、较大误差及低效问题,设计一种非接触式猪只图像数据采集平台,并提出一种基于YOLOv11与支持向量回归(support vector regression, SVR)算法的猪只背部姿态检测与体尺估测方法。该方法利用YOLOv11模型进行猪只姿态目标检测,并通过SVR算法处理目标检测结果中的猪只体尺像素信息,进而估算猪只的体尺。结果显示,YOLOv11模型的召回率和平均精确率分别达到94.6%和96.0%,展示了良好的检测鲁棒性;通过SVR算法得到的体长、胸宽、臀宽的估测值与实测值的平均绝对百分比误差分别为2.78%、2.55%和2.88%,说明该算法在体尺测量上的效果较好。以上结果表明,基于YOLOv11与支持向量回归(SVR)算法的猪只背部姿态检测与体尺估测方法具有轻量化、高精确率的特点,可有效减少人为误差和猪只应激反应。

关键词 种猪; YOLOv11; SVR; 姿态检测; 体尺估测

中图分类号 S818; TP391.4 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2025)05-0142-10

种猪的体尺指标在品种选育过程中具有重要意义,对于种猪的选育和改良至关重要^[1-3]。通过对体尺性状的准确测量,可更科学地筛选出生长发育良好、生产性能优异的种猪,进而优化种群结构,提升遗传选育水平^[4]。传统的体尺测量方法通常需要人与猪只接触,在观察和手动测量猪只关键部位的过程中,不同的测定员可能存在主观判断差异,导致在数据收集方式上做出不一致的决策。这种不一致可能会导致收集到的数据出现误差,最终降低其可靠性。因此,这类方法不仅效率低下、误差大,而且容易引起生猪的应激反应,影响生猪健康生长^[5]。

随着人工智能、计算机视觉技术的快速兴起,畜禽养殖业进入智能化养殖时代^[6],主要体现在畜禽行为识别^[7-9]、体况估测^[10-12]、环境监测^[13]和健康预警^[14]等智慧养殖领域。国内外研究者已尝试使用红外、可见光及深度传感器等技术进行畜禽个体的非接触式体尺估测^[15-17]。Pezzuolo等^[18]采用Kinect v1深度相机进行快速、非接触式的猪体尺寸测量,包括

胸围、体长和体高等参数,并与动物体质量建立非线性模型,较人工测量的平均绝对误差降低40%以上。初梦苑等^[19]利用提取关键帧深度图像,并基于凸包算法和多项式曲线拟合法,提出一种可测算奶牛表型数据的方法。刘同海等^[20]利用图像处理技术提取的猪只背部轮廓,采用头尾去除和包围分析算法实现了生猪体尺关键点定位。Hu等^[21]构建了一种改进的PointNet++点云分割模型,并提出一种融合最小二乘法、点云切片法、边缘提取与多项式拟合的分割结果体尺测量方法,实现猪体尺参数的高精度计算。李哲^[22]提出基于尺度不变特征变换算法(SIFT)3D关键点的改进Super4pcs配准法,提升点云配准的效果与能力,根据配准后的猪体点云模型,得到猪体的体长、体宽、体高、臀宽、臀高等参数。姚裔芃等^[23]提出了一种基于YOLOv8-Pose和ByteTrack追踪算法的猪只体尺估计方法,实现了对多个目标猪只连续跟踪及体尺关键点检测。Liu等^[24]提出使用猪背点云数据的非接触式体质量估计和体尺测量

收稿日期:2024-11-26

基金项目:国家重点研发计划项目(2021YFD1301102);湖北省重点研发计划项目(2022BBA0018);湖北省支持种业高质量发展资金项目(HBZY2023B006-03);湖北省农业科技创新中心创新团队项目(2024-620-000-001-014);国家生猪产业技术体系项目(CARS-35)

李梓芃,E-mail:419215098@qq.com

通信作者:彭先文,E-mail:pxwpa@163.com

模型,实现了非接触式体质量预测和体尺测量。

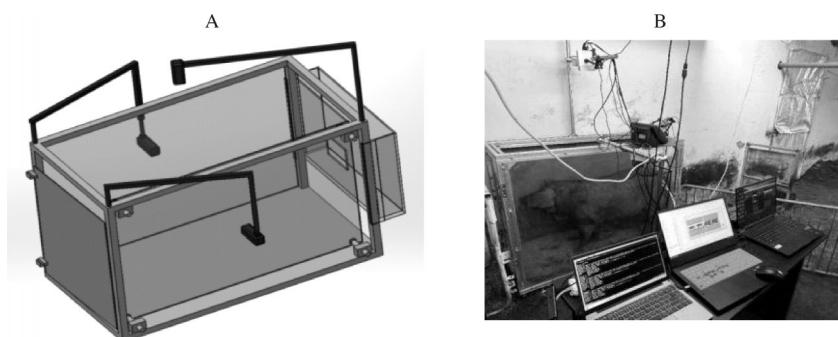
截至目前,尽管已有多项研究尝试通过目标检测和关键点等方法提高体尺估测精度^[25-28],但是关键点的定位受制于标注的质量,且在很大程度上受主观因素的影响,同时还取决于猪只姿态的规范化。此外,目前还存在模型计算量较大、泛化能力不强及计算过程复杂等问题^[29-30]。因此,为了解决上述问题,本研究提出了一种基于YOLOv11与支持向量回归(SVR)算法的猪只背部姿态检测与体尺估测方法。该方法通过YOLOv11检测后提取猪只体尺像素信息,结合先验标定模板,通过SVR算法进行训练,进而估算猪只体尺,旨在为种猪选育过程提供一

种计算便捷且非接触的测量方案。

1 材料与方法

1.1 图像数据采集平台搭建

本研究搭建了用于猪只图像的采集及体尺测定的数据采集平台,平台尺寸长1.5 m、宽0.5 m、高1.0 m,框架为45 mm×45 mm铝合金型材料,两侧装有亚克力板,底部为漏缝底板结构,四角安装有传感器,其测量范围为0~500 kg,经过标定后测量精度为±0.1 kg。平台顶部1.5 m处加装Azure Kinect DK相机,四角装有万向轮,方便平台移动,其结构如图1所示。



A:采集平台三维结构图 3D structural diagram of the data acquisition platform; B:采集平台实物图 Photograph of the data acquisition platform.

图1 猪图像数据采集平台

Fig. 1 Data collection platform for pig images

1.2 数据集制作

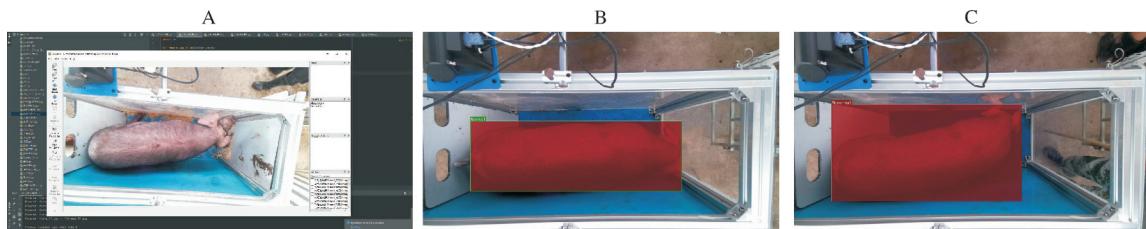
本研究试验地点位于湖北省天之力优质猪育种有限公司种猪场,测定品种为硒都黑猪,数量为214头,体质量范围为60~135 kg,共采集28 140张原始图片(1 280像素×720像素)。由于采集的图像是在复杂猪舍的环境下进行拍摄,对光照不充足、逆光、遮挡严重及模糊的照片予以删除,经人工筛选后,选出600张合适的图片。然后使用LabelMe工具进行标记,标注内容为猪只正常站姿和异常站姿(图2),通过8:1:1的比例随机分配,分为训练集(480张)、验

证集(60张)、测试集(60张)。

1.3 姿态检测模型设计

由于猪只体尺测量对姿态要求较高,不同姿态会直接影响测量准确性,因此本次研究设计了一种面向体尺测量任务的姿态筛选机制,并将猪只姿态划分为2类:“正常姿态”与“非正常姿态”。其中,“正常姿态”指猪只站立自然、身体轴线基本平直的状态,适合进行体尺估算;而“非正常姿态”包括走动、转身、躬身、歪斜等不利于测量的状态。

为实现自动化姿态分类和目标检测,本次研究



A:使用LabelMe标注猪只 Using LabelMe to label pigs; B:猪只正常站姿(绿色边框)Normal standing posture of pigs (green bounding box); C:猪只异常站姿(红色边框)Abnormal standing posture of pigs (red bounding box).

图2 猪只姿态数据集标注示例

Fig. 2 Example of data set annotation for pig posture

引入了YOLOv11算法作为姿态检测模型,不仅用于检测猪只在图像中的位置,还进一步用于识别其姿态是否适合后续体尺分析。与仅目标检测的通用模型相比,本研究通过分析输入视频流中连续帧的图像,增加姿态类别标签,并训练模型具备“姿态可测

性识别”能力,构建了面向猪只体尺测量的专用前置判别机制。整体流程如图3所示,相比使用传统的目标检测模型后再人工判断姿态的方式,该设计显著提升了系统的自动化程度与实际部署效率,增强了体尺估测的稳定性和精确性。

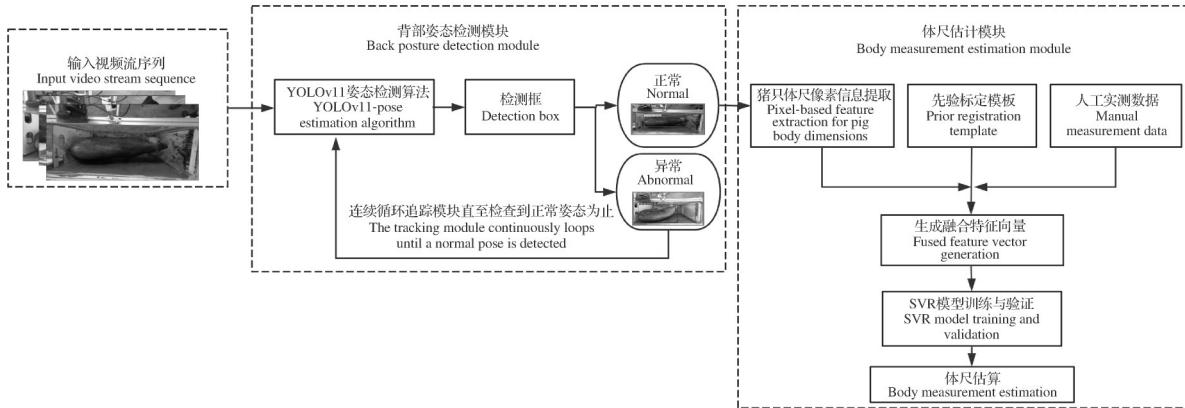


图3 算法流程图

Fig. 3 Overall workflow of the algorithm

YOLOv11作为猪只姿态检测算法,其网络结构如图4所示。该模型通过改进骨干网络和颈部结构,显著增强了特征提取能力,以实现更高精度的目标检测和更强的复杂任务适应性。相较于常用的YOLOv8目标检测算法,YOLOv11主要在以下方面进行了优化:(1)在Backbone和Neck端中引入新的C3k2卷积机制,该机制是通过分割特征图并应用一

系列较小的内核卷积(3×3)来优化网络中的信息流,与YOLOv8的C2f模块相比,能使用更少的参数来改进特征表示,计算成本更低;(2)在Backbone端增加了C2PSA机制,该机制中嵌入2个金字塔空间注意力(pyramid squeeze attention, PSA)模块,主要是通过在提取的特征上应用空间注意力来细化模型选择性地关注感兴趣区域的能力,特别是在猪舍环

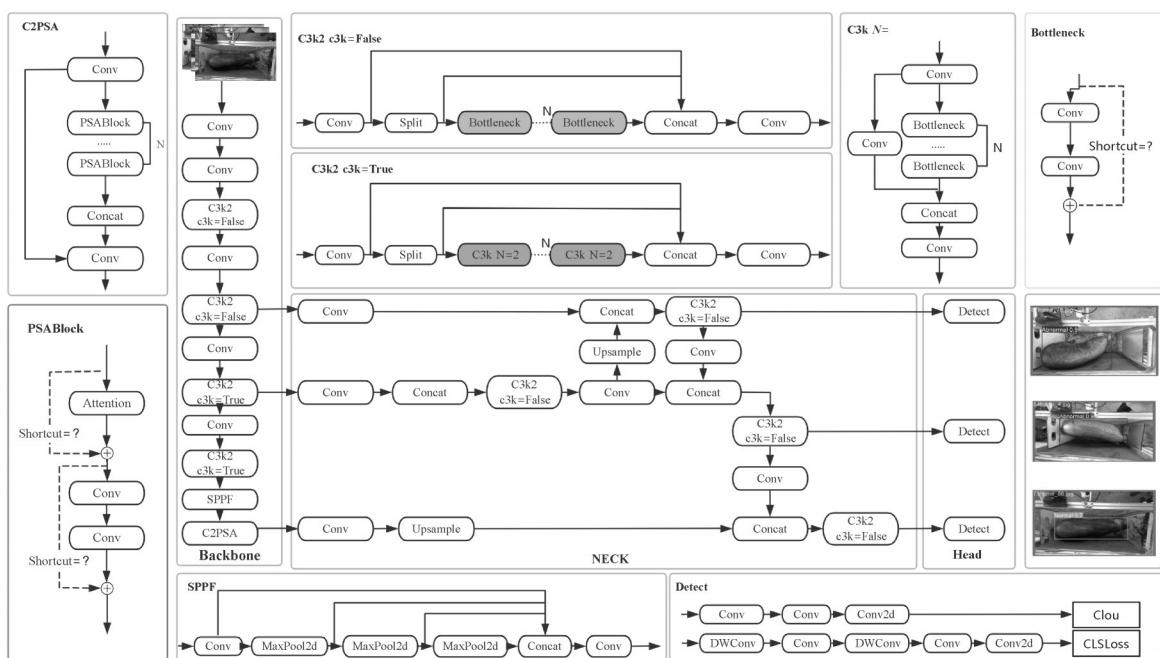


图4 YOLOv11网络架构图

Fig. 4 Architecture diagram of YOLOv11 network

境复杂的场景中优于YOLOv8等以前的版本;(3)在Head端中增加了2个深度可分离卷积(depthwise convolution,DWConv),这种卷积操作减少了计算量和参数量,提高了模型的效率;(4)引入了新的EIoU(extended IoU)损失函数,考虑了预测框与真实框的重叠面积、长宽比和中心点偏移,提高了预测精确率。总之,YOLOv11具备较强的特征提取能力和环境适应能力,在复杂猪舍背景下仍能实现高精度检测,适合部署于实际养殖环境中进行实时姿态识别。

1.4 体尺估计算法设计

本研究利用支持向量回归(SVR)算法结合图像标定与姿态检测结果,对猪只猪体长、胸宽、臀宽等体尺参数进行非接触式估算。为保证估算的准确性,在猪只正式进入图像采集平台前,需对平台进行标定,获取俯视视角下像素与实际长度之间的对应关系,形成先验标定模板(图5)。在体尺估算过程中,本研究利用YOLOv11算法进行猪只姿态检测,确认猪只处于“正常”姿态后,从检测框中提取关键体尺部位的边界像素信息。随后,将提取的像素特征与人工实测体尺数据进行匹配,用以训练SVR模型,实现从图像特征到体尺数值的映射。SVR模型采用结构风险最小化策略,在小样本、噪声干扰较多的环境下仍具备良好的拟合能力,能够有效避免过拟合,提升体尺估算的泛化能力,适用于养殖场中难以获取大规模高质量数据的实际应用场景。其回归目标是:在给定的误差容忍范围内,找到一个尽可能平滑的函数,使预测值与真实值之间的偏差最小。其基本回归形式如下:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2} \min_{w, b} \|w\|_2^2 \\ \text{s.t. } & |y_i - (w^T x_i + b)| \leq \epsilon, \quad i = 1, 2, N \end{aligned} \quad (1)$$

式(1)中,s.t.表示在某条件的约束下,w表示支

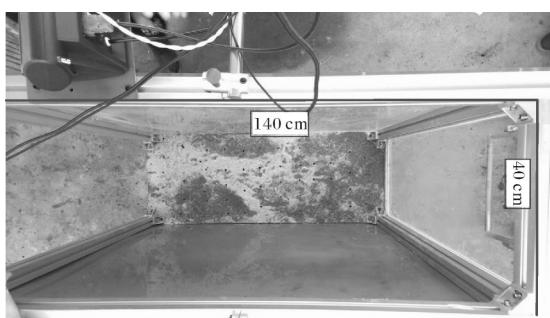


图5 俯视视角下采样平台尺寸标定图

Fig. 5 Size calibration diagram of the sampling platform from a top-down perspective

持向量机中的权重向量,控制决策边界的倾斜度和位置;b为偏置项,用于调整决策边界的偏移;x_i为第i个样本的输入特征向量;y_i为第i个样本的实际目标值;ε为容差,决定了模型允许的误差范围;N是样本总数。

1.5 模型训练与评价指标

本研究对上述YOLOv11网络在服务器上使用多个GPU进行联合训练,具体训练环境如下表1所示。同时,通过召回率(recall,R)、精确率(precision,P)、F₁分数(F₁ score)、检测速度、参数量与运算量等相关参数对本研究网络模型的性能进行评价,其中模型检测猪只姿态的准确度采用平均精确率(average precision,P_A)作为评价指标,mAP则表示数据集中所有类别平均精确率的均值。此外,为评估基于SVR支持向量回归算法的猪只体尺估测效果,本研究采用决定系数(R²)、平均绝对误差(mean absolute error,MAE)、平均绝对百分比误差(mean absolute percentage error,MAPE)作为评估指标,衡量模型预测值与真实值之间的偏差程度;决定系数越大,说明模型预测值与真实值拟合程度越高,平均绝对误差、平均绝对百分比误差较小表明误差水平较低,反映模型的准确性较高。

表1 本试验深度学习训练环境

Table 1 The deep learning training environment for this experiment

类别 Categories	版本/参数 Version/Parameters
操作系统 Operating system	Ubuntu 18.04
中央处理器 CPU	Intel(R) Core(TM) i9-9920X CPU @ 3.50GHz
图形处理器 GPU	TITAN RTX×3
显存 VRAM	24 GB×3
内存 RAM	128 GB
集成开发环境 IDE	Visual studio code
远程连接工具 Remote access tool	Remote-SSH
编程语言 Programming language	Python 3.7.3
深度学习框架 Deep learning framework	Pytorch 1.8.1
CUDA 版本 CUDA version	10.1

2 结果与分析

2.1 基于YOLOv11模型的猪只姿态检测效果评价

YOLOv11模型的单张检测速度为(56.1±0.8)

ms,参数量(params)为 2.6×10^6 ,运算量(FLOPs)为 6.5×10^9 。由图6可知,随着训练次数的增加,模型的框损失(box_loss)、类别损失(cls_loss)和分布焦点损失(dfl_loss)整体呈现出下降趋势,在初始阶段,损失值下降较快,随着训练的进行,损失下降速度减缓,

逐渐趋于平稳,表明模型在学习过程中逐渐优化了对目标位置、类别和存在性的预测。值得注意的是,在验证集上的损失波动性较大,这可能是由于模型在遇到验证集中较少见样本时的泛化能力不足造成的。

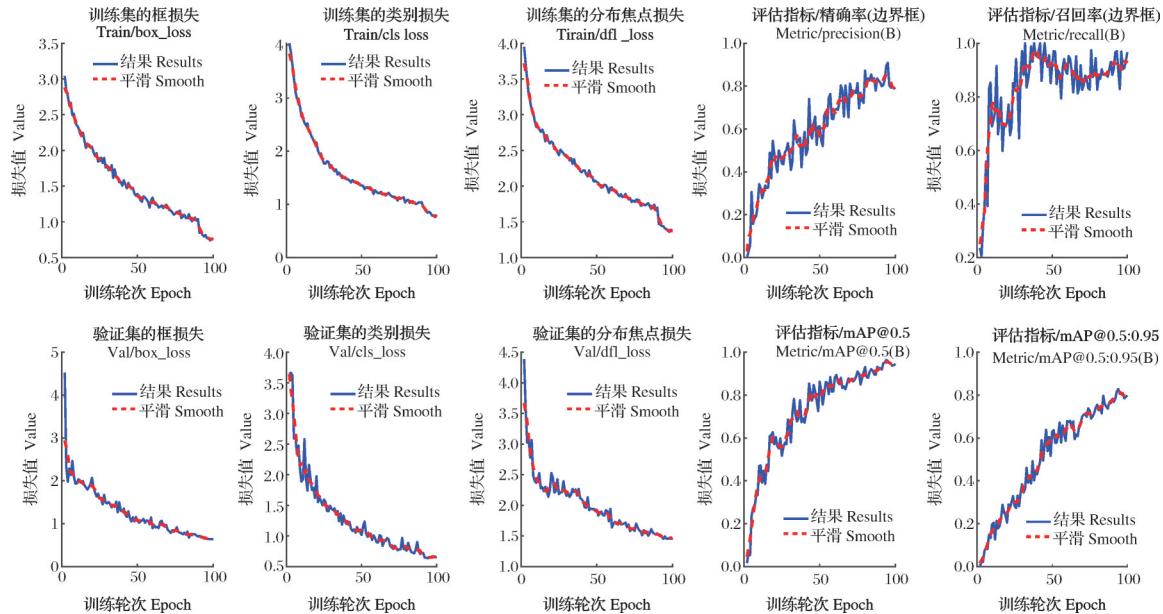
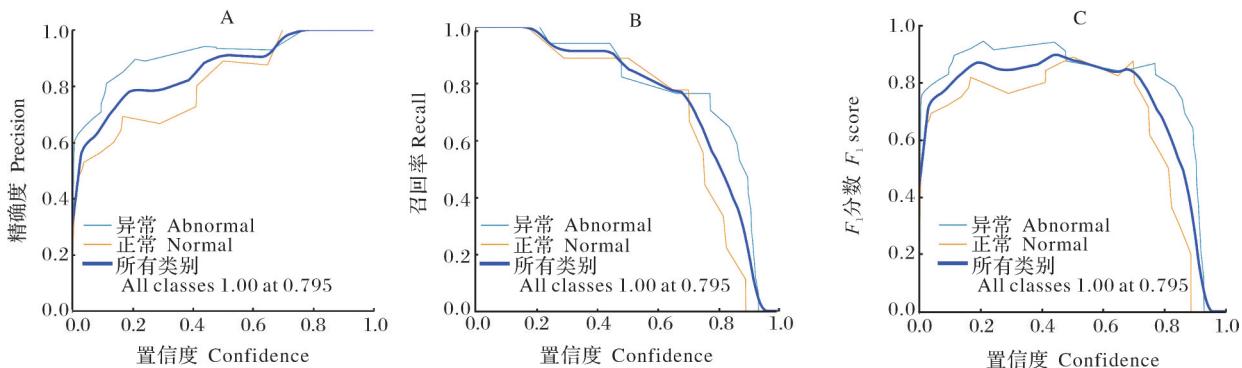


图6 训练集和验证集的损失图

Fig. 6 Training and validation of loss plots

在评价指标方面,精确率(precision)、召回率(recall)和 F_1 分数(F_1 score)是判断模型性能的关键指标。由图7可知,训练中,精确率从一开始就迅速提升并保持在较高水平,这意味着模型能够准确地预测出目标对象的存在。同时,召回率经历了一个稳定上升的过程,表明模型对于数据集中目标对象的检测能力在不断提高,能够找到更多正确的目标。由 F_1 -置信度曲线图可以看出,“all classes”在置信度

大约0.449时达到峰值0.90。这个最高点代表了模型对所有类别的综合分类性能的最佳平衡点。正常姿态类别的 F_1 分数在置信度较低时迅速上升并保持在较高水平,这表明对于正常姿态的猪只,即使模型的预测置信度不是特别高,也能保持较好的分类效果。另一方面,异常姿态猪只的 F_1 分数在置信度增加时提升较慢,这可能意味着模型需要更高的置信度才能准确地分类异常姿态猪只。



A: 精确率-置信度曲线 Precision-confidence curve; B: 召回率-置信度曲线 Recall-confidence curve; C: F_1 -置信度曲线 F_1 -confidence curve.

图7 YOLOv11模型性能评价指标

Fig. 7 Performance evaluation metrics of YOLOv11 model

通过随机挑选60张猪只图片进行模型测试,测试结果如表2所示,总体测试集的BOX(mAP@0.5)和BOX(mAP@0.5:0.95)分别为96.0%和79.8%,正常姿态和异常姿态测试集的BOX(mAP@0.5)和BOX(mAP@0.5:0.95)均具有较高的准确率,表明模

型具有较好的检测能力和较高的可靠性。部分可视化结果如图8和图9所示,表明该模型能够在不同条件下准确检测和分类猪只的正常及异常姿态,包括低光照和强光照环境,突显了模型的鲁棒性能和适应性。

表2 YOLOv11模型测试结果

Table 2 Test results of YOLOv11 model

分类 Classification	数量 Number	BOX(P)	BOX(R)	BOX(mAP@0.5)	BOX(mAP@0.5:0.95) %
总体 Total	60	79.9	94.6	96.0	79.8
正常姿态 Normal postures	30	77.2	96.9	95.6	78.6
异常姿态 Abnormal postures	30	82.7	92.3	96.4	81.0



图8 不带置信度的测试结果

Fig. 8 Plot of test results without confidence

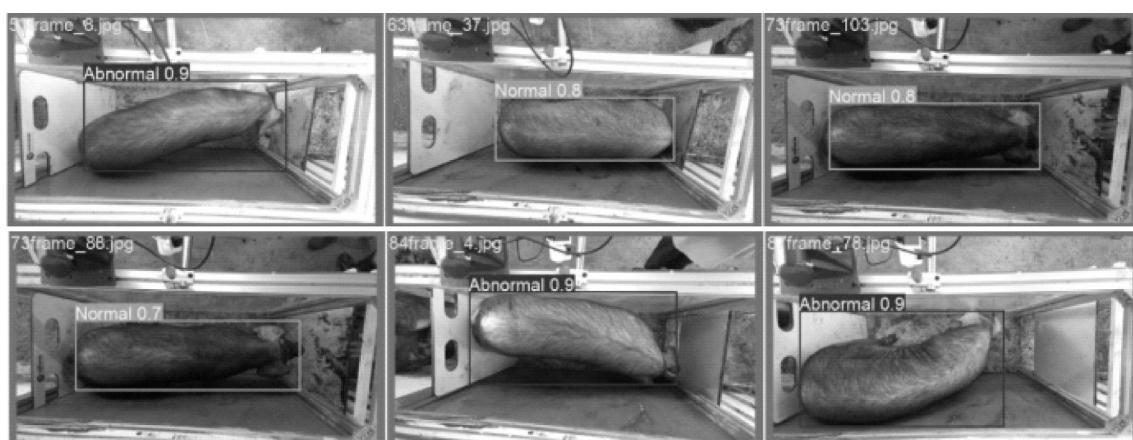


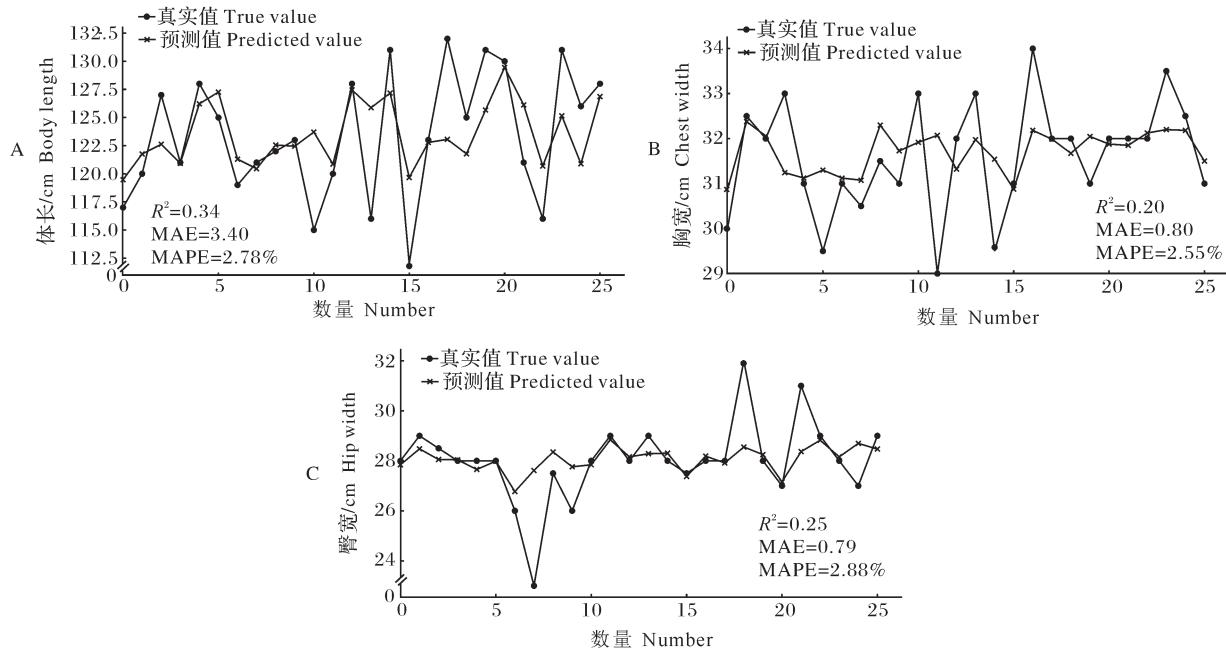
图9 带置信度的测试结果

Fig. 9 Plot of test results with confidence

2.2 基于SVR支持向量回归算法的猪只体尺效果分析

利用SVR支持向量回归算法对部分带有体尺数据标签的正常姿态硒都黑猪进行回归预测,如图10所示。该算法在体长、胸宽和臀宽的预测中

均表现出较好的测量效果,其中体长、胸宽、臀宽数值与实测值的平均绝对百分比误差分别为2.78%、2.55%、2.88%,预测结果与实际值之间具有较高的一致性,误差较小,具备较好的准确性和可靠性。



A:体长预测 Body length prediction;B:胸宽预测 Chest width prediction;C:臀宽预测 Hip width prediction.

图10 猪只体尺真实值与预测值对比图

Fig. 10 Comparison of actual and predicted values of pig body size

为了验证所设计的模型具有良好的泛化能力和鲁棒性。本研究随机选取6头硒都黑猪进行体尺估测试验,采用人工方式测量实际体尺数值。利用本研究所设计YOLOv11姿态检测与SVR体尺测量算法进行体尺预测,结果由表3所示,该方法获得的猪

只体长、臀宽、胸宽的平均绝对百分比误差分别为1.60%、5.73%、3.55%。其中,臀宽的平均绝对百分比误差较大,这可能是由于猪只的姿态变化,导致图像中臀部区域的可见性及人工测量值存在一定的误差。

表3 猪只体尺测量对比表

Table 3 Comparison table of pig body size measurement

猪号 Pig ID	体尺测量值/cm Body measurement values						绝对百分比误差/% Absolute percentage error		
	体长实测 True body length	体长估测 Predicted body length	臀宽实测 True hip width	臀宽估测 Predicted hip width	胸宽实测 True chest width	胸宽估测 Predicted chest width	体长 Body length	臀宽 Hip width	胸宽 Chest width
9635	123.00	122.05	28.00	31.51	26.00	27.00	0.77	12.54	3.85
9124	124.00	121.30	30.00	31.94	28.00	27.65	2.18	6.47	1.25
9365	125.00	125.79	29.00	32.03	28.00	28.70	0.63	10.45	2.50
9003	120.00	122.61	31.00	31.62	27.00	28.40	2.18	2.00	5.19
9782	123.00	126.42	31.00	31.24	28.00	27.66	2.78	0.77	1.21
9115	126.00	124.66	33.00	32.29	31.00	28.74	1.06	2.15	7.29
均值 Mean	123.50	123.81	30.33	31.77	28.00	28.02	1.60	5.73	3.55

3 讨论

本研究提出了一种结合YOLOv11与支持向量回归(SVR)算法的非接触式猪只姿态检测与体尺估测方法。研究结果表明,该方法具备较高的检测准确率和估测精度,同时保持良好的实用性和轻量化优势,能够有效适应种猪选育测定环节对高效、低应激体尺测量的需求。

与传统人工接触式测量相比,该方法显著降低了对猪只的应激影响,提升了测量效率和一致性。在目标检测方面,基于YOLOv11的姿态识别模型可在不同姿态和复杂光照条件下实现稳定检测,平均精确度达到90%,单张图像检测时间为(56.1±0.8)ms,具备良好的鲁棒性。在体尺估测方面,通过SVR模型得到的体长、胸宽、臀宽的估测值与实测值的平均绝对百分比误差分别为2.78%、2.55%、2.88%,相较于三维点云或复杂建模方法,该方法更具实现效率和部署便利性。

尽管本方法在准确性和实用性方面均表现良好,但仍存在一定局限性。例如,模型对极端姿态样本的泛化能力仍有待提升,图像采集平台在不同场景的适应性和通用性亦需进一步验证。未来研究将聚焦于多视角图像融合、时序特征引入等方向,以提升姿态识别的稳定性与体尺估测的精度,同时探索算法在不同品种、体型猪只中的迁移能力,推动该方法在实际养殖场景中的广泛应用。

参考文献 References

- [1] FIOCCOLA A, NICOLARDI R V, POZZI T, et al. Estimation of normal lung weight index in healthy female domestic pigs [J/OL]. Intensive care medicine experimental, 2024, 12 (1) : 6 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1186/s40635-023-00591-7>.
- [2] XIE C Q, CANG Y J, LOU X Z, et al. A novel approach based on a modified mask R-CNN for the weight prediction of live pigs [J]. Artificial intelligence in agriculture, 2024, 12: 19-28.
- [3] LEI K D, TANG X F, LI X L, et al. Research and preliminary evaluation of key technologies for 3D reconstruction of pig bodies based on 3D point clouds [J/OL]. Agriculture, 2024, 14(6): 793 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.3390/agriculture14060793>.
- [4] LEI K D, ZONG C, YANG T, et al. Detection and analysis of sow targets based on image vision [J/OL]. Agriculture, 2022, 12 (1) : 73 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.3390/agriculture12010073>.
- [5] GUO H, WANG K, SU W, et al. 3D scanning of live pigs system and its application in body measurements [J]. The international archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences, 2017, XLII-2/W7: 211-217.
- [6] MA W H, QI X Y, SUN Y, et al. Computer vision-based measurement techniques for livestock body dimension and weight: a review [J/OL]. Agriculture, 2024, 14(2) : 306 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.3390/agriculture14020306>.
- [7] ACHOUR B, BELKADI M, FILALI I, et al. Image analysis for individual identification and feeding behaviour monitoring of dairy cows based on Convolutional Neural Networks (CNN) [J]. Biosystems engineering, 2020, 198: 31-49.
- [8] BEZEN R, EDAN Y, HALACHMI I. Computer vision system for measuring individual cow feed intake using RGB-D camera and deep learning algorithms [J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 172: 105345 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105345>.
- [9] LI Z Y, SONG L, DUAN Y C, et al. Basic motion behaviour recognition of dairy cows based on skeleton and hybrid convolution algorithms [J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 196: 106889 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106889>.
- [10] XUE H X, SUN Y W, CHEN J X, et al. CAT-CBAM-NET: an automatic scoring method for sow body condition based on CNN and transformer [J/OL]. Sensors, 2023, 23 (18) : 7919 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.3390/s23187919>.
- [11] 滕光辉,申志杰,张建龙,等.基于Kinect传感器的无接触式母猪体况评分方法[J].农业工程学报,2018,34(13):211-217. TENG G H, SHEN Z J, ZHANG J L, et al. Non-contact sow body condition scoring method based on Kinect sensor [J]. Transactions of the CSAE, 2018, 34 (13) : 211-217 (in Chinese with English abstract).
- [12] WHITTEMORE C T, SCHOFIELD C P. A case for size and shape scaling for understanding nutrient use in breeding sows and growing pigs [J]. Livestock production science, 2000, 65 (3): 203-208.
- [13] LI Z G, WANG Y, ZHENG W C, et al. Effect of inlet-outlet configurations on the cross-transmission of airborne bacteria between animal production buildings [J/OL]. Journal of hazardous materials, 2022, 429: 128372 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1016/j.jhazmat.2022.128372>.
- [14] 柏广宇,刘龙申,沈明霞,等.基于无线传感器网络的母猪体温实时监测节点研制[J].南京农业大学学报,2014,37(5):128-134. BAI G Y, LIU L S, SHEN M X, et al. Design of sow body temperature monitoring node based on wireless sensor network [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2014, 37(5): 128-134 (in Chinese with English abstract).
- [15] KAWASUE K, WIN K D, YOSHIDA K, et al. Black cattle body shape and temperature measurement using thermography and KINECT sensor [J]. Artificial life and robotics, 2017, 22

- (4):464-470.
- [16] NIR O, PARMET Y, WERNER D, et al. 3D Computer-vision system for automatically estimating heifer height and body mass[J]. Biosystems engineering, 2018, 173:4-10.
- [17] CONDOTTA I C F S, BROWN-BRANDL T M, PITLA S K, et al. Evaluation of low-cost depth cameras for agricultural applications[J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2020, 173: 105394 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2020.105394>.
- [18] PEZZUOLO A, GUARINO M, SARTORI L, et al. On-barn pig weight estimation based on body measurements by a Kinect v1 depth camera[J]. Computers and electronics in agriculture, 2018, 148:29-36.
- [19] 初梦苑, 司永胜, 李前, 等. 家畜体尺自动测量技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2022, 38(13): 228-240. CHU M Y, SI Y S, LI Q, et al. Research advances in the automatic measurement technology for livestock body size[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38 (13) : 228-240 (in Chinese with English abstract).
- [20] 刘同海, 滕光辉, 付为森, 等. 基于机器视觉的猪体体尺测点提取算法与应用[J]. 农业工程学报, 2013, 29(2): 161-168. LIU T H, TENG G H, FU W S, et al. Extraction algorithms and applications of pig body size measurement points based on computer vision[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(2): 161-168 (in Chinese with English abstract).
- [21] HU H, YU J C, YIN L, et al. An improved PointNet++ point cloud segmentation model applied to automatic measurement method of pig body size[J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2023, 205: 107560 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.107560>.
- [22] 李哲. 育肥猪非接触体尺测量研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古大学, 2023. LI Z. Measurement of non-contact research body measure in fatten pigs [D]. Hohhot: Inner Mongolia University, 2023 (in Chinese with English abstract).
- [23] 姚裔范, 徐晨, 陈鸿基, 等. 基于关键点检测和多目标跟踪的猪体尺估计[J]. 华南农业大学学报, 2024, 45(5): 722-729. YAO Y P, XU C, CHEN H J, et al. Estimation of pig body measurements based on keypoint detection and multi-object tracking[J]. Journal of South China Agricultural University, 2024, 45(5):722-729 (in Chinese with English abstract).
- [24] LIU Y, ZHOU J, BIAN Y F, et al. Estimation of weight and body measurement model for pigs based on back point cloud data [J/OL]. Animals, 2024, 14 (7) : 1046 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.3390/ani14071046>.
- [25] DANG Q, YIN J Q, WANG B, et al. Deep learning based 2D human pose estimation: a survey [J]. Tsinghua science and technology, 2019, 24(6):663-676.
- [26] CHEN Y C, TIAN Y L, HE M Y. Monocular human pose estimation: a survey of deep learning-based methods [J/OL]. Computer vision and image understanding, 2020, 192: 102897 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2019.102897>.
- [27] 张宏鸣, 李永恒, 周利香, 等. 基于改进YOLOv3的肉牛多目标骨架提取方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(3): 285-293. ZHANG H M, LI Y H, ZHOU L X, et al. Multi-target skeleton extraction method of beef cattle based on improved YOLOv3[J]. Transactions of the CSAM, 2022, 53(3): 285-293 (in Chinese with English abstract).
- [28] 张飞宇, 王美丽, 王正超. 引入Transformer和尺度融合的动物骨骼关键点检测模型构建[J]. 农业工程学报, 2021, 37(23): 179-185. ZHANG F Y, WANG M L, WANG Z C. Construction of the animal skeletons keypoint detection model based on transformer and scale fusion [J]. Transactions of the CSAE, 2021,37(23):179-185 (in Chinese with English abstract).
- [29] WANG G, MA Y, HUANG J, et al. Instance segmentation of pigs in infrared images based on INPC model[J/OL]. Infrared physics & technology, 2024, 141: 105491 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1016/j.infrared.2024.105491>.
- [30] WANG G, MA Y, HUANG J, et al. Measurement of pig body temperature based on ear segmentation and multi-factor infrared temperature compensation[J/OL]. IEEE transactions on instrumentation and measurement, 2025, 74: 3538062 [2024-11-26]. <https://doi.org/10.1109/TIM.2025.3538062>.

YOLOv11 and SVR based detection of back posture and estimation of body size in breeding pigs

LI Zipeng¹, XU Dihong², LI Xuan², LI Lianghua¹, SUN Hua¹,
HUANG Jiangdong¹, WANG Qifan², MEI Shuqi¹, PENG Xianwen¹

1.*Institute of Animal Husbandry and Veterinary, Hubei Academy of Agricultural Sciences, Wuhan 430064, China;*

2.*College of Engineering/ Ministry of Agriculture and Rural Affairs Key Laboratory of Smart Farming for Agricultural Animals, Huazhong Agricultural University, Wuhan 430070, China*

Abstract A non-contact image data collection platform for pigs was designed to solve the problems of the response to stress, large errors, and low efficiency caused by the manual contact measurement of body size in breeding pigs. A method of detecting back posture and estimating body size in pigs was proposed based on YOLOv11 and support vector regression (SVR) algorithm. The YOLOv11 model was used to detect the back posture in pigs and the SVR algorithm was used to process the information of body size from the results of detection to estimate the body size in pigs. The results showed that the recall and average precision of the YOLOv11 model reached 94.6% and 96.0%, respectively, indicating that the model has a good robustness of detection. The mean absolute percentage errors between the estimated and measured value of body length, chest width, and hip width obtained through the SVR algorithm was 2.78%, 2.55%, and 2.88%, respectively, indicating that the algorithm has high accuracy in measuring the body size. It is indicated that the method of detecting back posture and estimating body size in pigs based on YOLOv11 and SVR algorithm has the characteristics of lightweight and high accuracy, providing an efficient and reliable tool for breeding selection in pig farms while reducing human error and the response to stress in pigs.

Keywords breeding pig; YOLOv11; support vector regression (SVR); posture detection; body size estimation

(责任编辑:葛晓霞)