

基于多模块增强策略的肉羊体尺自动测量方法

张 姬^{1,2} 崔竞月¹ 宛 博³ 韩书庆⁴ 宋占华^{1,5} 于镇伟^{1,2} 韩常德⁶ 田富洋^{1,2}

(1. 山东农业大学机械与电子工程学院, 泰安 271018; 2. 农业装备智能化山东省工程研究中心, 泰安 271018;

3. 山东省聊城市临清润林牧业有限公司, 聊城 252600; 4. 农业农村部农业监测预警技术重点实验室, 北京 100081;

5. 山东省设施园艺智慧生产技术装备重点实验室(筹), 泰安 271018; 6. 潍柴雷沃智慧农业科技股份有限公司, 潍坊 271599)

摘要: 针对非接触式体尺测量方法采集肉羊体尺时,因羊只体表纹理平滑、姿态多变,导致特征点定位困难、测量基准不一致、表面细节信息易丢失等问题,提出了一种基于多模块增强策略的肉羊体尺自动测量方法。分别建立羊只侧视与俯视图像数据集各5 000幅。以YOLO 11n-Pose为基础模型,在骨干、颈部及检测头中分别引入集成PConv的Faster_Block、动态可变形卷积DCNv4、RepViTBlock及EVCBlock模块,构建新的关键点检测模型PDRE-YOLO,基于PDRE-YOLO识别羊只肩拐点、肩高点、胸深点、胸高点、臀高点、坐骨点、蹄尖点、左肩点、右肩点9个关键点,根据关键点像素值以及坐标转换算法实现体长、体高、胸深、胸高、十字部高、胸宽6项体尺的自动测量。试验结果表明:在侧视数据集上,模型关键点检测mAP@0.5:0.95达到99.50%,较原始YOLO 11n-Pose模型提升1.8个百分点;检测精确率为93.60%,提升3.8个百分点。在俯视数据集上,其mAP@0.5:0.95同样为99.50%,提升1.5个百分点;检测精确率为92.60%,提升2.0个百分点。模型检测的关键点经坐标转换后所得体尺数据与人工测量结果对比,平均绝对误差分别为3.94、3.23、2.04、1.06、5.47、1.42 cm,平均相对误差分别为7.63%、5.87%、8.75%、4.02%、10.22%、9.68%。

关键词: 肉羊; 体尺测量; 关键点检测; PDRE-YOLO

中图分类号: S8-39; TP391.4

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2026)15-0116-09

OSID:



Automatic Measurement Method for Sheep Body Dimensions Based on Multi-module Enhancement Strategy

Zhang Ji^{1,2} Cui Jingyue¹ Wan Bo³ Han Shuqing⁴ Song Zhanhua^{1,5}

Yu Zhenwei^{1,2} Han Changde⁶ Tian Fuyang^{1,2}

(1. College of Mechanical and Electronic Engineering, Shandong Agricultural University, Tai'an 271018, China

2. Shandong Engineering Research Center of Agricultural Equipment Intelligentization, Tai'an 271018, China

3. Linqing Runlin Animal Husbandry Co., Ltd., Liaocheng City, Shandong Province, Liaocheng 252600, China

4. Key Laboratory of Agricultural Monitoring and Early Warning Technology,

Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Beijing 100081, China

5. Shandong Key Laboratory of Intelligent Production Technology and Equipment for Facility Horticulture, Tai'an 271018, China

6. Weichai Lovol Smart Agriculture Technology Co., Ltd., Weifang 271599, China)

Abstract: When collecting body measurements of meat sheep using non-contact methods, the smooth texture of the sheep's skin and their constantly changing postures can lead to difficulties in locating feature points, inconsistencies in measurement reference points, and the loss of surface detail information. In response, an automated method for measuring the body dimensions of meat sheep was proposed based on a multi-module enhancement strategy. Datasets comprising 5 000 images each of sheep viewed from the side and from above were established. Using YOLO 11n-Pose as the base model, the keypoint detection model PDRE-YOLO was constructed by integrating the following modules: Faster_Block with PConv, DCNv4 with dynamic deformable convolutions, RepViTBlock, and EVCBlock applied to the spine, neck, and head detection regions, respectively. Using PDRE-YOLO, nine key points

收稿日期: 2026-04-09 修回日期: 2026-04-20

基金项目: 国家重点研发计划项目(2024YFD1300600)和农业农村部农业监测预警技术重点实验室开放基金项目(JCYJKFKT2503)

作者简介: 张姬(1987—),女,副教授,博士,主要从事畜牧机械关键技术与智能化装备研究,E-mail: sdauzhangji@163.com

通信作者: 田富洋(1979—),男,教授,博士,主要从事智能畜牧养殖技术与装备研究,E-mail: sdaufy@163.com

were extracted: shoulder break point, shoulder height point, chest depth point, chest height point, rump height point, ischial tuberosity point, hoof tip point, left shoulder point, and right shoulder point. Based on the pixel values of these key points and coordinate transformation algorithms, six body measurements were automatically calculated: body length, body height, chest depth, chest height, cross height, and chest width. Experimental results indicated that on the side-view dataset, the model achieved a keypoint detection accuracy of 99.50% for the mAP @ 0.5: 0.95, representing a 1.8 percentage point improvement over the original YOLO 11n - Pose model; detection accuracy reached 93.60%, an increase of 3.8 percentage points. On the top-view dataset, mAP@0.5:0.95 also achieved 99.50%, an improvement of 1.5 percentage points; with detection accuracy at 92.60%, an increase of 2.0 percentage points. The body measurements derived from coordinate-transformed keypoints were compared with manual measurements, yielding mean absolute errors (MAE) of 3.94 cm, 3.23 cm, 2.04 cm, 1.06 cm, 5.47 cm, and 1.42 cm, with average relative errors of 7.63%, 5.87%, 8.75%, 4.02%, 10.22%, and 9.68%, respectively.

Key words: meat sheep;body measurement; key point detection; PDRE - YOLO

0 引言

随着居民消费能力的增强,羊肉市场需求持续增长,然而作为重要产区的山东省,其羊肉产量近年却呈现下滑趋势,导致供给与消费之间的差距逐步扩大^[1-2]。在此背景下,实现肉羊养殖业增产目标的关键在于确保羊群健康并优化其生长性能与遗传潜力,而体尺数据作为评价羊只生长发育、实施精细化饲喂以及衡量种羊遗传品质的客观标准,对提升群体生产水平具有直接影响。目前,体尺测量仍普遍依赖测杖、卷尺等人工操作,该方法效率低、准确性差、易导致羊只应激,且受测量者主观影响较大^[3-6]。近年来,随着计算机视觉与三维可视化技术的发展,非接触、自动化的体尺测量方法正逐渐成为替代传统手段的研究与应用方向。

在非接触、自动化的体尺测量方面,国内外学者已开展了诸多研究,主要围绕二维图像分析技术与三维点云重建技术展开。在基于二维图像的体尺测量方面,研究主要依托传统计算机视觉方法,通过单目或双目相机采集图像,结合图像处理与几何模型实现体尺数据计算^[7-11]。随着深度传感技术的发展,基于三维点云的体尺测量方法逐渐兴起,该方法能直接获取动物表面的三维信息^[12-18]。二维图像法具有设备简单、响应速度快的优点,但受限于光照条件敏感性,且局限于直线体尺的测量,围度参数需通过模型估算。三维点云法能直接获取动物三维表型信息,测量精度较高,但依赖多相机同步采集与多角度复杂配准,设备成本高、运算数据量大,在规模化养殖场中部署应用受到一定限制。

尽管相关研究已取得进展^[19-26],但在实际羊只体尺测量应用中仍存在若干不足:首先,肉羊身体轮廓较为平滑,缺乏显著的骨骼凸起特征,致使模型在特征提取时区分度不足,易引发关键点的误检、漏检

及关键点偏移;其次,由于肉羊的姿态多变以及不同生长阶段下尺寸差距较大等干扰因素,导致关键点检测准确率降低;最后,模型在实际部署中面临计算效率与检测精确率的平衡挑战。针对上述问题,本文以 YOLO 11n - Pose 为基础,从骨干网络、颈部网络和检测头 3 个层面进行相应改进:针对轮廓平滑导致的特征区分度不足,在骨干浅层引入 PConv 轻量化结构以平衡效率,并在 SPPF 中嵌入 DCNv4 增强形变适应能力;针对姿态多变引起的定位偏移,在颈部采用 RepViTBlock 融合全局上下文;针对高分辨率特征细节易丢失,在检测头添加 EVCBlock 提升细节定位精度,由此得到一种新模型 PDRE - YOLO;之后将模型检测到的关键点结合相机参数,进行坐标转换,得到相应点的三维坐标并进行计算,获得 6 项体尺(体长、体高、胸深、胸高、十字部高、胸宽)数据。

1 材料与方法

1.1 数据集构建

1.1.1 数据采集与增强

试验数据于 2025 年 7 月 15 日—9 月 3 日在山东省聊城市临清润林牧业有限公司采集,为构建能够充分体现羊只体型多样性的数据集,本研究选取 2、6、8 月龄 3 种不同生长阶段的圈养湖羊只各 200 只,共计 600 只,以覆盖肉羊生长发育的关键阶段。选用奥比中光 Gemini 336L 型相机,如图 1 所示,在羊只上方和右侧各 1 m 处安装相机。数据采集分类如图 2 所示。从采集的数据中筛选出同时刻采集的俯视与侧视图像各 2 000 幅(涵盖全部月龄)作为样本数据集,分辨率统一为 640 像素×480 像素,保存为 jpg 图像格式。

为提升模型鲁棒性与泛化能力,避免过拟合,本研究构建了一套涵盖几何变换与颜色扰动的在线数

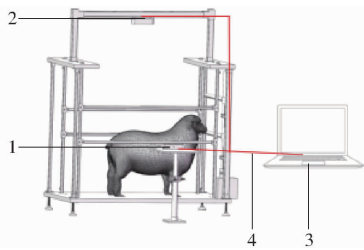


图 1 无接触测量系统示意图

Fig. 1 Schematic of non-contact measurement system

1. 侧视相机 2. 俯视相机 3. 数据处理装置 4. 数据传输线

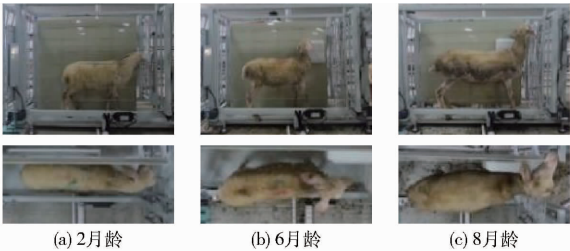


图 2 数据采集分类

Fig. 2 Data acquisition classification

据增强策略。具体包括:随机裁剪与翻转以模拟不同构图与视角;HSV 色域变换以自适应调整色调、饱和度及亮度,提升光照不变性;噪声注入(高斯噪声或椒盐噪声)以模拟传感器干扰;仿射变换(旋转、平移、剪切与缩放的线性组合)以丰富姿态多样性。经上述增强后,侧视与俯视图象数据集各扩展至 5 000 幅。最后,将增强后的数据集以 8:1:1 的比例划分为训练集、验证集和测试集。

1.1.2 数据标注

本研究采用轻量级的图形标注软件 Labelme 标注肉羊体尺关键点,标注格式采用 json 格式,标注 9 个关键点和两个标注框(图 3)。先对系统内的羊只进行俯视以及侧视的目标检测框标注,然后根据肉羊体尺标准^[27]和牛、羊部位解剖图,在检测框内继续标注该羊只的体尺测量关键点,如表 1 所示。本文标注数据集基本要求为:只对图像中呈现站立姿态的羊只标注目标检测框;对于包含两个关键点的体尺,当两个关键点均存在且不被遮挡时才进行标注,否则不标注。标签中每个 keypoint 表示 1 个关

键点坐标,其由长度为 3 的数组 (x,y,v) 表示,其中: x 和 y 表示关键点的坐标值, v 表示标识符,取值为 0、1、2。当 $v=0$ 时,表示关键点不可见;当 $v=1$ 时,表示关键点存在但被遮挡;当 $v=2$ 时,表示关键点在图像中存在且可见。

表 1 体尺关键点定义

Tab. 1 Definition of key measurement points

体尺关键点	定义
肩拐点	肩部下方弧度拐点处
肩高点	肩部最高处
胸深点	腹部最低处
胸高点	胸骨最低处
臀高点	臀部最高点
坐骨点	尾部上方臀部末端处
蹄尖点	后蹄前端点
左肩点	左侧肩膀最宽处
右肩点	右侧肩膀最宽处

1.2 体尺关键点检测模型

对 YOLO 11n-Pose 模型分别从骨干、颈部和检测头 3 部分进行改进。首先,在骨干网络浅层(第 2、4 层)的 C3K2 模块中,使用基于 PConv(Partial convolution)的 Faster 替换原有 Bottleneck 结构。其次,在第 9 层将可变形卷积 DCNv4(Deformable convolution v4)融入 SPPF 模块,形成 DCNv4-SPPF 复合结构。进一步,在颈部网络的关键位置(第 13、16、20 层)采用 RepViTBlock(Reparameterized vision transformer block)替代 C3K2 中的 Bottleneck。最后,在检测头 P3 层引入 EVCBlock(Explicit visual center block)模块。上述 4 个模块分别针对轻量化与精度平衡、形变适应、全局与局部特征协同及高分辨率细节聚焦 4 项核心难题,形成递进式协同设计。最终,得到新的模型 PDRE-YOLO,结构如图 4 所示。

1.2.1 C3K2_PConv 模块

为解决 YOLO 11n-Pose 模型计算复杂度高的问题,本文提出了一种混合骨干网络设计。在骨干网络的 4 个 C3K2 模块中,前两个使用 C3K=False 配置,替换标准的 Bottleneck 为 Faster_Block 模块(内部集成 PConv),其结构如图 5 所示;后两个保持 C3K=True 配置,使用原始 C3K 模块。Faster_Block 中的 PConv 利用其部分卷积机制,仅对输入通道的 1/4 进行卷积计算,其余通道直接复用,从而显著减少浮点运算量;同时通过保留其余通道信息来维持模型的表达能力。而深层网络保留标准 C3K2 模块,确保了关键点检测所需的高级语义特征提取能力。

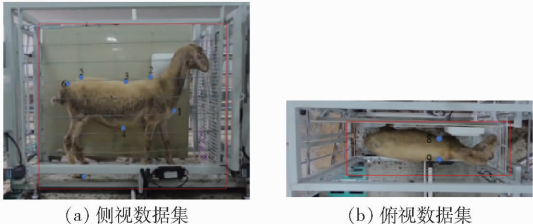


图 3 数据集标注示意图

Fig. 3 Schematics of dataset annotation

1. 肩拐点 2. 肩高点 3. 胸深点 4. 胸高点 5. 臀高点 6. 坐骨点 7. 蹄尖点 8. 左肩点 9. 右肩点

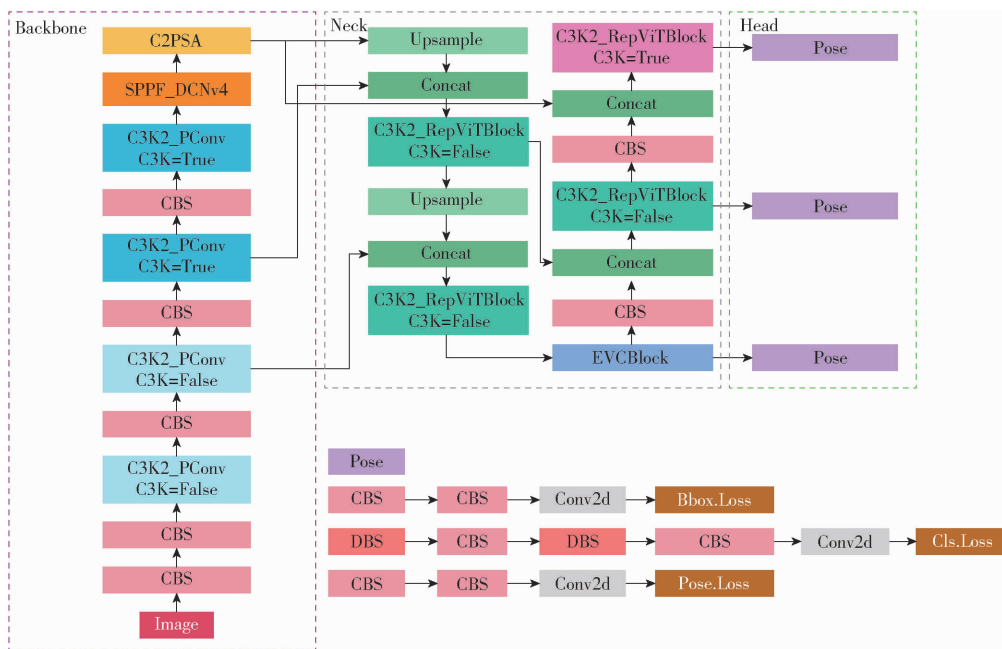


图 4 PDRE-YOLO 结构图

Fig. 4 PDRE-YOLO architecture diagram

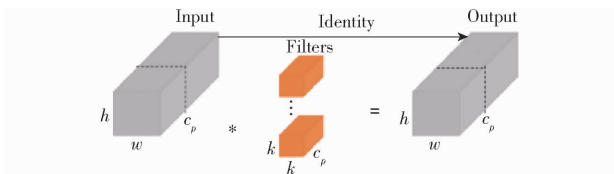


图 5 PConv 结构图

Fig. 5 PConv architecture diagram

1.2.2 SPPF_DCNv4

YOLO 11n-Pose 模型骨干网络中的 SPPF 模块通过多尺度池化有效扩大了感受野,增强了模型对目标尺度变化的适应性。但其池化操作固定且空间不变,感受野的几何结构是静态的,无法根据肉羊姿态的动态变化(如关节弯曲、肢体遮挡)自适应调整并关注感兴趣区域,可能导致对轮廓细节和关键点特征捕捉不足,造成关键点坐标预测漂移。为此,本文将可变形卷积算子 DCNv4 融入 SPPF 模块。DCNv4 通过去除空间聚合的归一化、预测偏移量,赋予卷积自适应的动态采样能力,使 PDRE-YOLO 模型更加关注肉羊关键点区域,更好地适应肉羊姿态多变和生长阶段差异,提升特征区分度,从而改善关键点坐标定位精确率。该方法在维持多尺度上下文理解优势的基础上,增强了局部形变适应能力,使模型在保持较高检测精确率的同时,提升了在复杂养殖环境下的鲁棒性。可变形卷积公式为

$$\mathbf{y}_{pp} = \sum_{a=1}^A \sum_{b=1}^B w_a m_{ab} x_a (\mathbf{p}_0 + \mathbf{p}_b + \Delta \mathbf{p}_{ab}) \quad (1)$$

式中 A, B ——分组数、采样点数

a, b ——组合采样点

w_a ——第 a 组与位置无关的映射权重

m_{ab} ——第 a 组中第 b 个采样点的调制量

x_a ——第 a 组的输入特征图

$\mathbf{p}_0$ ——输入特征图的中心参考点坐标

$\mathbf{p}_b$ ——预定义的规则采样网格偏移量

$\Delta \mathbf{p}_{ab}$ ——第 a 组的采样点 p_b 对应的偏移量

1.2.3 C3K2_RepViTBlock 模块

RepViTBlock 结合了 RepVGG 的重参数化设计和 ViT 的注意力机制的形变适应与动态特征选择的优势,其结构如图 6 所示,通过 3×3 DW 与 1×1 DW 卷积捕获局部多尺度特征,并借助 FNN 中的自注意力机制实现全局上下文建模;该模块在训练阶段以多分支形式充分学习丰富表征,在推理时则通过重参数化技术合并为高效单路结构,因而同时具备了动态特征选择、强大的形变适应能力以及优异的推理效率。而 YOLO 11n-Pose 模型颈部网络中的 C3K2 模块依托核心 Bottleneck 结构的多路径卷积和残差连接,能够有效整合不同尺度的特征图、增强特征金字塔的表示能力。但其固定卷积操作缺乏动态特征选择机制,面对肉羊平滑的体表纹理,该模块难以自适应聚焦关键区域,导致特征融合效率不足;此外,标准卷积的均匀处理方式在面对肉羊姿态多变和体型差异大的场景时,容易引起特征混淆和误检。

为此,本文提出以 RepViTBlock 替换 C3K2 模块核心 Bottleneck 结构,形成新模块。RepViTBlock 采用重参数化的 Vision Transformer 架构,其自注意力机制能够动态分配特征权重,突出关节和躯干等关键区域的特征显著性。同时,重参数化技术使得模

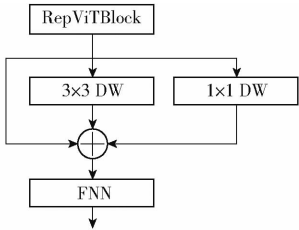


图 6 RepViTBlock 模块结构图

Fig. 6 RepViTBlock module structure diagram

型能够在低计算成本下学习羊只关键点特征表示,提升对肉羊全生命周期(羔羊与成年羊)和多变化姿态(行走、卧倒、站立)的适应能力,减少复杂背景干扰。

1.2.4 EVCBlock 模块

针对 YOLO 11n - Pose 模型颈部网络 P3 层在处理高分辨率特征时易出现关键点细节丢失导致定位精确率不足问题,本文引入 EVCBlock 模块进行增强。如图 7 所示,该模块首先通过 7×7 卷积扩展感受野并提取基础特征,随后通过双分支并行架构:MLP 分支通过多层感知机实现通道间的自适应交互与重校准,LVC 分支则利用大核卷积捕获广阔的空间上下文信息;两分支特征经拼接 (Concat) 后,由 1×1 卷积进行跨通道融合与维度调整。

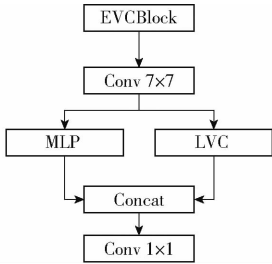


图 7 EVCBlock 模块结构图

Fig. 7 EVCBlock module structure diagram

将 EVCBlock 引入 P3 层后,一方面,通道注意力机制使网络能够自适应地聚焦于感兴趣区域的关键点细节特征,抑制平滑躯干等无关背景的干扰;另一方面,大核卷积提供的广阔感受野增强了模型对肉羊整体姿态与局部关键点空间关系的理解,提升了在不同生长阶段(羔羊与成年羊)和多样姿态下的关键点定位稳定性。这一改进使模型在保持高分辨率特征处理优势的同时,有效控制了计算复杂度,为不同生长阶段肉羊的关键点检测提供了更精准可靠的特征表示,从而整体提升了关键点检测的精确率与鲁棒性。

1.3 体尺数据获取

1.3.1 二维像素坐标到三维空间坐标转换

在获取体尺的三维数据时,本研究采用奥比中光相机进行图像采集,首先,利用其双目和同步器实

现彩色图像与深度图像在时间上的同步。之后,通过奥比中光 SDK 提供的坐标对齐功能 (AlignFilter),将深度图像坐标系映射到彩色图像坐标系,实现两种模态图像在空间上的像素级配准,该过程本质上是 将深度图像中的每个像素点映射至彩色图像的对应特征区域。配准完成后,基于 PDRE - YOLO 模型从彩色图像中识别出的体尺关键点像素坐标 $P(u,v)$,可直接在已对齐的深度图像中相同位置获取其对应的深度。在此基础上,利用深度相机的内参数(焦距 f_x 、 f_y 和光学中心 c_x 、 c_y)和旋转矩阵 R 、平移向量 T 等核心参数,通过坐标变换计算流程,将二维像素坐标及其深度转换为世界坐标系中三维点 $P(X_w,Y_w,Z_w)$,坐标转换公式为

$$X_c = \frac{u - c_x}{f_x} D(u,v) \tag{2}$$

$$Y_c = \frac{v - c_y}{f_y} D(u,v) \tag{3}$$

$$Z_c = D(u,v) \tag{4}$$

$$X_w = R(1,1)X_c + R(1,2)Y_c + R(1,3)Z_c + T(1) \tag{5}$$

$$Y_w = R(2,1)X_c + R(2,2)Y_c + R(2,3)Z_c + T(2) \tag{6}$$

$$Z_w = R(3,1)X_c + R(3,2)Y_c + R(3,3)Z_c + T(3) \tag{7}$$

式中 $D(u,v)$ ——像素点 (u,v) 处的深度
 (X_c,Y_c,Z_c) ——关键点在相机坐标系的坐标

1.3.2 体尺参数计算

使用 PDRE - YOLO 模型输出彩色图像的二维关键点坐标,结合深度图像对应的深度得到关键点的三维坐标,进而获取真实体尺参数(图 8)。体尺参数定义如表 2 所示。

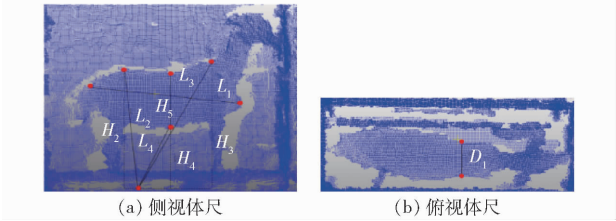


图 8 体尺数据测量图

Fig. 8 Body measurement chart

2 试验

2.1 试验环境及参数配置

模型训练环境以及主要参数配置如表 3 所示。训练迭代次数为 200,批量大小 16,初始学习率为 0.001。

2.2 评价指标

采用精确率、召回率、平均精确率均值作为羊只

表 2 体尺参数定义与方法

Tab.2 Definitions and methods of body measurement parameters	
体尺参数	方法
体长 L_1	肩拐点至坐骨点的直线距离
L_2	臀高点与蹄尖点的直线距离
L_3	肩高点与蹄尖点的直线距离
L_4	胸高点与蹄尖点的直线距离
十字部高 H_2	臀高点至蹄尖点的垂线距离,由 L_2 换算得到
体高 H_3	肩高点至蹄尖点的垂线距离,由 L_3 换算得到
胸高 H_4	胸高点至蹄尖点的垂线距离,由 L_4 换算得到
胸深 H_5	胸深点至胸高点的直线距离
胸宽 D_1	左肩点至右肩点的直线距离

表 3 模型训练环境

Tab.3 Model training environment	
平台	配置
CPU	Intel Core Ultra 9 285K × 24
GPU	NVIDIA GeForce RTX 5090
加速环境	CUDA 12.8
操作系统	Ubuntu 25.04
开发环境	Python 3.13, PyTorch 2.7.1

体尺测量关键点检测模型的性能评估指标。在体尺测量结果上,采用平均相对误差和平均绝对误差作

表 4 不同关键点检测模型在羊只侧视与俯视数据集上的性能对比结果

Tab.4 Performance comparison of different keypoint detection models on sheep side view and back view datasets						
模型	侧视	侧视精确率/	俯视	俯视精确	浮点运算量	参数量
	mAP@ 0.5;0.95/%	%	mAP@ 0.5;0.95/%	率/%		
YOLO v8n - Pose	95.70	89.90	98.00	90.30	8.90×10^9	3.35×10^6
RTMPose	78.80	83.90	82.10	87.60	1.42×10^{10}	5.10×10^6
YOLO 11n - Pose	97.70	89.80	98.00	90.60	7.10×10^9	2.93×10^6
PDRE - YOLO	99.50	93.60	99.50	92.60	1.08×10^{10}	4.20×10^6

2.3.2 消融试验

基于侧视与俯视两个数据集的消融试验结果(表 5、6)表明,各模块单独引入时均难以全面提升模型性能;PConv 在提升精确率的同时导致召回率下降,表明部分卷积可能丢失关键点信息;DCNv4 单独应用时 mAP 下降,因其偏移量学习需要稳定的特征基础;RepViTBlock 虽借助全局上下文提升定位能力,但召回率偏低,缺乏局部细节支撑;EVCBlock 的细节注意力机制强化了特征表达,但检测稳定性不足。进一步的两两组合试验显示,多数组合性能优于单一模块,表现出较明显的协同增益。将全部模块集成后,PDRE - YOLO 在侧视数据集上精确率 93.6%、召回率 98.4%、mAP@ 0.5:0.95 99.5%;在俯视数据集上精确率 92.6%、召回率 98.3%、mAP@ 0.5:0.95 99.5%,综合性能最优。

为评估指标。

2.3 关键点检测模型的对比试验与消融试验

2.3.1 不同模型性能对比试验

利用关键点检测模型 YOLO v8n - Pose、RTMPose、YOLO 11n - Pose 和 PDRE - YOLO 模型对侧视和俯视两个数据集进行对比试验,试验结果如表 4(表中 mAP@ 0.5:0.95 表示在不同 OKS 阈值下模型关键点检测精度的平均值)所示。在侧视数据集上,其 mAP@ 0.5:0.95 达到 99.50%,较原始 YOLO 11n - Pose 模型提升 1.8 个百分点;检测精确率为 93.60%,提升 3.8 个百分点。在俯视数据集上,其 mAP@ 0.5:0.95 同样为 99.50%,提升 1.5 个百分点;检测精确率为 92.60%,提升 2.0 个百分点。从表 4 还可以看出,PDRE - YOLO 的浮点运算量和参数量较基准模型有所增加。在 NVIDIA RTX 5090 上测试,YOLO 11n - Pose 平均推理速度为 149.8 f/s,PDRE - YOLO 为 134.4 f/s,速度下降约 10.3%。尽管理论计算量增幅(42% ~ 52%)高于实际速度降幅,但 PDRE - YOLO 在侧视和俯视数据集上的 mAP 分别提升 1.8、1.5 个百分点,精确率分别提升 3.8、2.0 个百分点,以较小的速度代价换取了明显的精度提升,满足实际体尺测量场景的需求。

2.4 体尺测量结果验证与分析

为验证该方法的可靠性,于 2025 年 12 月 1—20 日,在山东省聊城市临清润林牧业有限公司随机选取 60 只不同月龄(2、6、8 月龄)的羊只,对其 6 项体尺(体长、体高、胸深、胸高、十字部高、胸宽)进行了人工与模型的测量、对比。聘请专业人员使用卷尺、量杖对测试羊只进行测量。同样用模型测量对应羊只,每项体尺测量 3 次取均值。

测量结果如表 7 和图 9 所示。从不同月龄阶段来看(表 7):2 月龄时,体长与十字部高的方差处于较高水平,胸深与胸宽方差较低,而胸高与体高方差最低(0.2 cm²),说明肩高点与胸高点检测较稳定。6 月龄时,体长的方差降至 1.7 cm²,胸宽方差有所上升,体高与胸高仍保持不变,而十字部高的方差相较于 2 月龄阶段有所增大。8 月龄时,十字部高、体

表 5 羊只侧视数据集的消融试验对比结果
Tab.5 Comparison of ablation test results for
sheep lateral datasets %

模型	精确率	召回率	mAP@ 0.5;0.95
YOLO 11n - Pose	89.8	97.7	97.7
YOLO 11n - Pose + PConv	91.3	93.5	97.6
YOLO 11n - Pose + DCNv4	86.4	94.2	95.3
YOLO 11n - Pose + RepViTBlock	84.5	85.8	98.4
YOLO 11n - Pose + EVCBlock	87.6	82.3	98.8
YOLO 11n - Pose + PConv + DCNv4	92.1	95.8	98.2
YOLO 11n - Pose + PConv + RepViTBlock	92.8	96.2	98.9
YOLO 11n - Pose + PConv + EVCBlock	93.0	94.1	99.0
YOLO 11n - Pose + DCNv4 + RepViTBlock	91.5	95.8	98.7
YOLO 11n - Pose + DCNv4 + EVCBlock	90.2	94.5	98.5
YOLO 11n - Pose + RepViTBlock + EVCBlock	91.8	95.2	99.1
PDRE - YOLO	93.6	98.4	99.5

表 6 羊只俯视数据集的消融试验对比结果
Tab.6 Comparison of ablation test results for
sheep back dataset %

模型	精确率	召回率	mAP@ 0.5;0.95
YOLO 11n - Pose	90.6	97.7	98.0
YOLO 11n - Pose + PConv	91.0	93.5	97.6
YOLO 11n - Pose + DCNv4	86.4	90.5	98.6
YOLO 11n - Pose + RepViTBlock	84.5	88.3	97.2
YOLO 11n - Pose + EVCBlock	90.1	88.9	97.7
YOLO 11n - Pose + PConv + DCNv4	91.5	95.0	98.9
YOLO 11n - Pose + PConv + RepViTBlock	92.2	95.5	98.7
YOLO 11n - Pose + PConv + EVCBlock	92.5	94.5	98.8
YOLO 11n - Pose + DCNv4 + RepViTBlock	90.8	96.0	99.0
YOLO 11n - Pose + DCNv4 + EVCBlock	89.5	94.8	98.8
YOLO 11n - Pose + RepViTBlock + EVCBlock	91.2	95.8	99.2
PDRE - YOLO	92.6	98.3	99.5

长与胸宽的方差均维持在较高水平,体高与胸高也略有增加。从整体误差分布来看(图9):模型测量值相较于人工测量值总体偏高,如图9a所示,存在一致的正向偏差,其中十字部高和体高的偏差幅度最大,体长次之,胸深、胸高、胸宽的偏差较小。此外,体长、十字部高的差值方差较大,体高、胸高、胸宽、胸深的差值方差则因月龄而异(表7)。进一步分析人工与模型体尺的相对误差和绝对误差,如图9b所示。胸高的测量准确率最高,其绝对误差中位数最小(0.50 cm)且分布最集中(标准差1.19 cm);体高的误差中位数也相对较低(1.23 cm),但分布相对分散(标准差2.61 cm),波动性较大;胸深的测量稳定性较好(标准差1.26 cm),其中位数与均值

相近(均为2.04 cm左右),呈现近似对称分布;胸宽绝对误差中位数较低(1.42 cm)且分布范围较窄(标准差0.81 cm);体长的绝对误差中位数较高(3.73 cm)。基于60只测试羊只的全部数据,计算得到体长、体高、胸深、胸高、十字部高、胸宽的平均绝对误差分别为:3.94、3.23、2.04、1.06、5.47、1.42 cm;平均相对误差分别为:7.63%、5.87%、8.75%、4.02%、10.22%、9.68%。上述误差特征主要源于体尺参数的数值计算方式:体长和十字部高均涉及长距离差值(两点间水平或垂直跨度大),微小像素误差经坐标转换后易被放大,导致误差偏高;胸宽因测量值本身较小,相同绝对误差下相对误差更高。

表 7 不同月龄人工与模型体尺测量值对比
Tab.7 Comparison between manual and model body measurements at different ages

月龄	方法	体长		体高		胸深		胸高		十字部高		胸宽	
		数值/ cm	方差/ cm ²	数值/ cm	方差/ cm ²	数值/ cm	方差/ cm ²	数值/ cm	方差/ cm ²	数值/ cm	方差/ cm ²	数值/ cm	方差/ cm ²
2月	人工	43.0		40.9		20.8		20.7		42.5		13.1	
	模型	47.2	4.2	41.8	0.2	23.0	1.5	21.2	0.2	44.8	2.5	11.8	1.6
6月	人工	60.3		60.2		29.6		31.3		58.5		18.3	
	模型	61.3	1.7	64.2	0.2	30.3	1.6	31.9	0.2	61.2	6.0	19.6	1.9
8月	人工	60.1		58.9		30.1		30.2		63.0		20.7	
	模型	61.5	4.2	64.2	1.4	30.5	1.4	31.2	2.0	66.5	7.2	22.2	4.3

注:方差为各月龄内人工与模型测量值差值的方差,反映模型预测偏差的个体离散程度。

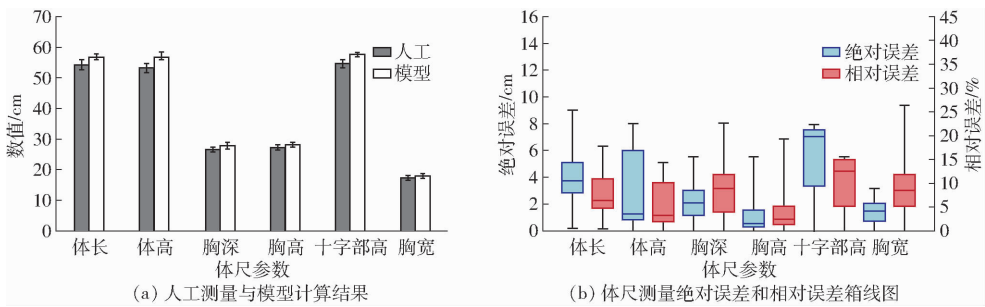


图 9 体尺误差分布与对比

Fig.9 Error distribution and comparison of body measurements

3 结论

(1) 构建了高精度肉羊关键点检测模型 PDRE – YOLO。首先,在骨干网络浅层用集成 PConv 的 Faster _ Block 模块替换 C3K2 中的标准 Bottleneck。其次,引入 DCNv4 至 SPPF 模块。形成 SPPF_DCNv4 新模块。进一步,在特征融合阶段将 C3K2 的 Bottleneck 替换为 RepViTBlock。最后,在检测头 P3 层加入 EVCBlock。试验结果表明,PDRE – YOLO 在侧视与俯视数据集上均表现卓越。在侧视数据集上,mAP@0.5:0.95 达到 99.50%,较基准模型提升 1.8 个百分点;检测精确率为 93.60%,提升 3.8

个百分点。在俯视数据集上,mAP@0.5:0.95 同样为 99.50%,提升 1.5 个百分点;检测精确率为 92.60%,提升 2.0 个百分点。此外,通过试验对比,该模型在 mAP@0.5:0.95 方面均优于当前 YOLO v8n – Pose、RTMPose、YOLO 11n – Pose 等主流算法。

(2) 提出了基于多模块增强策略的肉羊体尺自动测量方法。经实测验证,该方法所测得 体长、体高、胸深、胸高、十字部高、胸宽的平均绝对误差分别为 3.94、3.23、2.04、1.06、5.47、1.42 cm,平均相对误差分别为 7.63%、5.87%、8.75%、4.02%、10.22%、9.68%。为肉羊育种与管理提供了较高精度的非接触式的体尺测量技术方案。

参 考 文 献

[1] 李军,金海. 2023 年我国肉羊产业发展概况、未来发展趋势及建议[J]. 中国畜牧杂志, 2024, 60(3): 322 – 328.
Li Jun, Jin Hai. Overview of China's meat sheep industry development in 2023, future trends, and recommendations [J]. China Journal of Animal Science, 2024, 60(3): 322 – 328. (in Chinese)

[2] Gawat M, Boland M, Singh J, et al. Goat meat: production and quality attributes[J]. Foods, 2023, 12(16): 3130.

[3] Yu S, Liu X, Tan Q, et al. Sensors, systems and algorithms of 3D reconstruction for smart agriculture and precision farming; a review[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 224: 109229.

[4] 李哲, 林文祉, 翁智, 等. 基于 KinectV2 的猪体三维点云重构与体尺测量[J]. 软件导刊, 2024, 23(1): 161 – 166.
Li Zhe, Lin Wenzhi, Weng Zhi, et al. KinectV2-based 3D point cloud reconstruction and body size measurement of pig body [J]. Software Guide, 2024, 23(1): 161 – 166. (in Chinese)

[5] Hao H, Jin Cheng Y, Ling Y, et al. An improved PointNet ++ point cloud segmentation model applied to automatic measurement method of pig body size[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107560.

[6] 罗世林, 何秀文, 孙云涛, 等. 基于机器视觉技术的猪只体重检测研究现状及展望[J]. 南方农机, 2024, 55(3): 13 – 17.
Luo Shilin, He Xiuwen, Sun Yuntao, et al. Research status and prospects of pig weight detection based on machine vision technology [J]. Southern Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 13 – 17. (in Chinese)

[7] Shi C, Zhang J, Teng G. Mobile measuring system based on LabVIEW for pig body components estimation in a large-scale farm [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 156: 399 – 405.

[8] 周艳青, 薛河儒, 姜新华, 等. 基于多尺度 Retinex 图像增强的羊体尺参数无接触测量[J]. 中国农业大学学报, 2018, 23(9): 156 – 165.
Zhou Yanqing, Xue Heru, Jiang Xinhua, et al. Non-contact measurement of sheep body size based on multi-scale Retinex image enhancement [J]. Journal of China Agricultural University, 2018, 23(9): 156 – 165. (in Chinese)

[9] 张丽娜, 武佩, 乌云塔娜, 等. 基于图像的肉羊生长参数实时无接触监测方法[J]. 农业工程学报, 2017, 33(24): 182 – 191.
Zhang Lina, Wu Pei, Wuyunta Na, et al. Real-time non-contact monitoring method for growth parameters of sheep based on image analysis[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(24): 182 – 191. (in Chinese)

[10] 常海天. 种牛体尺非接触测量系统研究[D]. 长春: 长春工业大学, 2018.
Chang Haitian. Research on a non-contact measurement system for breeding bull body dimensions [D]. Changchun:

- Changchun University of Technology, 2018. (in Chinese)
- [11] 刘伟. 基于深度学习的牛体尺测量方法研究[D]. 包头: 内蒙古科技大学, 2020.
Liu Wei. Research on deep learning-based methods for cattle body measurement [D]. Baotou: Inner Mongolia University of Science and Technology, 2020. (in Chinese)
- [12] 王可, 郭浩, 马钦, 等. 基于单视角点云镜像的猪只体尺测量方法[J]. 农业机械学报, 2018, 49(3): 187–195.
Wang Ke, Guo Hao, Ma Qin, et al. Pig body size measurement method based on mirror reflection of single angle point cloud [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(3): 187–195. (in Chinese)
- [13] Selie M, Kircher M, Dorsch U, et al. An accessible and intuitive approach to 3D data modeling for morphometric surface evaluation in pig farming[J]. Computers & Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109327.
- [14] 何翀. 基于深度学习的羊只体尺体重获取方法研究[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2024.
He Chong. Research on deep learning-based methods for sheep body measurements and weight estimation [D]. Yangling: Northwest A&F University, 2024. (in Chinese)
- [15] Ruchay A, Kober V, Dorofeev K, et al. Accurate body measurement of live cattle using three depth cameras and non-rigid 3-D shape recovery[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 179(2): 105821.
- [16] Dang C G, Lee S S, Alam M, et al. Korean cattle 3D reconstruction from multi-view 3D-camera system in real environment [J]. Sensors, 2024, 24(2): 427.
- [17] 马学磊, 姜新华, 周艳青. 基于三维点云的羊体尺参数测量方法[J]. 中国农业大学学报, 2025, 30(11): 171–182.
Ma Xuelei, Jiang Xinhua, Zhou Yanqing. Measurement method for sheep body parameters based on 3D point cloud [J]. Journal of China Agricultural University, 2025, 30(11): 171–182. (in Chinese)
- [18] 黄霞, 余松科, 刘兴明, 等. 基于点云的生猪体尺参数自动提取方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(8): 496–506.
Huang Xia, Yu Songke, Liu Xingming, et al. Automatic extraction of pig body size parameters based on point cloud [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(8): 496–506. (in Chinese)
- [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 Mengyuan, Si Yongsheng, Li Qian, 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)
- [20] Zhang L, Zhao B, Yang F, et al. Sheep body automatic measurement based on fusion of color and depth image[J]. Smart Agricultural Technology, 2025, 12: 101649.
- [21] Wei Y, Zhang L, Yang F, et al. Automatic measurement method of sheep body size based on 3D reconstruction and point cloud segmentation[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 239(Part B): 110978.
- [22] Zhou G Y, Ye W H, Li S H, et al. FGPointKAN++ point cloud segmentation and adaptive key cutting plane recognition for cow body size measurement[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2025, 15(4): 783–801.
- [23] Yue C H, Zhang X H, Zhang Y J, et al. Automatic and accurate measurement of cattle body based on a lightweight YOLO v8-Pose model and 3D point cloud[J]. Machine Learning with Applications, 2025, 20: 100662.
- [24] Xu Zhang K, Li Q, Ma W H, et al. A geodesic distance regression-based semantic keypoints detection method for pig point clouds and body size measurement[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 234: 110285.
- [25] 刘刚, 曾雪婷, 刘晓文, 等. 基于改进 YOLO v5-pose 的群养生猪体尺自动测量方法[J]. 农业机械学报, 2025, 56(5): 455–465.
Liu Gang, Zeng Xueting, Liu Xiaowen, et al. Automatic measurement method of body size of group-raised pigs based on improved YOLO v5-pose [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(5): 455–465. (in Chinese)
- [26] 陆明洲, 光二颖, 陈子康, 等. 基于双视角图像的山羊体尺自动测量方法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(8): 286–295.
Lu Mingzhou, Guang Eying, Chen Zikang, et al. Automatic measurement method of goat body size based on double vision angle camera image [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(8): 286–295. (in Chinese)
- [27] NY/T 1236—2023 种羊生产性能测定技术规范[S].