doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.23.008

基于双视角 RGB－D 图像与表型参数融合的生猪背膘厚测量方法

王兴丹[1,2]　曾雪婷[1,2]　张亚丹[1,2]　刘晓文[1,2]　刘　刚[1,2]　高树琴[3]

（1. 中国农业大学智慧农业系统集成研究教育部重点实验室，北京 100083；
2. 中国农业大学农业农村部农业信息获取技术重点实验室，北京 100083；
3. 中国科学院计算技术研究所，北京 100190）

摘要：针对现有单视角生猪背膘厚测量方法信息表征能力不足、测量精度受限的问题，本文提出一种基于双视角 RGB－D 图像与表型参数分层协同融合的生猪背膘厚无接触测量方法。以 92 头生猪为研究对象，以单次同步采集的俯视角和侧视角 RGB－D 图像及对应体尺指标和体质量数据构成 1 组样本，每头生猪共采集 38 组样本，最终构建了包含 3 496 组样本的生猪多模态数据集。模型以 EfficientNet－B0 为骨干网络，并嵌入卷积块注意力模块（Convolutional block attention module，CBAM）和空洞空间金字塔池化模块（Atrous spatial pyramid pooling，ASPP），以提升模型对背膘相关特征及多尺度形态信息的提取能力；同时，引入跨模态门控融合模块（Gated fusion network，GFN），实现单视角内 RGB 与深度特征的互补融合。为实现双视角特征之间的高效协同建模，设计表型参数引导的跨模态注意力融合模块（Cross-modal attention fusion，CMA），将归一化后的体尺参数和体质量信息作为先验引导因子，自适应调节俯视角与侧视角 RGB－D 融合特征的权重分配，从而完成双视角高层特征融合，最后利用 XGBoost 回归器实现背膘厚的精准预测。试验结果表明，所提方法的背膘厚测量均方根误差、平均绝对误差、平均绝对百分比误差和决定系数分别为 0.65 mm、0.46 mm、3.58% 和 0.95。与原始 EfficientNet－B0 模型相比，误差指标分别降低 17.95%、19.64% 和 19.54%，决定系数提升 4.40%。所提方法在统一试验条件下的综合性能优于以 ResNet50、DenseNet、MobileNetV3 和 ShuffleNet 为骨干网络的对比模型，可为生猪背膘厚无接触、低应激、高精度测量提供技术支撑。

关键词：生猪；背膘厚测量；双视角 RGB－D 图像；表型参数引导；多模态信息融合

中图分类号：TP391.4　　**文献标识码**：A　　**文章编号**：1000-1298(2026)23-0090-09　　**OSID**：

Backfat Thickness Measurement Method for Pigs Based on Dual-view RGB－D Images and Phenotypic Parameter Fusion

Wang Xingdan[1,2]　Zeng Xueting[1,2]　Zhang Yadan[1,2]　Liu Xiaowen[1,2]　Liu Gang[1,2]　Gao Shuqin[3]

(1. *Key Laboratory of Smart Agriculture System Integration*, *Ministry of Education*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
2. *Key Laboratory of Agricultural Information Acquisition Technology*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *China Agricultural University*, *Beijing* 100083, *China*
3. *Institute of Computing Technology*, *Chinese Academy of Sciences*, *Beijing* 100190, *China*)

Abstract: Aiming to address the limited information representation capability and constrained measurement accuracy of existing single-view methods for pig backfat thickness measurement, a contactless pig backfat thickness measurement method was proposed based on hierarchical collaborative fusion of dual-view RGB－D images and phenotypic parameters. A total of 92 pigs were used as research subjects. Top-view and side-view RGB－D images were synchronously collected, together with the corresponding body size traits and body weight data, resulting in a multimodal pig dataset containing 3 496 sample groups. Each pig provided 38 sample groups, and each sample group included synchronously collected top-view and side-view RGB－D images, together with the corresponding body

收稿日期：2026－07－13　修回日期：2026－07－17

基金项目：农业农村部科技项目、中国农业大学 2115 人才工程项目和中央高校基本科研业务费专项资金项目

作者简介：王兴丹（2002—），女，硕士生，主要从事智慧农业研究，E-mail：auh_wangxingdan@163.com

通信作者：刘刚（1966—），男，教授，博士生导师，主要从事电子信息技术在农业中的应用研究，E-mail：pac@cau.edu.cn

size traits and body weight data. EfficientNet－B0 was adopted as the backbone network, and the convolutional block attention module (CBAM) and atrous spatial pyramid pooling (ASPP) were embedded to enhance the extraction of backfat-related features and multi-scale morphological information. Meanwhile, a gated fusion network (GFN) was introduced to achieve complementary fusion of RGB and depth features within a single view. To enable efficient collaborative modeling between dual-view features, a phenotype-parameter-guided cross-modal attention fusion (CMA) module was designed. The normalized body size traits and body weight information were used as prior guidance factors to adaptively regulate the weight allocation of RGB－D fused features from the top and side views, thereby accomplishing high-level feature fusion across the two views. Finally, an XGBoost regressor was employed for accurate prediction of backfat thickness. Experimental results showed that the proposed method achieved a root mean square error, mean absolute error, mean absolute percentage error, and coefficient of determination of 0.65 mm, 0.46 mm, 3.58%, and 0.95, respectively, in backfat thickness measurement. Compared with the original EfficientNet－B0 model, the error metrics were reduced by 17.95%, 19.64%, and 19.54%, respectively, while the coefficient of determination was increased by 4.40%. Under the same experimental conditions, the proposed method outperformed comparative models using ResNet50, DenseNet, MobileNetV3, and ShuffleNet as backbone networks, providing technical support for contactless, low-stress, and high-precision measurement of pig backfat thickness.

Key words: pig; backfat thickness measurement; dual-view RGB－D images; phenotype-parameter guidance; multimodal information fusion

0　引言

生猪养殖产业对于猪肉产品供应发挥着基础性保障作用,是农业发展的重要组成部分[1-2]。背膘厚作为反映脂肪沉积、能量储备与遗传潜力的关键指标,已成为养殖管理、繁殖调控与遗传育种的核心评估标准[3-8]。传统背膘厚测定主要采用 B 超法、活体探针法与目测法,但此类方法均依赖人工经验,测定结果主观性强,且易引发猪只应激[9-12]。随着计算机视觉技术的日益成熟,非接触、无应激智能测定技术已成为生猪背膘厚检测的重要发展方向。

近年来,基于计算机视觉的生猪背膘厚无接触测量研究主要围绕 RGB 图像、深度图像以及体尺、体质量等表型信息展开。利用计算机视觉技术实现动物体表信息的无应激获取、表型特征的自动提取与体况的精准评估,已成为智能养殖领域的重要发展方向[13-16]。Yu 等[17]利用卷积神经网络提取的图像特征、人工定义的体型特征及背膘生长速率(BGR),构建了 CNN－BGR－SVR 背膘厚预测模型。Cao 等[18]利用残差网络提取母猪背部 RGB 图像特征,通过特征可视化方法识别关键判别区域,并采用 UNet 分割图像以滤除无关背景噪声,从而优化背膘厚预测效果。Jian 等[19]基于母猪臀部三维图像提取外部形态参数,并据此建立背膘厚估计模型。综上所述,现有生猪背膘厚无接触检测研究已在二维图像特征提取、三维形态参数建模及多模态信息融合方面取得一定进展,但受限于单一视角图像的信息不完整,难以同步获取背部轮廓与体高、胸深等侧向体型性状,导致背膘相关多维表型特征表征不全面[20-25]。

针对单视角生猪背膘厚无接触测量方法难以全面表征背部轮廓、体长、体宽、体高、体侧轮廓及胸深等多维表型特征的问题,本文提出一种基于双视角 RGB－D 图像与表型参数分层协同融合的测量方法。以 EfficientNet－B0 为骨干网络,构建俯视角与侧视角多分支特征提取框架,引入卷积块注意力模块(Convolutional block attention module,CBAM)和空洞空间金字塔池化模块(Atrous spatial pyramid pooling,ASPP),以增强关键区域感知与多尺度形态特征表征;在各视角内部引入门控融合网络(Gated fusion network,GFN),实现 RGB 与深度特征的互补融合;在双视角高层融合阶段,设计表型参数引导的跨模态注意力融合模块(Cross-modal attention fusion,CMA),将体尺和体质量参数编码为先验引导向量,自适应调节视角间特征权重分配;结合极端梯度提升回归器(Extreme gradient boosting,XGBoost)实现背膘厚的精准预测,从而为多源异构特征的高效协同利用提供可行技术方案。

1　数据获取与构建

1.1　数据采集

于 2025 年 12 月 7—20 日在河南省谊发牧业有限责任公司核心育种场开展生猪图像及表型数据采集试验,试验以 11 号圈舍饲养的 92 头生猪(杜洛克、长白、大白)为研究对象。采用两台深度相机(奥比中光 Gemini 336L 型)搭建生猪图像采集系统,相机分别安装于饮水称量通道的侧方中部和正上方,以同步获取生猪体侧和背部的 RGB－D 图像,

系统部署如图 1 所示。其中,顶部相机位于通道中部正上方,距通道秤板 138.7 cm,拍摄范围为长 296 cm、宽154.8 cm;侧边相机位于通道左侧,距通道 141 cm,拍摄范围为宽 184.2 cm、高 117.3 cm。通道右侧设置耳标读卡器,当生猪自由进入饮水称量通道饮水时,系统自动识别其身份信息并启动图像采集,图像分辨率为 1 280 像素 ×1 280 像素。采集图像如图 2 所示。

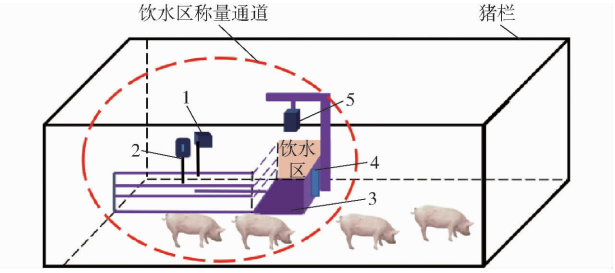

图 1 生猪图像采集系统示意图

Fig. 1 Schematic of pig image acquisition system

1、5. 奥比中光 336L 型深度相机 2. 工控机 3. 称量通道 4. 耳标读卡器

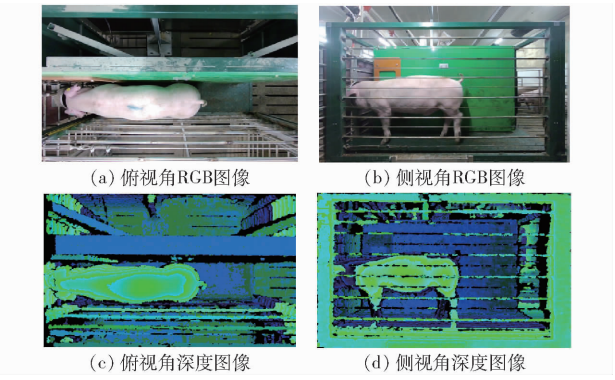

图 2 数据集示例图

Fig. 2 Examples from dataset

背膘厚真值采用背膘仪测定。测定时,将生猪驱赶至笼秤内进行保定,在专业兽医指导下于生猪背部涂抹植物油,将探头置于生猪倒数第 3 ~4 根肋骨处、偏离背中线 6 ~ 7 cm 的位置采集超声图像[26]。随后,由专业育种研究人员对超声图像进行背膘区域标注。超声图像中最上方亮白色条带为皮层,中间扇形区域为眼肌,背膘位于皮层与眼肌之间。标注时,以皮层下沿为背膘上边界,以眼肌上沿为背膘下边界[27],背膘标注图像如图 3 所示。

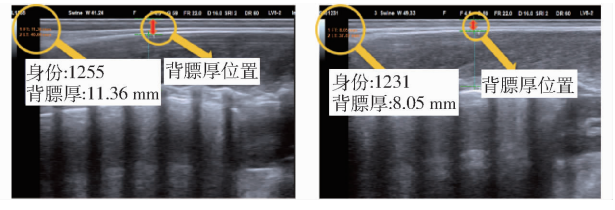

图 3 背膘厚真值测量图

Fig. 3 Truth measurement of backfat thickness

本文采用基于改进 YOLO v5 - pose 的群养生猪体尺自动测量方法[28]无接触提取生猪体尺参数,并通过饮水称量通道自动获取其体质量。两者共同构成背膘厚预测的表型先验特征,确保图像采集、体尺参数提取及体质量获取等环节均具备无接触、低应激特性。

1.2 数据集构建

为保障试验数据的有效性与一致性,以生猪姿态相对笔直为筛选标准,对采集的全部图像数据进行筛选,最终构建包含 92 头生猪,共 3 496 组有效样本的数据集。其中,每头生猪对应 38 组样本,每组样本包含单次同步采集的俯视角与侧视角 RGB - D 图像,以及对应的体尺参数和体质量数据。按生猪个体将样本以比例 8∶2 划分为训练集和测试集,其中训练集包含 73 头生猪、共 2 774 组样本,测试集包含 19 头生猪、共 722 组样本。

2 生猪背膘厚非接触预测模型

针对单视角图像难以完整表征生猪背膘沉积的空间结构,本文构建了基于双视角 RGB - D 图像与表型参数多模态融合的生猪背膘厚测量模型,其结构如图 4 所示。模型基于 EfficientNet - B0 网络构建多分支网络分别提取俯视角与侧视角 RGB - D 图像特征。其中俯视分支侧重获取背部轮廓、体长、体宽及体表纹理特征,侧视分支主要提取体高、体侧轮廓、胸深及腹围等相关形态特征,从而为背膘厚预测提供更加完整的外部表型信息支撑。为增强模型对生猪背膘关键区域的聚焦与多尺度感知能力,模型引入 CBAM、ASPP 模块;为提高各视角内 RGB 和深度特征的互补表征能力,在模型中嵌入 GFN 模块;随后通过 CMA 模块将归一化后的体尺和体质量参数编码为先验引导向量,自适应调节俯视角与侧视角高层特征的权重分配,最后结合 XGBoost 回归器实现背膘厚精准预测。

2.1 基于改进 EfficientNet 的特征提取网络

为充分获取双视角 RGB - D 图像中与生猪背膘厚相关的互补信息,以 EfficientNet - B0[29]为骨干网络,构建面向俯视角 RGB、俯视角深度、侧视角 RGB 和侧视角深度输入的多分支特征提取网络。EfficientNet - B0 在保持较低参数量和计算复杂度的同时具备较强的特征提取能力。

对于 RGB 分支,网络首先通过 Stem 卷积层完成初步特征提取,再利用移动倒残差瓶颈卷积(Mobile inverted bottleneck convolution, MBConv)模块逐层编码图像纹理、边缘与轮廓信息。MBConv 以深度可分离卷积为核心,能够在控制参数量和计

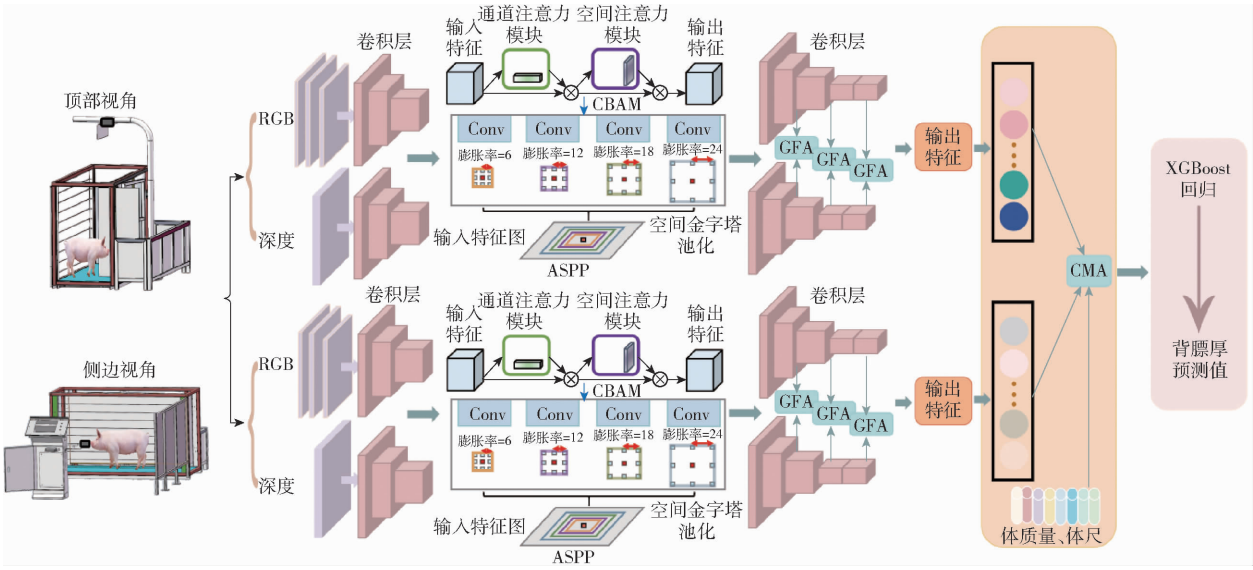

图 4　生猪背膘厚测量模型框架

Fig. 4　Pig backfat thickness measurement model framework

算复杂度的同时保持较强的特征提取能力。因此，RGB 分支可高效提取生猪背部纹理、毛色分布、轮廓边缘及体侧局部细节等二维表观特征。

对于深度分支，针对深度图像单通道输入的特点，模型将 EfficientNet－B0 输入端 Stem 卷积层的输入通道数由 3 调整为 1，以适配生猪背部与体侧深度信息的输入形式。由于深度图中每个像素值表征目标点到相机的距离，因此该分支能够进一步学习生猪背部起伏、躯干曲率及体表深度形变等三维几何特征。

2.2　背膘区域特征增强机制

在双视角 RGB－D 图像采集过程中，生猪背部与体侧区域容易受到围栏遮挡、姿态变化及局部光照变化等因素干扰，同时还会因个体体型差异和拍摄距离变化而呈现明显的尺度变化。上述因素会削弱背膘相关特征的表达能力，进而影响模型对关键区域的定位精度与多尺度形态信息的提取效果。为此，在多分支 EfficientNet－B0 网络基础上，对特征提取与高层语义增强进行改进，引入 CBAM、ASPP 模块以增强模型对关键区域和多尺度形态信息的表征能力。

在特征提取阶段，在 MBConv 模块的深度可分离卷积与投影卷积之间嵌入 CBAM。CBAM 通过通道注意力和空间注意力的串联机制，对该中间特征进行自适应重标定，在通道维度上强化与背膘厚相关的有效特征响应，在空间维度上突出背部轮廓、体侧关键结构及局部判别区域，从而有效抑制围栏遮挡、背景干扰和姿态变化带来的无效信息。对于俯视角分支，CBAM 有助于增强模型对背部轮廓、体长体宽分布及纹理差异的感知能力；对于侧视角分支，CBAM 则有助于强化体高、体侧轮廓及胸腹部纵向形态等关键表型区域的响应强度。

在高层特征增强阶段，在 EfficientNet－B0 各 MBConv 模块堆叠完成后引入 ASPP 模块，对主干网络输出的高层语义特征进行多尺度建模。ASPP 通过设置不同膨胀率的空洞卷积分支，对输入特征进行并行提取，其中，低膨胀率分支主要捕获局部边缘和细粒度纹理信息，高膨胀率分支则侧重表征大范围轮廓及整体形态结构。通过多尺度特征的并行提取、拼接与降维映射，模型能够兼顾局部细节表征与全局拓扑信息，从而提升对背膘沉积相关形态变化的感知能力。

通过在 MBConv 内部嵌入 CBAM、在主干网络输出端引入 ASPP，模型分别在中间特征层和高层语义层实现了关键区域增强与多尺度特征增强。这不仅提高了模型对背膘相关区域的特征聚焦能力，也增强了其对复杂养殖场景下不同体型个体的适应能力，为后续视角内 RGB－D 特征融合及双视角高层特征协同建模提供了更具判别性的特征基础。

2.3　双视角跨模态融合与集成决策机制

在俯视角和侧视角两个分支内部分别引入 GFN，实现各视角内的 RGB 特征与深度特征的自适应融合。选取骨干网络中间阶段的特征表示作为 RGB 与深度信息的交互位置，并将该阶段输出的特征输入 GFN 进行融合；当预设交互层特征不可直接获取时，则选取相邻阶段中语义层次相近的特征作为替代。GFN 通过门控机制对两种模态特征进行动态加权，强化互补信息并抑制冗余特征，从而分别获得俯视角和侧视角的 RGB－D 融合特征。该过程有助于在骨干网络内部较早建立 RGB 与深度之间

的互补关系,为后续双视角高层融合提供更稳定的语义表示。在完成视角内融合后,将关键点检测、图像配准与坐标转换自动提取的体尺参数,以及通道称量设备同步获取的体质量信息作为表型先验知识输入,并设计表型参数引导的跨模态注意力融合模块,实现双视角高层特征的视角间融合。俯视角和侧视角经视角内融合后的高层特征分别为 $F_t \in \mathbf{R}^{C\times H\times W}$、$F_s \in \mathbf{R}^{C\times H\times W}$,体尺和体质量参数构成的表型向量为 $\boldsymbol{p} \in \mathbf{R}^{d}$。对表型向量 $\boldsymbol{p}$ 进行归一化处理,并通过全连接映射得到表型先验引导向量,即

$$z_p = \delta(\boldsymbol{W}_{pp}\boldsymbol{b}_p) \tag{1}$$

式中 $\boldsymbol{b}_p$——偏置项

$\boldsymbol{W}_{pp}$——权重矩阵

$\delta(\cdot)$——非线性激活函数

z_p——先验信息

进一步,利用表型先验引导向量对俯视角特征和侧视角特征进行联合建模,得到俯视角与侧视角对应的响应得分 $\boldsymbol{e}_t$ 和 $\boldsymbol{e}_s$,即

$$\boldsymbol{e}_t = \boldsymbol{W}_t z_p + \boldsymbol{b}_t \tag{2}$$

$$\boldsymbol{e}_s = \boldsymbol{W}_s z_p + \boldsymbol{b}_s \tag{3}$$

式中 $\boldsymbol{W}_t$——俯视角可学习权重矩阵

$\boldsymbol{W}_s$——侧视角可学习权重矩阵

$\boldsymbol{b}_t$——俯视角偏置项

$\boldsymbol{b}_s$——侧视角偏置项

其中,$\boldsymbol{W}_t$、$\boldsymbol{W}_s$ 以及 $\boldsymbol{b}_t$、$\boldsymbol{b}_s$ 为可学习参数。进一步地,采用 Softmax 函数将两个视角的响应得分归一化为注意力权重,即

$$a_t = \frac{\exp(\boldsymbol{e}_t)}{\exp(\boldsymbol{e}_t) + \exp(\boldsymbol{e}_s)} \tag{4}$$

$$a_s = \frac{\exp(\boldsymbol{e}_s)}{\exp(\boldsymbol{e}_s) + \exp(\boldsymbol{e}_t)} \tag{5}$$

$$a_t + a_s = 1 \tag{6}$$

式中 a_t——俯视角特征权重系数

a_s——侧视角特征权重系数

根据上述权重对双视角高层特征进行自适应加权融合,得到视角间融合特征

$$F = a_t F_t + a_s F_s \tag{7}$$

式中 F——融合后的双视角高层特征

该机制能够依据体尺和体质量所反映的个体表型差异,自适应调节俯视角与侧视角特征在融合过程中的贡献比例。当某一视角的特征表示与当前个体表型先验具有更高一致性时,其对应权重将自动增大,从而增强该视角在最终预测中的主导作用。

需要说明的是,体尺和体质量参数并不作为独立视觉分支直接参与特征提取,而是在高层融合阶段编码为表型先验引导向量,用于动态校准双视角特征分布,降低单一视角信息不完整所带来的预测偏差,并提高模型对不同体型个体背膘厚预测任务的适应能力。

最后,将经 CMA 融合后的双视角高层特征 F 输入 XGBoost 回归器,利用其在非线性映射和集成学习方面的优势,实现对生猪背膘厚的精准预测。通过上述“视角内 RGB-D 融合—视角间表型参数引导融合—集成回归预测”的分层协同建模方式,本方法能够同时整合双视角视觉信息、RGB-D 互补信息以及体尺、体质量先验信息,从而提升生猪背膘厚测量的精度、稳定性和泛化能力。

3 试验

3.1 试验环境及参数配置

试验基于自建生猪背膘厚检测数据集开展。训练过程中,批量大小设置为 32,初始学习率设置为 0.001,优化器采用具有自适应学习率调节能力的 Adam,最大迭代次数设置为 400 次。本文试验硬件环境为 Intel(R) Core(TM) i5 CPU、NVIDIA GeForce RTX 5060 Ti GPU 和 32 GB 内存;软件环境为 Windows 11 操作系统,采用 Python 3.9.15 编程语言和 PyTorch 2.8.0 深度学习框架完成模型训练与测试。

3.2 评价指标

采用均方根误差(Root mean square error, RMSE)、平均绝对误差(Mean absolute error, MAE)、平均绝对百分比误差(Mean absolute percentage error, MAPE)以及决定系数(Coefficient of determination, R^2)作为生猪背膘厚预测模型的性能评价指标。为进一步评估模型复杂度与推理效率,对比试验中引入参数量和浮点运算量,作为计算代价评价指标。

3.3 双视角成像与多模态特征组合效应分析

为验证双视角成像与多模态信息融合对生猪背膘厚测量的提升作用,固定训练策略,仅改变输入视角与模态组合,开展不同视角条件下的对比试验,结果如表 1 所示。在相同融合策略和表型参数配置下,双视角方案表现最优,RMSE、MAE、MAPE 和 R^2 分别为 0.65 mm、0.46 mm、3.58% 和 0.95。相比俯视角 RGB-D 与表型参数结合方案,RMSE、MAE 和 MAPE 分别下降 24.42%、24.59% 和 25.88%,R^2 由 0.86 提升至 0.95;相比侧视角 RGB-D 与表型参数结合方案,3 项误差指标分别下降 17.72%、17.86% 和 19.19%,R^2 由 0.88 提升至 0.95。说明俯视角的背部轮廓、体长体宽信息与侧视角的体高、体侧轮廓及胸深等纵向形态信息具有明显互补性。

表 1　不同成像视角与图像模态时背膘厚测量性能

Tab. 1　Performance of imaging perspective and image modality in measuring backfat

视角	模态	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE/%	R^2
俯视角	RGB	1.21	0.86	6.82	0.72
	深度	1.46	1.05	8.31	0.60
	RGB－D	1.04	0.73	5.77	0.80
	RGB－D＋表型参数	0.86	0.61	4.83	0.86
侧视角	RGB	1.35	0.97	7.66	0.66
	深度	1.58	1.15	9.08	0.54
	RGB－D	1.12	0.79	6.23	0.77
	RGB－D＋表型参数	0.79	0.56	4.43	0.88
双视角	RGB	0.98	0.70	5.55	0.82
	深度	1.24	0.89	7.06	0.71
	RGB－D	0.82	0.58	4.61	0.88
	RGB－D＋表型参数	0.65	0.46	3.58	0.95

从模态组合看，双视角条件下模型性能随信息维度增加而持续提升。双视角 RGB、深度和 RGB－D 方案的 RMSE 分别为 0.98、1.24、0.82 mm，R^2 分别为 0.82、0.71 和 0.88；进一步引入表型参数后，RMSE、MAE、MAPE 和 R^2 分别优化至 0.65 mm、0.46 mm、3.58% 和 0.95。结果表明，双视角视觉信息与表型先验的协同融合能够有效增强对个体差异和复杂背膘沉积模式的表征能力。

3.4　模型消融试验结果分析

为验证 CBAM、ASPP 和 GFN 共 3 个改进模块的有效性，以双视角 RGB－D 输入下的 EfficientNet－B0 为基线模型，进行全组合消融试验，结果如表 2 所示。消融试验结果表明，CBAM、ASPP 和 GFN 3 个模块均能够有效提升基线模型的预测性能。与基线模型相比，单独引入 CBAM、ASPP 和 GFN 后，RMSE 分别下降 7.69%、5.13% 和 3.85%，MAE 分别下降 8.93%、5.36% 和 3.57%，MAPE 分别下降 8.97%、6.21% 和 4.60%，这说明关键区域增强、多尺度形态建模以及视角内 RGB－D 互补融合均对背膘厚预测具有积极作用。其中，CBAM 单独引入时改进效果最为明显，表明突出关键区域特征有助于提升模型对目标结构的表征能力。两两组合后，模型性能进一步提升，其中 CBAM 与 ASPP 组合效果最佳，相较于基线模型，RMSE、MAE 和 MAPE 分别下降 12.82%、14.29% 和 14.48%，表明关键区域增强与多尺度特征建模之间具有较好的互补性。三者同时引入时，模型取得最优结果，RMSE、MAE 和 MAPE 分别为 0.64 mm、0.45 mm 和 3.50%，较基线模型分别下降 17.95%、19.64% 和 19.54%，表明 CBAM、ASPP 和 GFN 在关键区域表征、多尺度建模以及视角内跨模态融合方面具有良好的协同增益作用。

表 2　消融试验对比结果

Tab. 2　Ablation study comparison results

CBAM	ASPP	GFN	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE/%
－	－	－	0.78	0.56	4.35
√	－	－	0.72	0.51	3.96
－	√	－	0.74	0.53	4.08
－	－	√	0.75	0.54	4.15
√	√	－	0.68	0.48	3.72
√	－	√	0.69	0.49	3.80
－	√	√	0.70	0.50	3.86
√	√	√	0.64	0.45	3.50

注：“√”表示引入该模块，“－”表示未引入该模块。

3.5　不同特征融合策略在背膘厚测量任务中的性能对比

为对比不同高层特征融合策略的有效性，在相同主干网络和训练设置下，对拼接融合、权重融合、张量融合、Transformer 编码融合和跨模态注意力融合 5 种策略进行了对比，结果如图 5 所示。从整体性能来看，跨模态注意力融合表现最优，其 RMSE、MAE、MAPE 和 R^2 分别达到 0.61 mm、0.45 mm、3.18% 和 0.94。相较于拼接融合，RMSE、MAE 和 MAPE 分别下降 15.28%、18.18% 和 22.44%，R^2 由 0.86 提升至 0.94。Transformer 编码融合与张量融合虽然增强了特征间的交互能力，但在当前数据规模下模型复杂度较高，稳定性略逊于跨模态注意力融合。相比之下，拼接融合与权重融合对多源特征之间的关联关系刻画相对有限，难以充分挖掘不同模态和不同视角之间的互补信息，因此预测性能相对较弱。结果表明，与其他融合策略相比，跨模态注意力融合在生猪背膘厚测量任务中对多源异构特征的协同建模具有更优的性能。

3.6　不同回归方法在背膘厚测量任务中性能对比

为评估不同回归策略对背膘厚预测的影响，基于所提出的骨干网络与双视角 CMA 融合特征，对比了 XGBoost、多层感知机（MLP）、支持向量回归（SVR）和随机森林（Random Forest）等 4 种方法的性能，结果如图 6 所示。

从整体性能来看，XGBoost 表现出显著优势，其 R^2 达到 0.95，MAE、RMSE、MAPE 分别为 0.46 mm、0.65 mm、3.58%，所有指标均为最优，而 SVR、Random Forest 和 MLP 的性能依次下降。与 SVR 相比，XGBoost 的 RMSE、MAE 和 MAPE 分别下降 12.16%、13.21% 和 13.11%，R^2 提升了 3.26%；与 Random Forest 相比，3 项误差指标分别下降 19.75%、20.69% 和 19.73%，R^2 提升了 5.56%；与

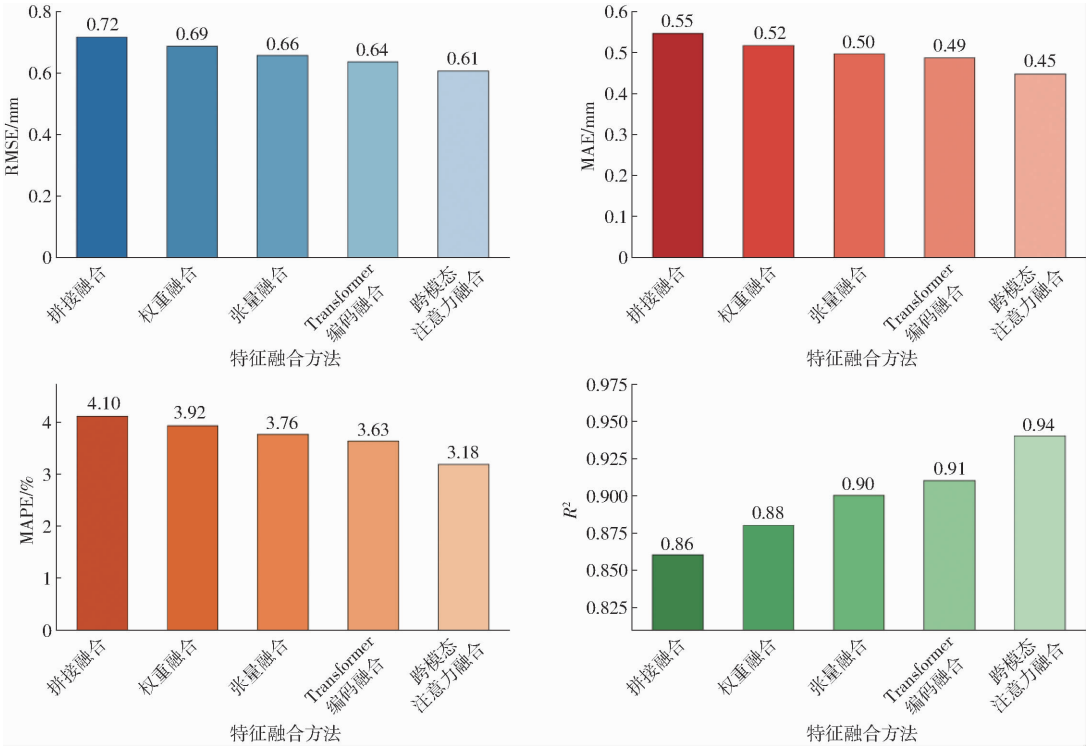

图 5 改进的 EfficientNet 网络的不同特征融合方法性能对比

Fig. 5 Performance comparison of different feature fusion methods based on improved EfficientNet

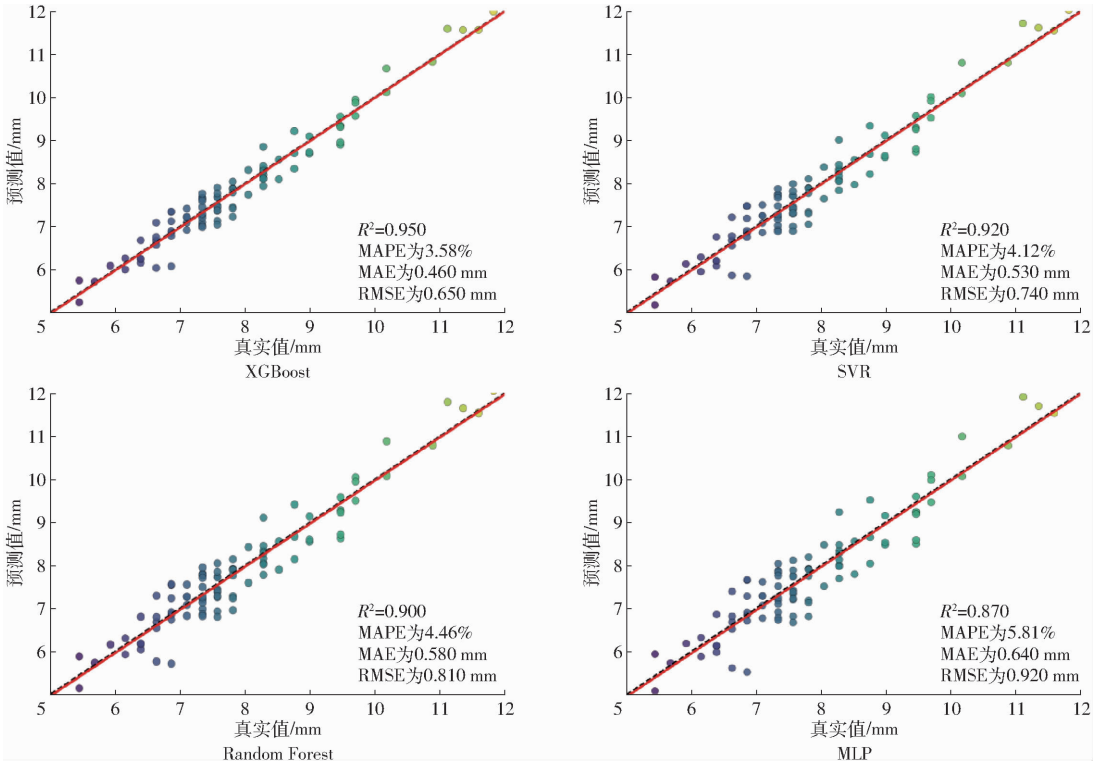

图 6 不同回归方法时背膘厚预测结果拟合效果对比

Fig. 6 Comparison of prediction fitting performance of different regression methods for backfat thickness

MLP 相比，RMSE、MAE 和 MAPE 分别下降 29.35%、28.12% 和 38.38%，R^2 提升了 9.20%。其中，MLP 误差最高，预测精度和拟合能力均存在明显不足，XGBoost 相较于 MLP 的误差降低幅度最大，而相较于 SVR 的误差降低幅度最小。从散点分布与误差特征来看，XGBoost 的预测点最为紧密地分布在拟合直线上，表明其对背膘厚变化趋势具有更强的拟合能力；SVR 整体误差较低，但在数据分布两端仍存在一定偏差；Random Forest 与 MLP 的散点偏离拟合直线更明显，尤其在高值区间表现出更强

的离散性和低估倾向。结果表明，在双视角 CMA 融合特征基础上，XGBoost 能够更有效地捕捉背膘厚与多源特征之间的复杂非线性关系，并兼具较强的鲁棒性，是本文任务中最优的回归方法。

3.7　不同特征提取骨干网络模型性能对比

为验证所提改进 EfficientNet 作为特征提取骨干网络在背膘厚预测任务中的有效性，在相同双视角 RGB－D 输入和一致训练条件下，将其与 ResNet50、MobileNetV3、ShuffleNet、DenseNet 以及 EfficientNet－B0 等主流骨干网络进行了对比试验，结果如表 3 所示。结果表明，不同特征提取骨干网络对背膘厚预测性能具有显著影响，其中改进的 EfficientNet 在预测精度和拟合能力方面均表现最优，其 RMSE、MAE、MAPE 和 R^2 分别为 0.64 mm、0.45 mm、3.50% 和 0.95。相较于原始 EfficientNet－B0，RMSE、MAE 和 MAPE 分别下降 17.95%、19.64% 和 19.54%，R^2 由 0.91 提升至 0.95，相对提升 4.40%。表明引入 CBAM、ASPP 和 GFN 后，模型在关键区域表征、多尺度特征提取以及视角内跨模态融合方面得到了有效增强，从而提升了背膘厚预测性能。与 ResNet50 和 DenseNet 相比，所提方法同样在误差控制和拟合能力方面表现更优；而 MobileNetV3 和 ShuffleNet 虽然参数量较小，但预测误差较大、拟合能力较弱，难以满足高精度背膘厚预测任务的要求。综合来看，改进的 EfficientNet 在精度与模型复杂度之间取得了较好的平衡，更适合作为本文背膘厚预测模型的特征提取骨干网络。

表 3　不同特征提取骨干网络对比试验结果

Tab.3　Backfat comparative experiments of different feature extraction backbones

模型	RMSE/mm	MAE/mm	MAPE/%	R^2	参数量
ResNet50	0.83	0.61	4.92	0.87	4.768×10^7
MobileNetV3	0.95	0.70	5.86	0.83	1.137×10^7
ShuffleNet	1.02	0.75	6.14	0.81	5.40×10^6
DenseNet	0.88	0.65	5.13	0.85	1.431×10^7
EfficientNet－B0	0.78	0.56	4.35	0.91	8.49×10^6
改进的 EfficientNet	0.64	0.45	3.50	0.95	2.130×10^7

为进一步验证改进方法在个体层面的预测有效性，在测试集 19 头生猪上对未改进模型与改进后模型的背膘厚预测结果进行了对比分析，如图 7 所示。可以看出，改进后模型的预测结果整体上更接近真实值，且与真实背膘厚的变化趋势保持更高的一致性；相比之下，未改进模型在部分样本上预测偏差较大，表现出一定的高估或低估现象。说明改进后的模型能够更有效地挖掘双视角 RGB－D 信息及表型先验中的互补特征，从而提高对个体背膘厚差异的刻画能力。综合来看，所提改进方法在个体样本预测精度和模型稳定性方面均具有明显优势。

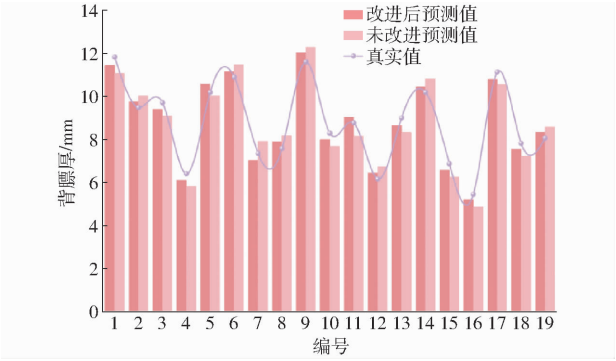

图 7　生猪背膘厚测量结果图

Fig.7　Results of pig backfat thickness measurement

4　结论

（1）双视角 RGB－D 联合建模能够同时利用俯视角与侧视角的关键表型信息，增强对生猪体态特征的综合表征。试验结果表明，在不同视角方案中，双视角方案整体表现最优，可有效提高背膘厚测量精度。

（2）在 EfficientNet－B0 基础上引入 CBAM、ASPP 和 GFN 后，模型在关键区域表征、多尺度形态建模和视角内 RGB－D 互补融合方面得到显著增强。与基线模型相比，改进模型的 RMSE、MAE 和 MAPE 分别下降 17.95%、19.64% 和 19.54%，R^2 由 0.91 提升至 0.95；与 ResNet50、DenseNet、MobileNetV3 和 ShuffleNet 等骨干网络对比，所提方法同样表现出更优的综合性能。

（3）表型参数引导机制能够增强双视角高层特征的自适应融合能力。试验结果表明，跨模态注意力融合在不同融合策略中取得最优性能，RMSE、MAE、MAPE 和 R^2 分别为 0.61 mm、0.45 mm、3.18% 和 0.94，说明将体尺和体质量参数作为先验信息引导视角间特征权重分配，有助于提升模型对个体差异的适应能力。

参　考　文　献

[1]　赵俊伟，陈永福，余乐，等. 中国生猪养殖业地理集聚时空特征及影响因素[J]. 经济地理，2019，39(2)：180－189.
Zhao Junwei, Chen Yongfu, Yu Le, et al. Spatiotemporal characteristics and influencing factors of geographical agglomeration of pig breeding industry in China[J]. Economic Geography, 2019, 39(2): 180－189. (in Chinese)

[2]　汪博，陈德恩，许俊华，等. 基于 SPR－Net 的哺乳母猪分娩前行为识别方法[J]. 农业机械学报，2026，57(15)：56－63，

85.
Wang Bo, Chen Deen, Xu Junhua, et al. Behavior recognition method of lactating sows before farrowing based on SPR - Net [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(15): 56 - 63, 85. (in Chinese)
[3] Lavery A, Lawlor P G, Magowan E, et al. An association analysis of sow parity, live-weight and back-fat depth as indicators of sow productivity[J]. Animal, 2019, 13(3): 622 - 630.
[4] 陈永岗. 大白母猪背膘厚与繁殖性能的关系[D]. 广州: 华南农业大学, 2018.
Chen Yonggang. Relationship between backfat thickness and reproductive performance of large white sows[D]. Guangzhou: South China Agricultural University, 2018. (in Chinese)
[5] Thitachot K, Sirinopwong V, Seemuang V, et al. Influence of backfat thickness and the interval from altrenogest with drawal to estrus on reproductive performance of gilts[J]. Animals, 2021, 11(5): 1348.
[6] 赵健, 周国源, 王智文, 等. 基于 SGPointNet + + 模型的奶牛点云分割与表型自动测定系统设计[J]. 农业机械学报, 2025, 56(3): 180 - 187.
Zhao Jian, Zhou Guoyuan, Wang Zhiwen, et al. Design of automatic determination system for point cloud segmentation and morphology of dairy cows based on SGPointNet + + model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(3): 180 - 187. (in Chinese)
[7] 薛云, 吴昊旻, 顾凯健, 等. 枫泾猪及其二元杂交 F1 代的体质量、体尺、活体背膘厚、活体眼肌面积的研究[J]. 养猪, 2026(2): 20 - 31.
Xue Yun, Wu Haomin, Gu Kaijian, et al. Study on body weight, body size, live backfat thickness and live loin eye area of Fengjing pigs and their binary crossbred F1 generation[J]. Swine Production, 2026(2): 20 - 31. (in Chinese)
[8] 张东伟, 刘则学, 王向明. 妊娠后期母猪体况评分、背膘厚及胎次对繁殖性能的影响[J]. 畜牧与饲料科学, 2023, 44(6): 94 - 99, 122.
Zhang Dongwei, Liu Zexue, Wang Xiangming. Effects of body condition score, backfat thickness and parity on reproductive performance of sows in late gestation[J]. Animal Husbandry and Feed Science, 2023, 44(6): 94 - 99, 122. (in Chinese)
[9] 李根, 彭妙莲, 王垒, 等. 超声在猪背膘测定中的应用[J]. 猪业科学, 2017, 34(6): 120 - 122.
Li Gen, Peng Miaolian, Wang Lei, et al. Application of ultrasound in pig backfat measurement[J]. Swine Industry Science, 2017, 34(6): 120 - 122. (in Chinese)
[10] 张梓鹏, 李谦君, 唐黄益, 等. 计算机视觉技术在家畜性能测定中的应用[J]. 中国畜牧杂志, 2026, 62(3): 55 - 61.
Zhang Zipeng, Li Qianjun, Tang Huangyi, et al. Application of computer vision technology in livestock performance measurement[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2026, 62(3): 55 - 61. (in Chinese)
[11] 冯江, 王鹏宇, 张弛, 等. 生猪背膘检测技术研究进展[J]. 东北农业大学学报, 2019, 50(11): 87 - 96.
Feng Jiang, Wang Pengyu, Zhang Chi, et al. Research progress of pig backfat detection technology[J]. Journal of Northeast Agricultural University, 2019, 50(11): 87 - 96. (in Chinese)
[12] 唐胤晟. 种猪性能测定关键技术及其进展[J]. 畜牧业环境, 2026(13): 21 - 22.
Tang Yinsheng. Key technologies and progress in breeding pig performance testing[J]. Animal Industry Environment, 2026(13): 21 - 22. (in Chinese)
[13] 沈域, 徐爱俊, 周素茵, 等. 基于双视角点云配准的猪只体尺测量方法研究[J]. 电子技术应用, 2025, 51(11): 35 - 45.
Shen Yu, Xu Aijun, Zhou Suyin, et al. Research on pig body size measurement method based on dual-view point cloud registration[J]. Application of Electronic Technique, 2025, 51(11): 35 - 45. (in Chinese)
[14] 吴宇峰, 李一鸣, 赵远洋, 等. 基于计算机视觉的奶牛体况评分研究综述[J]. 农业机械学报, 2021, 52(增刊 1): 268 - 275.
Wu Yufeng, Li Yiming, Zhao Yuanyang, et al. Review of dairy cow body condition scoring based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(S1): 268 - 275. (in Chinese)
[15] 谢秋菊, 周红, 包军, 等. 基于机器视觉的畜禽体质量评估研究进展[J]. 农业机械学报, 2022, 53(10): 1 - 15.
Xie Qiuju, Zhou Hong, Bao Jun, et al. Review on machine vision-based weight assessment for livestock and poultry[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(10): 1 - 15. (in Chinese)
[16] 何东健, 刘冬, 赵凯旋. 精准畜牧业中动物信息智能感知与行为检测研究进展[J]. 农业机械学报, 2016, 47(5): 231 - 244.
He Dongjian, Liu Dong, Zhao Kaixuan. Review of intelligent perception and behavior detection of animal information in precision livestock farming[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5): 231 - 244. (in Chinese)
[17] Yu M, Zheng H, Xu D, et al. Non-contact detection method of pregnant sows backfat thickness based on two-dimensional images[J]. Animal Genetics, 2022, 53(6): 769 - 781.
[18] Cao T, Li X, Liu X, et al. Research on contactless detection of sow backfat thickness based on segmented images with feature visualization[J]. Applied Sciences, 2024, 14(2): 752.
[19] Jian Y, Pu S, Zhu J, et al. Estimation of sow backfat thickness based on machine vision[J]. Animals, 2024, 14(23): 3520.
[20] Li X, Yu M, Xu D, et al. Non-contact measurement of pregnant sows' backfat thickness based on a hybrid CNN - ViT model [J]. Agriculture, 2023, 13(7): 1395.

(下转第 107 页)

[J]. China Strategic Emerging Industries, 2025(21): 32 – 34. (in Chinese)

[23] 陈凯鹏,回丙伟,张会强,等.基于多尺度特征对齐的小样本目标检测方法[J].计算机技术与发展,2026,36(2):30 – 37.
Chen Kaipeng, Hui Bingwei, Zhang Huiqiang, et al. A few-shot object detection method based on multi-scale feature alignment[J]. Computer Technology and Development, 2026,36(2):30 – 37. (in Chinese)

[24] 刘潭,朱洪锐,袁青云,等.基于多模型融合策略的温室番茄光合速率预测方法[J].农业机械学报,2024,55(4):337 – 345.
Liu Tan, Zhu Hongrui, Yuan Qingyun, et al. A prediction method for photosynthetic rate of greenhouse tomatoes based on multi-model fusion strategy[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(4): 337 – 345. (in Chinese)

[25] 李龙杰,史勇,郭俊先.基于分光测色反演哈密瓜叶片叶绿素与含水率研究[J].光谱学与光谱分析,2024,44:2296 – 2302.
Li Longjie, Shi Yong, Guo Junxian. Study on inversion of chlorophyll and moisture content in hami melon leaves based on spectrophotometric color measurement[J]. Spectroscopy and Spectral Analysis, 2024, 44: 2296 – 2302. (in Chinese)

[26] 张振亚,石玉,娄士龙.基于树莓派驱动的物联网灌溉系统的设计与实现[J].电脑知识与技术,2024,20(20):104 – 106.
Zhang Zhenya, Shi Yu, Lou Shilong. Design and implementation of an IoT irrigation system based on Raspberry Pi drivers [J]. Computer Knowledge and Technology, 2024, 20(20): 104 – 106. (in Chinese)

[27] 孙黎君,刘新宇,朱越,等.电力设备智能测厚系统设计与实现[J].电力设备管理,2025(18):183 – 185.
Sun Lijun, Liu Xinyu, Zhu Yue, et al. Design and implementation of an intelligent thickness measurement system for power equipment[J]. Power Equipment Management, 2025(18): 183 – 185. (in Chinese)

(上接第 98 页)

[21] 王继英,韩丽娟,王诚,等.大约克体型性状的相关、聚类与主成分分析[J].养猪,2019(1):65 – 67.
Wang Jiying, Han Lijuan, Wang Cheng, et al. Correlation, clustering and principal component analysis of body type traits in Large Yorkshire pigs[J]. Swine Production,2019(1):65 – 67. (in Chinese)

[22] 胡宝玖.基于三维点云的母猪背膘厚测量方法研究[D].武汉:华中农业大学,2025.
Hu Baojiu. Research on sow backfat thickness measurement method based on three-dimensional point cloud[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University,2025. (in Chinese)

[23] 刘正旭.基于多视角三维点云融合的猪表型测定与屠宰性能预测[D].武汉:华中农业大学,2024.
Liu Zhengxu. Pig phenotype measurement and slaughter performance prediction based on multi-view three-dimensional point cloud fusion[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University,2024. (in Chinese)

[24] 何威,米阳,刘刚,等.基于双流跨模态特征融合模型的群养生猪体质量测定[J].农业机械学报,2023,54(增刊 1):275 – 282,329.
He Wei, Mi Yang, Liu Gang, et al. Body weight measurement of group-raised pigs based on two-stream cross-modal feature fusion model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(S1):275 – 282,329. (in Chinese)

[25] 张稳,张鑫哲,张在莹,等.基于 EL – YOLO v8n 的轻量化群养猪只姿态识别与跟踪方法[J].农业机械学报,2026,57(14):298 – 306.
Zhang Wen, Zhang Xinzhe, Zhang Zaiying, et al. Lightweight method for group-housed pig pose recognition and tracking based on EL – YOLO v8n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2026, 57(14): 298 – 306. (in Chinese)

[26] 杨盼盼.鄂通两头乌猪背膘厚、眼肌面积育种值估计与分子标记检测[D].武汉:华中农业大学,2023.
Yang Panpan. Breeding value estimation and molecular marker detection of backfat thickness and loin eye area in Etong two-end black pigs[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University,2023. (in Chinese)

[27] Chen Y Z, Gao C, Wang J X, et al. Pork backfat thickness detection based on complex background[C]// The 2nd International Conference on Machine Learning and Computer Application. Shenyang: China,2021.

[28] 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)

[29] Tan M, Le Q V. EfficientNet: rethinking model scaling for convolutional neural networks[C]// Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning. Long Beach,2019:6105 – 6114.