

胡立俊,李旭,李国亮.基于改进YOLOv8n的安格斯牛面部识别[J].华中农业大学学报,2025,44(2):39-48.
DOI:10.13300/j.cnki.hnlkxb.2025.02.005

基于改进YOLOv8n的安格斯牛面部识别

胡立俊¹,李旭¹,李国亮²

1. 塔里木绿洲农业教育部重点实验室/塔里木大学信息工程学院,阿拉尔 510642;
2. 农业农村部智慧农业技术重点实验室/华中农业大学信息学院,武汉 430070

摘要 为解决安格斯牛独特的黑色毛发导致其面部特征区分困难的问题,采用基于YOLOv8n的改进方法,实现圈养环境中的安格斯牛准确、非接触式的面部识别。首先构建了一个包含200头安格斯牛在不同生长阶段的11 000张面部图像的数据集;其次,引入创新的增强感受野特征融合模块,该模块增强了模型对关键特征的关注;再次,设计了新型轻量化检测头LPCDH,用于安格斯牛的面部特征识别;最后,采用组泰勒剪枝方法,通过估计神经元的重要性剪除不重要的神经元,从而减少计算成本和内存占用,提升模型的部署效率。试验结果显示,改进后的模型平均识别准确率达到92.6%。与常用的SSD、YOLOv5n、YOLOv8s、YOLOv8m、YOLOv9t、YOLOv10n、RT-Detr和Mamba-YOLO模型相比,准确率分别提高了11.5、3.8、1.8、1.9、5.1、3.9、3.7和2.4个百分点。与原始YOLOv8n模型相比,所设计模型在4折交叉验证中的准确率平均提高了3.1个百分点。结果表明,该模型在内存消耗和计算需求方面实现了轻量化,特别适合在移动端和实际应用中的实时识别,可显著提高安格斯牛面部识别的准确率和效率。

关键词 安格斯牛;YOLOv8n;剪枝;牛只识别;面部检测模型

中图分类号 S858.23; TP391.41 **文献标识码** A **文章编号** 1000-2421(2025)02-0039-10

安格斯牛是一种因其高品质牛肉而广泛饲养的牛种。随着对优质肉类的市场需求持续增长,安格斯牛的养殖规模也在不断扩大^[1-2]。为提高养殖效率和肉类品质,畜牧业不断寻求人工智能技术的创新和应用,特别是在牛的面部识别技术应用方面,以提升管理的精准性和效率^[2-3]。

尽管耳标和烙印等传统的牛只识别方法已被广泛使用,但这些方法可能对动物造成身体伤害,且其有效性会随着时间的推移而降低。因此,开发一种既经济又人道的识别方法至关重要。由于图像采集设备成本低且易于使用,国内外许多研究人员已开始将目标识别方法(如SSD和YOLO)应用于牲畜和家禽的个体识别研究中^[4-6]。如Huang等^[2]结合SSD与密集连接卷积网络和Inception-v4进行奶牛体况评分,减少识别信息损失和网络参数。同时,采用改进的卡尔曼滤波器和匈牙利滤波器消除误差,提高准确性^[7-9]。Xu等^[10]结合轻量级的RetinaFace-

mobilenet与加性角度边缘损失(ArcFace),开发了CattleFaceNet,实现了对荷斯坦奶牛的高精度面部识别。Weng等^[11]提出了1种基于双分支卷积神经网络(TB-CNN)的牛只面部检测模型,通过分别输入不同角度的牛脸图像进行特征提取,融合特征后结合全局平均池化与分类器,实现个体牛只的精准识别。Zheng等^[12]使用YOLOv7在复杂环境中识别荷斯坦奶牛,采用ACmix模块增强模型注意力,并通过改进的轻量级SPPCSPC-L模块降低复杂度。此外,改进的卡尔曼滤波器通过直接预测跟踪框的宽高,优化了ByteTrack算法,实现更精确的跟踪与匹配^[13]。

目前,常用的目标检测技术如SSD和YOLO系列已被应用于动物识别中^[14-15],虽然大部分研究集中在猪和奶牛等牲畜上,但针对安格斯牛的研究较少。尽管这些技术已成熟,但在保持高精度的同时如何简化模型结构以适应资源有限的农业环境仍是

收稿日期:2024-07-16

基金项目:华中农业大学农业农村部智慧农业技术重点实验室开放项目(KLSFTAA-KF004);绿洲生态农业兵团重点实验室开放项目(202002)

胡立俊,E-mail:15054185693@163.com

通信作者:李旭,E-mail:19590146023@163.com;李国亮,E-mail:15703411873@163.com

挑战。

为应对这些挑战,本研究设计1种改进的YOLOv8n模型^[16-17],以安格斯牛在不同生长阶段的面部图像构建数据集,通过结合增强感受野特征融合单元(ERFFU)和轻量级卷积检测头(LPCDH),提升安格斯牛面部特征的识别能力,并采用组泰勒剪枝方法^[18],剪除不必要的神经元,减少计算成本和内存占用,进一步优化识别流程和简化模型复杂度^[19-20],旨在实现安格斯牛高效、精准的面部识别,为智能畜牧业的发展提供技术支持。

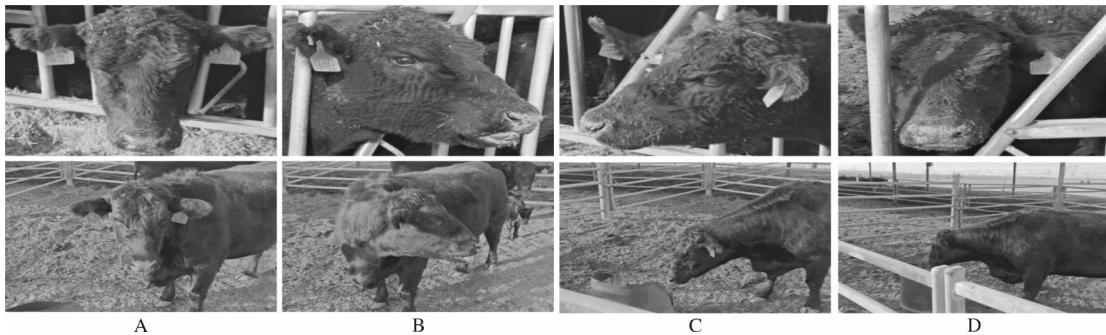
1 材料与方法

1.1 数据采集和数据集构建

使用佳能800D相机在新疆生产建设兵团第一

师阿拉尔市八团露天养殖场收集了200头安格斯牛的面部图像,采集时间为2023年10月5日—2024年5月1日,每月1次。每张图像分辨率为6 000像素×4 000像素,采集距离为0.5~2 m,模拟真实面部识别环境。如图1所示,图像涵盖牛只在不同姿态下的正脸和侧脸视图,采集时间为上午10:00和下午4:00,以减少光照变化影响。

为应对复杂环境中的遮挡问题,采取了策略确保数据集的多样性^[21-22],最终筛选出11 000幅高质量面部图像(正脸5 810张,左脸2 185张和右脸1 990张,遮挡图像1 015张)。所有图像经过精确标注,避免耳标信息影响识别结果。数据集随机分为训练集、验证集和测试集,比例为7:2:1,并确保测试集与训练集采集时间不同,以增强评估的准确性。



A:正脸;B:左脸;C:右脸;D:遮挡。A:Front face; B:Left side face; C:Right side face; D:Obstruction.

图1 不同角度和有障碍物的牛脸样本数据集图像

Fig.1 Sample dataset images of cattle faces from different angles and with obstructions

1.2 改进YOLOv8n安格斯牛面部检测模型

YOLOv8模型融合了YOLOv5、YOLOv6和YOLOX的优点^[23-24],以适应不同的应用场景。通过架构优化,YOLOv8在资源受限环境中实现了实时识别和快速部署,并表现出了卓越的性能。

改进后的Yolov8n使用640像素×640像素×3通道的安格斯牛图像作为输入,训练过程中通过Albumentations进行在线数据增强^[25]。在模型改进方面,为增强特征提取能力,本研究提出了扩展感受野特征单元(ERFFU),通过高效的注意力分配强化空间特征捕捉。检测头部分采用新型轻量级并行卷积检测头(LPCDH),在提高精度的同时解决YOLOv8n检测头参数过大的问题。此外,引入组泰勒剪枝(group Taylor pruning)进一步减小参数数量和计算负担,使模型更适用于资源受限环境(图2)。

1.3 模型改进

为更准确地捕捉安格斯牛的关键面部特征,本研究提出1种扩展感受野特征融合单元(ERFFU),

结构如图3所示。该模块基于ERFBlock进行改进,旨在增强目标检测模型的性能。具体内容如下:假设输入特征图 X ,输入图像通过卷积层处理得到 Y_0 ,其中,输入通道数扩展为原始大小的2倍,形成隐藏通道,得到的通道被分成2个独立的部分: Y_1 和 Y_2 。为了更有效地捕捉更多特征信息,本研究应用基础残差块的概念,将 Y_2 的一部分通过 1×1 卷积层处理,得到 Y'_1 ,然后将其输入到ERFBlock中,计算如公式(1)~(3)所示。

$$Y_0 = X \times K_0 + b_0 \quad (1)$$

$$Y_1, Y_2 = \text{Chunk}(Y_0) \quad (2)$$

$$Y'_1 = Y_1 \times K_1 + b_1 \quad (3)$$

ERFBlock的计算过程如公式(4)所示。其中, $g^{i \times i}$ 表示分组卷积, k 为卷积核的大小,Norm是规范化, F 是将注意力图与变换的感受野空间特征相乘而获得。具体来说,ERFBlock首先对输入特征图 Y'_1 进行全局平均池化(AvgPool),以捕捉全局空间信息。

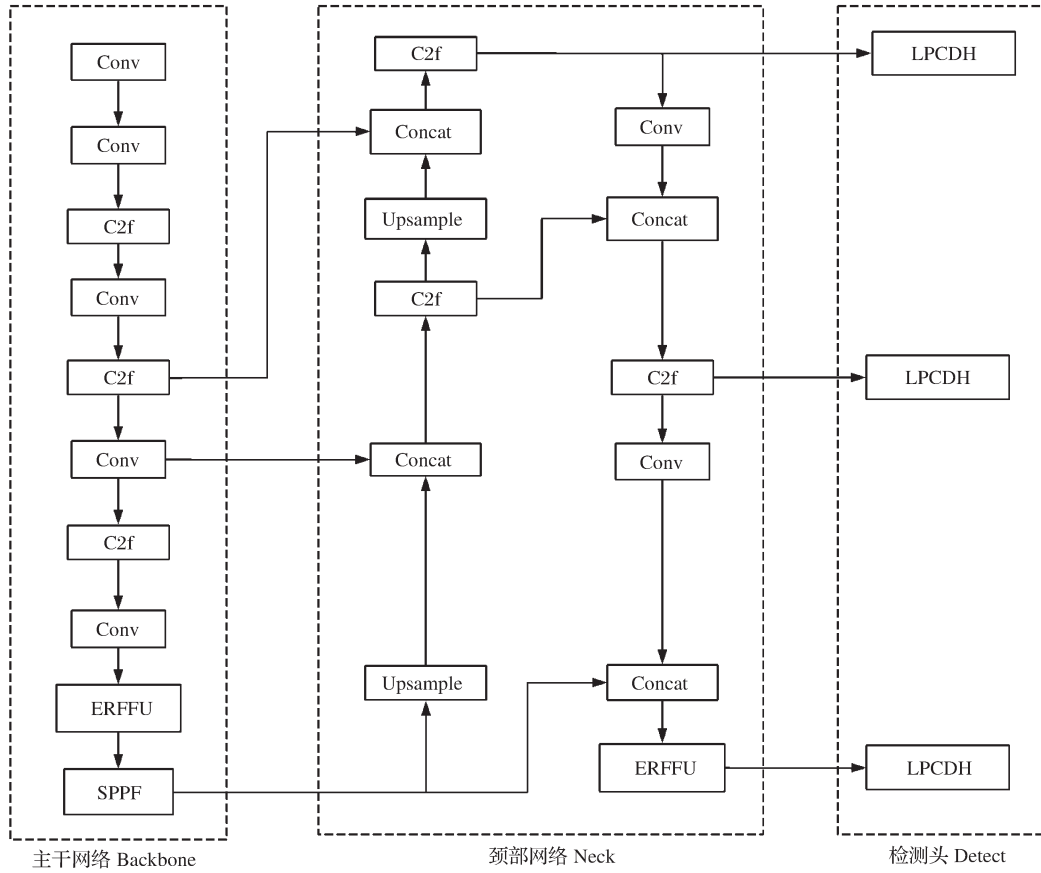


图2 改进YOLOv8结构图

Fig.2 Improved YOLOv8 structure

为了增强特征的非线性表示能力,ERFBlock通过ReLU激活和规范化处理特征图,并通过重排列和卷积处理实现有效的特征融合。最后,模块将处理后的输出与另一部分特征融合,通过卷积得到最终输出,如公式(5)~(6)所示:

$$F = \text{Softmax}(g^{1 \times 1}(\text{AvgPool}(Y'_1))) \times$$

$$\text{ReLU}(\text{Norm}(g^{k \times k}(X))) = A_{\text{rf}} \times F_{\text{rf}} \quad (4)$$

$$F_1 = \text{rearrange}(F) \quad (5)$$

$$F_2 = (F_1 \times K_1 + b_1) \times K_2 + b_2 + Y_2 \quad (6)$$

YOLOv8虽然在性能上取得了显著成效,但其

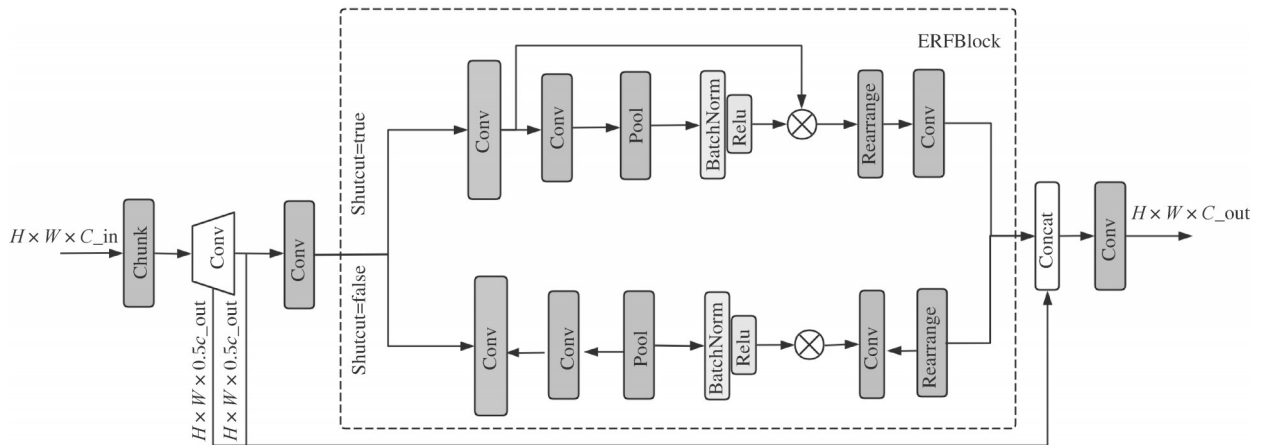


图3 增强感受野特征融合单元(ERFFU)结构

Fig. 3 Enhanced receptive field feature fusion unit (ERFFU) structure

解耦头部分包含大量参数,这不仅增加了计算负担,也可能导致处理效率的下降。针对这一挑战,本研究提出1种基于部分卷积的轻量化检测头(light-weight partial convolution detection head, LPCDH)。具体而言,LPCDH结构包含1个部分卷积层,采用部分卷积(PConv)策略优化特征的空间维度融合。假设输入特征 $X_i \in R^{B \times C \times H \times W}$, 其中, B 是批量大小; C 是通道数; H 是特征图的高度; W 是特征图的宽度。将 X_i 分割为2部分:要进行卷积的部分 X_{i1} 和不变的部分 X_{i2} 。 C_1 是卷积处理的通道数, C_2 是保持不变的通道数。对 X_{i1} 进行 1×1 的卷积操作,以保持数据的空间尺寸。将卷积后的 X'_1 与未处理的 X_2 重新组合,得到最终的输出 X'_i 。计算见公式(7)~(9)。

$$(X_{i1}, X_{i2}) = \text{split}(X_i, [C_1, C_2]) \quad (7)$$

$$X'_{i1} = \text{Conv}(X_{i1}) \quad (8)$$

$$X'_i = \text{Concat}(X'_{i1}, X_{i2}) \quad (9)$$

特征图经过PConv处理后,通过卷积层调整通道数,分别进行2个卷积操作。首先,将通道数转换为用于边界框回归的参数维度,保留空间信息;然后,将通道数转换为类别数量,保留分类信息。最后,将边界框回归参数和类别预测结果在通道维度拼接。改进的YOLOv8n使用3个轻量化检测头(LPCDH)处理不同尺度的特征,推理时将输出特征拼接,分割为边界框回归参数(Bbox)和类别预测结果(Cls)。通过边界框解码函数,将Bbox转为实际坐标,最终输出边界框坐标和类别预测结果,如图4所示。

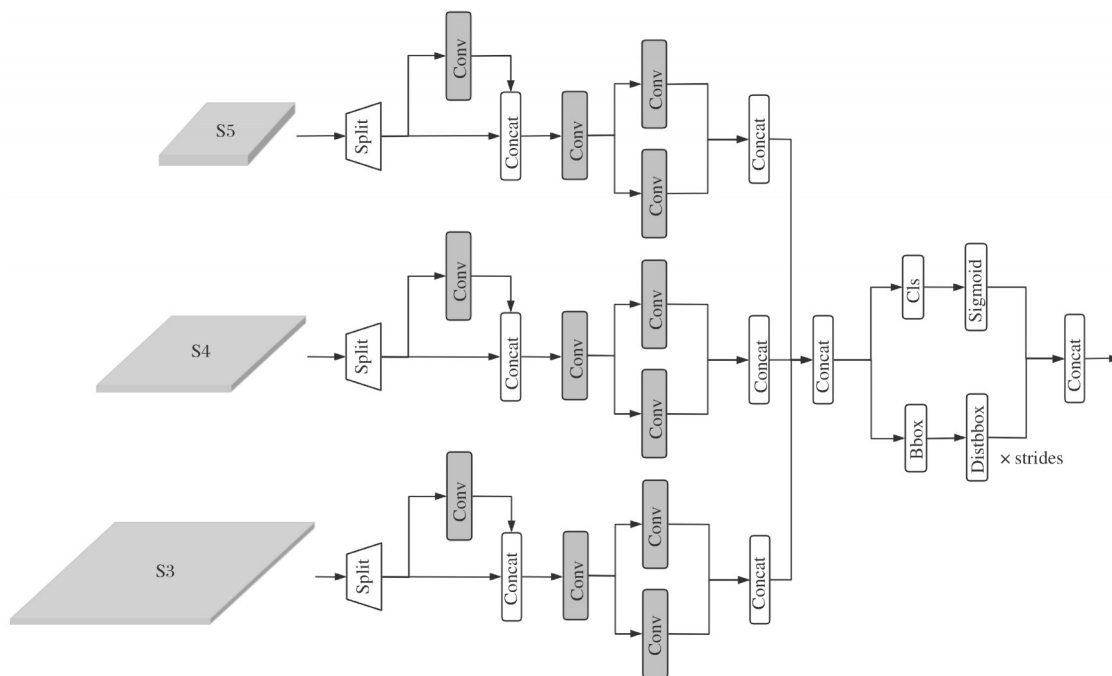


图4 LPCDH 架构的结构图

Fig.4 Illustrates the structure of the LPCDH

为了解决因移动端算力有限而限制模型实际应用的问题,本研究选择组泰勒剪枝方法对模型实现轻量化。组泰勒剪枝是1种通过估计每个神经元(或滤波器)对最终损失的贡献来优化神经网络剪枝的技术。其核心思想是通过泰勒展开式对神经元的重要性进行近似计算,并基于此进行剪枝。该剪枝方法原理为:使用一阶和二阶泰勒展开式来估算滤波器的重要性,定义为移除特定滤波器后对损失函数的影响。具体公式如下:

$$I^{(1)}(w_i) = (g_i w_i)^2 \quad (10)$$

$$I^{(2)}(w_i) = \left(g_i w_i - \frac{1}{2} H_{ii} w_i^2 \right)^2 \quad (11)$$

该方法的优势是具有全局一致性尺度,不需要逐层进行敏感性分析;可以应用于任何网络层,包括具有跳跃连接的层;除了需要提供要剪枝的神经元数量外,其他参数自动优化。利用这些优势,组泰勒剪枝方法在保持模型性能的同时,实现了高效的剪枝,从而显著减少了计算成本和内存占用。考虑到感受野对本模型的重要性,将ERFFU层进行跳过,并且保留检测头输出层的完好,使模型的参数量、计算量、精度等达到最佳。图5为剪枝前后通道变化。

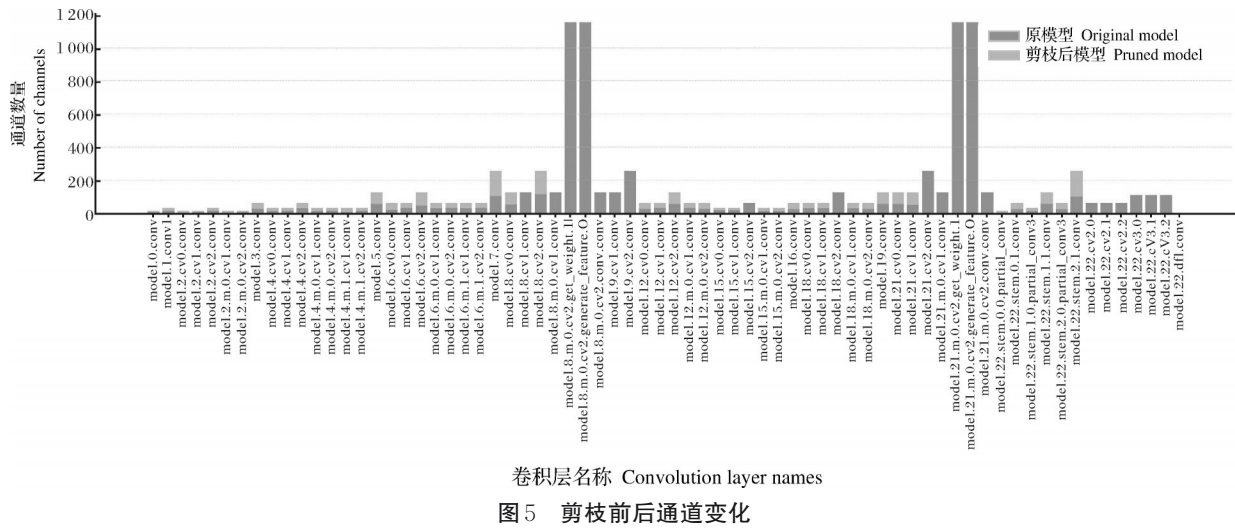


图5 剪枝前后通道变化

Fig.5 Changes in channels before and after pruning

1.4 评价指标

为了全面评估模型的性能,选取以下评价指标:召回率(recall, R),精度(precision, P),平均精度均值(mean average precision, P_{mA}),模型内存占用量和模型计算量。在这些评估指标中,用到了以下关键参数:真阳性(P_t ,即被正确地预测为正样本的实际正样本数);假阳性(P_f ,即被错误地预测为正样本的实际负样本数);假阴性(N_f ,即被错误地预测为负样本的实际正样本数)。

1.5 训练参数设置

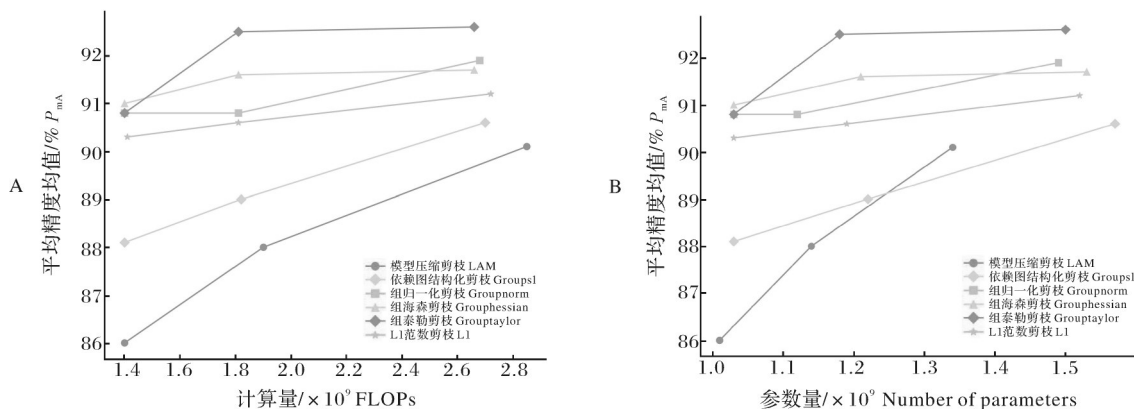
所用显卡是 RTX4060,操作系统为 Windows 10,使用 Pytorch 深度学习框架构建模型,CUDA 版本是 11.8,CuDNN 版本是 8.7.0。改进 YOLOv8n 选取尺寸为 640 像素 \times 640 像素的图像作为输入,迭代周期(epoch)设置为 300,批量大小设置为 4,选择随机梯度下降法作为训练优化方法,初始学习率

为 0.01,动量因子为 0.937,权重衰减系数 0.000 5,早停(early stopping)设置为 50,目的是当模型性能无法再提升时停止训练,避免过拟合并节省训练时间。

2 结果与分析

2.1 不同剪枝方法效果对比

如图 6 所示,从参数量对比来看,组泰勒剪枝在各参数量下 P_{mA50} 表现最佳,达到 92.6%。组海森剪枝和组归一化剪枝在参数量增加时也有较高的 P_{mA50} ,分别为 91.8% 和 91.9%,而 LAMP 剪枝在参数量增加时 P_{mA50} 提升较小。从计算量来看,组泰勒剪枝同样表现最优,在计算量增加时 P_{mA50} 达 92.6%。组海森剪枝和组归一化剪枝的 P_{mA50} 分别为 91.8% 和 91.9%,但 LAMP 剪枝在不同计算量下的 P_{mA50} 表现相对较低。总体而言,组泰勒剪枝在不同参数量



A: 计算量; B: 参数量。A: Computational cost; B: Number of parameters.

图6 不同剪枝方法的比较

Fig.6 Comparison of different pruning methods

和计算量下均表现最佳,且能在大幅降低参数量和计算量时保持精度,展现出显著优势。组海森剪枝和组归一化剪枝效果较强,而LAMP剪枝虽参数量和计算量较低,但 P_{mA50} 提升有限。因此,组泰勒剪枝在实际应用中具有更高的有效性,特别是在需要平衡精度和计算效率的场景下。

2.2 不同模型的识别结果对比

在安格斯牛测试集上,改进的YOLOv8n模型在面部识别任务中表现优于SSD、YOLOv5n、YOLOv8n、YOLOv8m、YOLOv8s等模型。改进后的YOLOv8n模型的召回率为85.1%, P_{mA50} 为92.6%,

$P_{mA50-95}$ 为68.3%,模型大小为2.6 MB,计算量为 1.9×10^9 。与原模型相比,召回率提升4.8百分点, P_{mA50} 提升3.1百分点, $P_{mA50-95}$ 提升1.7百分点,内存占用量下降60.6%,计算量下降80.2%。与其他模型相比,准确率提高了11.5、3.8、1.8、1.9、5.1、3.9、3.7和2.4百分点。在帧率方面,改进后的YOLOv8n达到了729.4帧/s,远超其他模型,验证了其在保持高精度的同时具备更高的推理速度,适用于实时安格斯牛面部识别。通过引入ERFFU和LPCDH,本研究有效提升了安格斯牛面部识别的准确性和推理速度,证明了该模型的有效性。

表1 不同模型的安格斯牛个体识别结果

Table 1 Individual identification results of Angus cattle with different models

模型 Model	$P_{mA50}/\%$	$P_{mA50-95}/\%$	召回率/ $\%$ Recall	模型内存占用量/MB Memory size	计算量/($\times 10^9$) FLOPS	帧率/(帧/s) Frame rate
SSD	81.1	48.6	57.4	146.00	15.47	55.0
YOLOv5n	88.8	63.5	81.5	3.95	4.60	455.5
YOLOv8n	89.5	66.6	80.3	6.60	9.60	461.1
YOLOv8s	90.8	67.1	81.2	22.60	28.70	210.0
YOLOv8m	90.7	67.9	83.7	49.70	79.00	75.9
YOLOv9t	87.5	61.2	80.2	8.30	16.30	266.4
YOLOv10n	88.7	66.4	80.7	6.10	6.90	421.4
Mamba-YOLOt	90.2	66.5	81.3	13.00	15.10	102.0
RT-DETR	88.9	63.8	80.0	17.70	78.10	84.5
改进 Improved YOLOv8n	92.6	68.3	85.1	2.60	1.90	729.4

图8展示了使用SSD、YOLOv5n和YOLOv8n等目标识别模型在不同安格斯牛个体的面部识别对比中的性能(其中包括了安格斯牛面部的正脸、左脸、右脸、遮挡的情况)。结果表明,这些模型在安格斯牛的检测任务中存在漏检或误检现象。由于安格斯牛毛色单一,缺乏明显的标记,且在牧场环境中容易与背景混淆,增加了检测难度。在对编号为276008的安格斯牛进行检测时,SSD、YOLOv5n和YOLOv8n等模型均未能成功识别,导致漏检。这可能是因为个体间视觉差异较小,难以区分。检测编号为908145的安格斯牛时,SSD、Mamba-YOLO、YOLOv9t和YOLOv5n产生误检,而YOLOv8n、YOLOv10n和RT-DETR虽然有检测结果,但置信度显著低于改进后的YOLOv8n模型。这表明改进后的YOLOv8n在提高检测精度和置信度方面表现突出,尤其适用于视觉特征较为单一且难以区分的目标。

2.3 特征图可视化测试

在测试集上分别应用原始YOLOv8n模型和改进后YOLOv8n模型,研究提取了不同牛只面部的特征并生成热力图(图8)。结果显示,原始模型在识别安格斯牛面部特征时有限,仅能捕捉部分区域,且对于特征不明显的牛只,重要特征常未被捕捉。而改进后的模型显著提高了识别能力,能够全面准确地关注面部特征,尤其在识别难度较大的牛只上表现尤为突出,增强了模型的实用性和准确性。

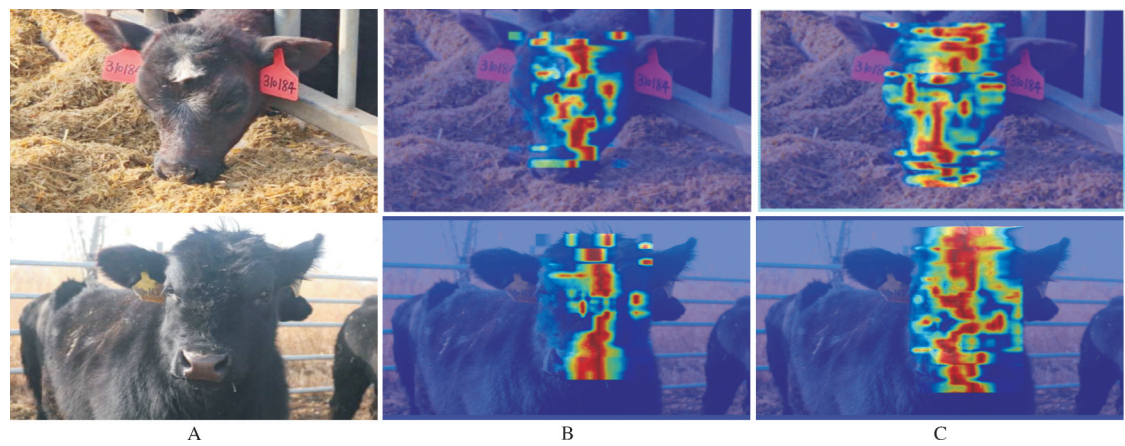
2.4 改进YOLOv8n的消融实验

采用全面的4折交叉验证消融实验进一步评估ERFFU和LPCDH模块对YOLOv8n模型识别精度的影响。由表2可见,基准YOLOv8n模型的 P_{mA50} 值在88.9%~89.7%, $P_{mA50-95}$ 值在65.8%~67.0%。加入ERFFU模块后, P_{mA50} 提高到89.6%~90.2%, $P_{mA50-95}$ 提高到67.4%~67.8%,表明有适度但稳定的提升。加入LPCDH模块后,准确率显著提升, P_{mA50}



A:耳标为 276008 的安格斯牛;B 耳标为 908145 的安格斯牛。A: The Angus cattle with ear tag number 276008; B: The Angus cattle with ear tag number 908145.

图 7 不同模型对部分安格斯牛面部识别性能的比较
Fig.7 Comparison of facial recognition performance of partial Angus cattle among different models



A:原始图像;B:YOLOv8n 热力图;C:改进后 YOLOv8n 热力图。A:Original image; B:YOLOv8n heatmap; C:Improved YOLOv8n heatmap.

图 8 YOLOv8n 和改进的 YOLOv8n 热图在牛面部识别方面的比较

Fig.8 Comparison of heatmaps from YOLOv8n and improved YOLOv8n for cattle detection

值在 90.7%~92.1%, $P_{mA50-95}$ 值在 67.9%~8.5%。当 ERFFU 和 LPCDH 模块结合使用时,准确率提升最为显著, P_{mA50} 值达到 92.3%~93.2%, $P_{mA50-95}$ 值达到 68.1%~68.9%。并且对改进后的模型使用组泰勒剪枝方法,多次验证后都能保证模型在大幅降低占用内存空间和计算量的同时保证精度的稳定。结果表明,结合这些模块具有协同效应,显著提升了模型的性能,验证了所提方法的可行性和有效性。

3 讨论

本研究通过改进 YOLOv8n 模型,显著提升了安格斯牛面部识别的精度和处理速度。相比 SSD 和 YOLO 系列模型,改进后的 YOLOv8n 在复杂环境中的表现更优,尤其在安格斯牛面部特征识别方面。采用 ERFFU 和 LPCDH 策略优化了特征提取,提高了识别准确性。同时,运用组泰勒剪枝方法,模型的

表 2 改进YOLOv8n不同模块的4折交叉验证试验结果比较

Table 2 Comparison of 4-fold cross validation experimental results for different modules of improved YOLOv8n

模型 Model	组泰勒剪枝 Group Taylor	感受野单元 ERFFU	轻量检测头 LPCDH	$P_{mA50}/\%$	$P_{mA50-95}/\%$	模型内存占用量/MB Memory size	计算量/($\times 10^9$) FLOPS
YOLOv8n	×	×	×	89.5	66.2	6.60	9.6
	×	×	×	88.9	66.6	6.60	9.6
	×	×	×	89.7	67.0	6.60	9.6
	×	×	×	89.1	65.8	6.60	9.6
Model 1	×	✓	×	89.6	67.4	6.84	10.2
	×	✓	×	89.8	67.4	6.84	10.2
	×	✓	×	90.2	67.8	6.84	10.2
	×	✓	×	90.0	67.6	6.84	10.2
Model 2	×	×	✓	91.1	67.9	4.91	5.6
	×	×	✓	91.5	68.1	4.91	5.6
	×	×	✓	92.1	68.5	4.91	5.6
	×	×	✓	90.7	67.9	4.91	5.6
本研究模型 Model in this study	×	✓	✓	92.6	68.3	5.72	6.4
	×	✓	✓	93.0	68.9	5.72	6.4
	×	✓	✓	93.2	68.8	5.72	6.4
	×	✓	✓	92.3	68.1	5.72	6.4
本研究剪枝模型 Prune model in this study	✓	✓	✓	92.6	68.3	2.60	1.9
	✓	✓	✓	92.8	68.9	2.60	1.9
	✓	✓	✓	92.9	68.8	2.60	1.9
	✓	✓	✓	92.3	68.1	2.60	1.9

注:使用改进用“✓”表示,未使用改进用“×”表示。Note: Using "✓" to indicate improvement applied, and "×" to indicate no improvement applied.

内存占用和计算量大幅降低,使其更适合在资源受限环境中应用。

改进后的YOLOv8n模型在帧率方面表现优异,达到了729.4帧/s,显著高于其他模型。这使得该模型在实时处理能力上大大提升。在性能评估中,改进模型在召回率、 P_{mA50} 和 $P_{mA50-95}$ 等指标上均表现优越,准确率较其他模型有显著提升,且相比原始YOLOv8n模型,准确率提高了3.1百分点。

在与其他研究的对比中,Wang等^[8]使用YOLOv8n对荷斯坦奶牛进行识别,并引入了多个增强模块(如NWD损失函数、CIAM和TAM)以提高识别精度。然而,该方法在计算量和内存占用方面较为庞大,并未对资源受限环境进行专门优化。相比之下,改进YOLOv8n通过ERFFU和LPCDH策略显著降低了计算量和内存占用,使得其在资源受限环境下更具优势,同时保持了较高的识别精度。

另外,Zheng等^[12]在复杂环境中使用YOLOv7进行荷斯坦奶牛的个体识别。该研究采用了ACmix

模块和轻量级SPPCSPC-L模块来优化模型的性能。尽管该方法提升了模型的复杂度处理能力,但在帧率和计算量的优化上仍存在不足。本研究中改进后的YOLOv8n在帧率方面表现优异,达到729.4帧/s,远超YOLOv7和其他模型,表明改进YOLOv8n在实时处理能力上有显著优势。

尽管识别精度达到92.6%,偶尔的漏检和错检仍提示有优化空间,未来需进一步增强模型的泛化能力,减少数据依赖性。

参考文献References

[1] HUANG X P, HU Z L, QIAO Y L, et al. Deep learning-based cow tail detection and tracking for precision livestock farming [J]. IEEE/ASME transactions on mechatronics, 2023, 28(3): 1213-1221.

[2] HUANG X P, HU Z L, WANG X R, et al. An improved single shot multibox detector method applied in body condition score for dairy cows[J/OL]. Animals, 2019, 9(7): 470[2024-07-16]. <https://doi.org/10.3390/ani9070470>.

- [3] 邢永鑫, 吴碧巧, 吴松平, 等. 基于卷积神经网络和迁移学习的奶牛个体识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(16): 503-511. XING Y X, WU B Q, WU S P, et al. Individual identification of dairy cows based on convolutional neural networks and transfer learning[J]. Laser & optoelectronics progress, 2021, 58(16): 503-511(in Chinese with English abstract).
- [4] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multibox detector[DB/OL]. arXiv, 2015: 1512.02325[2024-07-16]. <https://arxiv.org/abs/1512.02325>.
- [5] ZHAO J N, PAN Y B, ZHANG H Z, et al. InPlaceKV: in-place update scheme for SSD-based KV storage systems under update-intensive Workloads[J]. Cluster computing, 2024, 27(2): 1527-1540.
- [6] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]//IEEE. 2016 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 27-30, 2016, Las Vegas, NV, USA. IEEE, 2016: 779-788.
- [7] CHEN S N, WANG S, ZUO X X, et al. Angus cattle recognition using deep learning[C]//IAPR. 2020-25th International Conference on Pattern Recognition (ICPR). January 10-15, 2021, Milan, Italy. IEEE, 2020: 4169-4175.
- [8] WANG Z, HUA Z X, WEN Y C, et al. E-YOLO: recognition of estrus cow based on improved YOLOv8n model[J/OL]. Expert systems with applications, 2024, 238: 122212 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.122212>.
- [9] SUN K J, HUO J, LIU Q, et al. An infrared small target detection model via Gather-Excite attention and normalized Wasserstein distance[J]. Mathematical biosciences and engineering, 2023, 20(11): 19040-19064.
- [10] XU B B, WANG W S, GUO L F, et al. CattleFaceNet: a cattle face identification approach based on RetinaFace and ArcFace loss[J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 193: 106675 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2021.106675>.
- [11] WENG Z, MENG F S, LIU S Q, et al. Cattle face recognition based on a Two-Branch convolutional neural network[J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2022, 196: 106871 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2022.106871>.
- [12] ZHENG Z Y, LI J W, QIN L F. YOLO-BYTE: an efficient multi-object tracking algorithm for automatic monitoring of dairy cows[J/OL]. Computers and electronics in agriculture, 2023, 209: 107857 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107857>.
- [13] SIRIANI A L R, KODAIRA V, MEHDIZADEH S A, et al. Detection and tracking of chickens in low-light images using YOLO network and Kalman filter[J]. Neural computing and applications, 2022, 34(24): 21987-21997.
- [14] 陈仁凡, 谢知, 林晨. 基于YOLO-ODM的温室草莓成熟度的快速检测[J]. 华中农业大学学报, 2023, 42(4): 262-269.
- CHEN R F, XIE Z, LIN C. Rapid detection of greenhouse strawberry ripeness based on YOLO-ODM[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2023, 42(4): 262-269(in Chinese with English abstract).
- [15] 雷杏子, 王树才, 龚东军, 等. 基于YOLOv5s的筐装禽蛋上料机器人视觉定位方法[J]. 华中农业大学学报, 2024, 43(3): 302-310. LEI X Z, WANG S C, GONG D J, et al. Visual localization method for tray-loaded poultry egg feeding robot based on YOLOv5s[J]. Journal of Huazhong Agricultural University, 2024, 43(3): 302-310(in Chinese with English abstract).
- [16] LI S C, HUANG H P, MENG X Y, et al. A glove-wearing detection algorithm based on improved YOLOv8[J/OL]. Sensors (Basel, Switzerland), 2023, 23(24): 9906 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.3390/s23249906>.
- [17] MA N, LI Y W, XU M, et al. Improved YOLOv8-based automated detection of wheat leaf diseases[J]. INMATEH agricultural engineering, 2023, 71(3): 499-510.
- [18] MOLCHANOV P, MALLYA A, TYREE S, et al. Importance estimation for neural network pruning[C]//IEEE. 2019 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). June 15-20, 2019, Long Beach, CA, USA. IEEE, 2019: 11256-11264.
- [19] FU L L, LI S J, KONG S L, et al. Lightweight individual cow identification based on Ghost combined with attention mechanism[J/OL]. PLoS One, 2022, 17(10): e0275435 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0275435>.
- [20] WU R, BAO A. Preparation of cellulose carbon material from cow dung and its CO₂ adsorption performance[J/OL]. Journal of CO₂ utilization, 2023, 68: 102377 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1016/j.jcou.2022.102377>.
- [21] LUAN S Y, LI C L, XU P, et al. MI-YOLO: more information based YOLO for insulator defect detection[J/OL]. Journal of electronic imaging, 2023, 32(4): 0430144 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1117/1.JEI.32.4.0430144>.
- [22] ZHOU H Y, JIANG F, LU H T. SSDA-YOLO: Semi-supervised domain adaptive YOLO for cross-domain object detection[J/OL]. Computer vision and image understanding, 2023, 229: 103649 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1016/j.cviu.2023.103649>.
- [23] SHEN L Y, LANG B H, SONG Z X. DS-YOLOv8-based object detection method for remote sensing images[J]. IEEE access, 2023, 11: 125122-125137.
- [24] ZHANG Z Z, LI J W, SU C W, et al. A method for counting fish based on improved YOLOv8[J/OL]. Aquacultural engineering, 2024, 107: 102450 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1016/j.aquaeng.2024.102450>.
- [25] MARQUES G, AGARWAL D, DE LA TORRE DÍEZ I. Automated medical diagnosis of COVID-19 through EfficientNet convolutional neural network[J/OL]. Applied soft computing, 2020, 96: 106691 [2024-07-16]. <https://doi.org/10.1016/j.asoc.2020.106691>.

Facial recognition of Angus cattle based on the improved YOLOv8n

HU Lijun¹, LI Xu¹, LI Guoliang²

*1. Ministry of Education Key Laboratory of Tarim Oasis Agriculture/
College of Information Engineering, Tarim University, Aral 510642, China;*

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

Abstract An improved YOLOv8n method was used for facial recognition of Angus cattle in captive environments to solve the problem of difficulty in distinguishing facial features caused by Angus cattle's unique black fur and to achieve the accurate and non-contact recognition. A dataset containing 11 000 facial images of 200 Angus cattle at different stages of growth was constructed. Introducing an innovative and enhanced receptive field feature fusion module was introduced to enhance the model's focus on key features. A novel lightweight detection head (LPCDH) was designed for recognizing the facial feature of Angus cattle. The group Taylor pruning method was used to eliminate irrelevant neurons by estimating their importance, thereby reducing computational costs and memory usage, and improving the deployment efficiency of the model. The results showed that the improved model achieved an average recognition accuracy of 92.6%, which was 11.5, 3.8, 1.8, 1.9, 5.1, 3.9, 3.7, and 2.4 percentage higher than that of commonly used models including SSDs YOLOv5n, YOLOv8s, YOLOv8m, YOLOv9t, YOLOv10n, RT-Detr, and Mamba-YOLO model, respectively. The designed model was improved by 3.1 percentage in 4-fold cross-validation compared with the original YOLOv8n model. It is indicated that the constructed model is optimized for lightweight memory consumption and computational requirements, making it particularly suitable for real-time recognition on mobile devices and in practical applications, significantly improving the accuracy and efficiency of recognizing the facial feature of Angus cattle. It will have immense potential in individual recognition in the livestock industry.

Keywords Angus cattle; YOLOv8n; pruning; cattle identification; facial detection model

(责任编辑:赵琳琳)