

基于改进 YOLO v5s 的奶山羊面部识别方法

宁纪锋^{1,2} 林靖雅¹ 杨蜀秦^{2,3} 王勇胜⁴ 蓝贤勇⁵

(1. 西北农林科技大学信息工程学院, 陕西杨凌 712100; 2. 农业农村部农业物联网重点实验室, 陕西杨凌 712100; 3. 西北农林科技大学机械与电子工程学院, 陕西杨凌 712100; 4. 西北农林科技大学动物医学院, 陕西杨凌 712100; 5. 西北农林科技大学动物科技学院, 陕西杨凌 712100)

摘要: 为准确高效地实现无接触式奶山羊个体识别,以圈养环境下奶山羊面部图像为研究对象,提出一种基于改进 YOLO v5s 的奶山羊个体识别方法。首先,从网络上随机采集 350 幅羊脸图像构成羊脸面部检测数据集,使用迁移学习思想预训练 YOLO v5s 模型,使其能够检测羊脸位置。其次,构建包含 31 头奶山羊 3 844 幅不同生长期的面部图像数据集,基于预训练的 YOLO v5s,在特征提取层中引入 SimAM 注意力模块,增强模型的学习能力,并在特征融合层引入 CARAFE 上采样模块以更好地恢复面部细节,提升模型对奶山羊个体面部的识别精度。实验结果表明,改进 YOLO v5s 模型平均精度均值为 97.41%,比 Faster R-CNN、SSD、YOLO v4 模型分别提高 6.33、8.22、15.95 个百分点,比 YOLO v5s 模型高 2.21 个百分点,改进模型检测速度为 56.00 f/s,模型内存占用量为 14.45 MB。本文方法能够准确识别具有相似面部特征的奶山羊个体,为智慧养殖中的家畜个体识别提供了一种方法支持。

关键词: 奶山羊; 个体识别; YOLO v5s; 迁移学习; 注意力机制

中图分类号: TP391.4 **文献标识码:** A **文章编号:** 1000-1298(2023)04-0331-07

OSID:



Face Recognition Method of Dairy Goat Based on Improved YOLO v5s

NING Jifeng^{1,2} LIN Jingya¹ YANG Shuqin^{2,3} WANG Yongsheng⁴ LAN Xianyong⁵

(1. College of Information Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

2. Key Laboratory of Agricultural Internet of Things, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Yangling, Shaanxi 712100, China

3. College of Mechanical and Electronic Engineering, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

4. College of Veterinary Medicine, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China

5. College of Animal Science and Technology, Northwest A&F University, Yangling, Shaanxi 712100, China)

Abstract: In order to accurately and efficiently realize the contactless individual identification of dairy goats, a dairy goat individual identification method based on improved YOLO v5s was proposed by taking the facial images of dairy goats in captive environment as the research object. Firstly, totally 350 sheep face images were randomly collected from the network to form a sheep face facial detection dataset, and the YOLO v5s model was pre-trained by using the transfer learning idea to enable it to detect sheep face positions. Secondly, a facial image dataset was constructed, containing 3 844 different growth stages of 31 dairy goats, based on pre-trained YOLO v5s, SimAM attention module was introduced in the feature extraction layer to enhance the learning ability of the model, and CARAFE was introduced in the feature fusion layer. The sampling module can better restore facial details and improve the recognition accuracy of the model for individual faces of dairy goats. The experimental results showed that the average accuracy of the improved YOLO v5s model was 97.41%, which was 6.33 percentage points, 8.22 percentage points and 15.95 percentage points higher than that of the Faster R-CNN, SSD and YOLO v4 models, respectively, and 2.21 percentage points higher than that of the original YOLO v5s model. The detection speed of the improved model was 56.00 f/s, and the model size was 14.45 MB. The method proposed can accurately identify dairy goat individuals with similar facial features, which provided a method support for the identification of livestock individuals in smart farming.

Key words: dairy goat; individual recognition; YOLO v5s; transfer learning; attention mechanism

收稿日期: 2022-06-28 修回日期: 2022-08-12

基金项目: 陕西省农业科技创新驱动项目(NYKJ-2021-YL(XN)48)

作者简介: 宁纪锋(1975—),男,教授,博士,主要从事计算机视觉和机器学习研究,E-mail: njf@nwsuaf.edu.cn

0 引言

近年来我国奶山羊养殖规模化水平持续提高,羊场劳动需求大和劳动力短缺的矛盾日益凸显,为生产管理带来巨大挑战。随着农业物联网、人工智能和大数据的发展,以信息与智能技术为支撑的绿色、高效和精准养殖逐渐成为现代畜牧业发展的趋势^[1-4]。其中,基于机器视觉技术的非接触式个体识别是实现动物精准饲养管理的基础^[5],为羊只的个体识别提供了技术支撑。

传统羊只个体识别主要采取人工耳标、佩戴颈链以及烙印等方法^[6-7],不仅费时费力,还容易引起羊只的应激反应。王玲等^[8]将 RFID 无线射频自动识别技术应用到羊只个体识别中,其电子标签信号依靠射频天线接收传送至读写器,并存储到数据库中^[8-9]。此外,也有研究将虹膜、视网膜等技术应用到羊只个体识别^[6]。然而,这些方法在数据采集成本和难度等方面存在不足,难以推广。

随着养殖场图像监控设备的普及,国内外已有很多学者将 Faster R-CNN^[10]、SSD^[11]、YOLO 系列^[12-15]等目标检测方法用于畜禽个体识别,开展了相关研究^[16-18],例如,张宏鸣等^[19]使用 YOLO v4 模型生成羊脸检测器,而后提出在 MobileFaceNet 网络上引入融合空间信息的 ECCSA 注意力模块进行羊脸识别。奶山羊面部图像与猪和牛等畜禽类似,具有个体相似度高和差异小的特点,因此,这些研究为基于面部图像的奶山羊个体识别提供了参考。

在前人研究的基础上,本文采用新的注意力模块和更优的上采样方式,以进一步改进奶山羊面部识别性能的准确性。通过采集 31 头奶山羊不同时期的面部图像构建数据集,在 YOLO v5s 模型的基础上,利用迁移学习,预训练确定模型权重,并在特征提取层引入 SimAM 无参注意力机制以及特征融合层采用 CARAFE 上采样模块,从而提升奶山羊面部识别的准确率。

1 数据获取及处理

1.1 数据采集

奶山羊图像拍摄于西北农林科技大学萨能奶山羊繁育场。使用 iPhone7 手机和索尼 FDR-AX100E 摄像机分别于 2020 年 12 月、2021 年 3—4 月以及 2021 年 7 月采集了 31 头萨能奶山羊图像,帧率为 30 f/s,分辨率有 1 281 像素×721 像素和 1 440 像素×1 080 像素两种尺寸,包括室内室外两种场景、不同光照、不同拍摄角度与距离及不同遮挡情况。在 31 头奶山羊中,成年羊有 6 头,约占

20%,青年羊有 23 头,约占 74%,还有 2 头在采集过程中由青年羊成长为成年羊,约占 6%。图 1 为截取奶山羊面部图像示例。不同奶山羊个体差异主要体现在:①面部轮廓可分为瘦长和宽大两种类型。②额头部分存在无旋和有旋两种情况,有旋的大概率会长出犄角。③鼻子周围有大小不等的黑斑。这些差异构成奶山羊个体识别的依据,总体上,奶山羊面部特征相似度较高,个体差异性较小,给奶山羊面部识别造成了一定的困难。

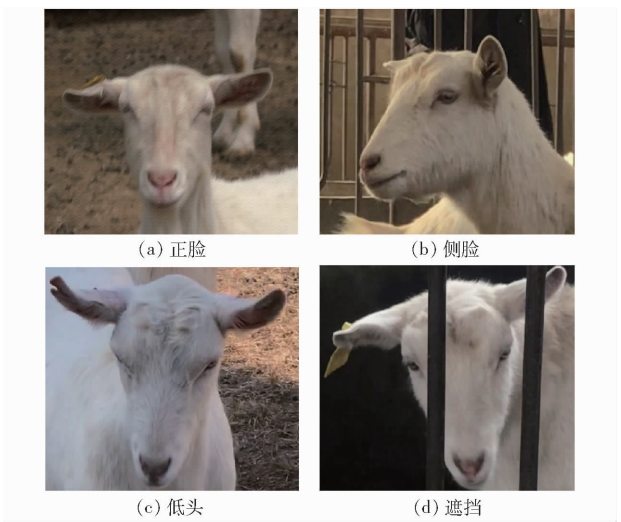


图 1 奶山羊面部图像示例
Fig. 1 Facial images of dairy goat

1.2 数据集构建

将拍摄的视频每隔 15 帧截取一次,并剔除严重遮挡和相似度高的图像,最终获得 31 头奶山羊共计 3 844 幅面部图像,构成个体识别数据集,采用 Labellmg 软件进行标注。数据集从不同采集时期的图像中随机采样,划分为训练集、验证集和测试集。其中,训练集和验证集图像数量占 80%,二者比例为 9:1,测试集数量占 20%。为了验证模型的泛化性能,测试集和训练集的奶山羊图像采集时间点尽可能不一致。从图 2 可以看出,奶山羊各样本图像存在数量不平衡问题。因此,为增强模型鲁棒性,对训练集图像随机使用亮度变化、增加噪声、旋转和遮挡等方式扩充。最终,扩充后的训练集共 10 987 幅图像,验证集和测试集分别为 307、768 幅。

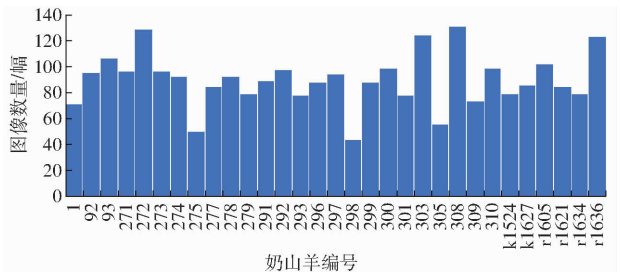


图 2 原始训练集中各奶山羊数量统计分布

Fig. 2 Distribution of number of dairy goat in training set

2 研究方法

2.1 YOLO v5 模型

YOLO v5 模型在 YOLO v4 的基础上进行了一系列改进,具有轻量高速、准确率高和易移植的特点。它在输入端处保留 YOLO v4 中 Mosaic 数据增强的基础上,增加了自适应锚框计算和自适应图像缩放方法;在特征提取层上添加 Focus 和 C3 结构,以增强特征表达能力。其中,Focus 模块对输入图像进行切片操作,减少原始特征信息的丢失,并提升模型计算速度;C3 模块借鉴了 CSPNet^[20]的思想,增强特征融合能力的同时降低网络复杂度并提升运算速度^[21];在特征融合层中,YOLO v5 采用特征金字塔网络(FPN)结合路径聚合网络(PAN)的结构,PAN 自底向上将低层的强定位特征传递上去,使模型获取更加丰富的特征信息。因此,本研究将其作为奶山羊个体识别的基础模型。

YOLO v5 实现了网络架构系列化,包括 YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l 和 YOLO v5x 共 4 种结构。其中,YOLO v5s 网络深度和特征图宽度最小,

其他 3 个版本是在它基础上加深和加宽。在相同数据集下,YOLO v5s 模型的训练时间最短、实时高效且体量最小,为满足实际场景下的实时检测和快速部署,本研究在 YOLO v5s 版本上进行改进。

2.2 改进 YOLO v5s 奶山羊面部识别方法

YOLO v5s 在大规模数据集上预训练权重,并不适应于奶山羊特定对象的识别;此外,YOLO v5s 模型采用的最邻近上采样方式虽然简单,但在边缘或线条的地方会出现锯齿状,容易丢失细节。为更好识别面部相似性高的奶山羊个体,需要对 YOLO v5s 模型进行改进。本研究运用迁移学习的思想,预训练模型参数;将奶山羊图像以 $640 \times 640 \times 3$ 输入网络,在特征提取层中引入 SimAM 模块,通过能量函数对输入特征图计算注意力权重,赋予重要信息更大的权重,以增强模型特征学习能力;最后,在特征融合层加入 CARAFE 模块替换原有的上采样方式,CARAFE 利用输入特征图预测上采样核并且基于此进行特征重组,减少特征信息处理过程中的损失,更好地恢复奶山羊面部细节。图 3 为改进 YOLO v5s 奶山羊面部识别网络结构图。

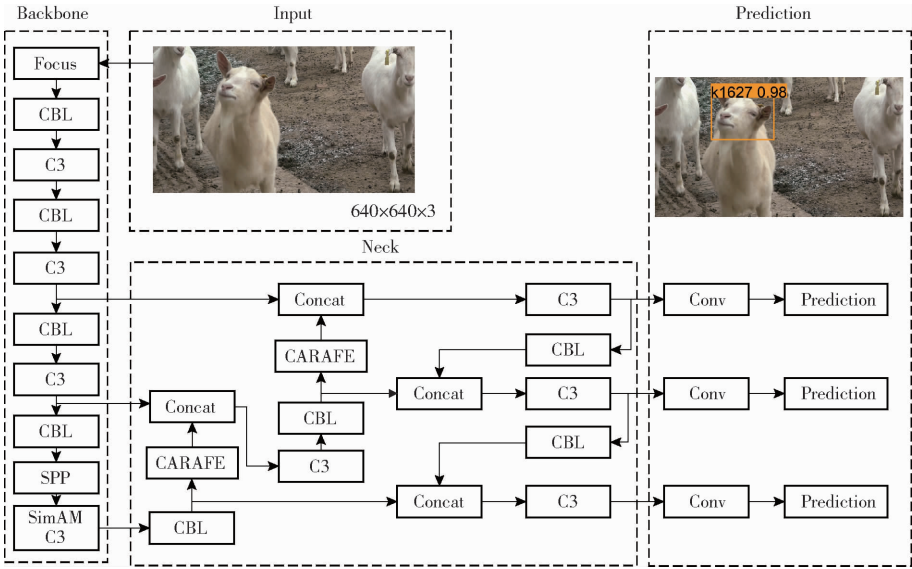


图 3 改进 YOLO v5s 网络结构
Fig.3 Improved YOLO v5s network structure

2.2.1 迁移学习

由于 YOLO v5s 在训练数据源域 VOC 数据集和目标域奶山羊面部图像数据集差异性过大,如果将其直接用于奶山羊个体识别,将极大影响模型收敛速度和检测精度。因此,为了使其能够适应羊脸目标检测对象,首先从网络上随机搜集 350 幅羊只图像作为数据集,利用迁移学习得到羊脸检测模型,为奶山羊个体识别提供一组优化的初始化模型参数。

2.2.2 SimAM 注意力机制

注意力机制可以使神经网络更加关注奶山羊个

体识别任务所需要的重要信息,忽略背景等非重要信息,从而提高模型性能。现有的部分注意力模块仅在空间或通道维度中的一个维度对特征进行提取,但在空间和通道同时变化时缺乏灵活性^[25]。SimAM 注意力模块是 YANG 等^[22]受人脑注意力机制的启发,提出一种 3D 注意力模块并基于神经科学理论设计一种能量函数,通过发掘每个神经元的重要性来计算注意力权重。SimAM 通过建模一个能量函数,来寻找目标神经元和其他神经元的线性可分性。能量函数 e ,定义为

$$e_t(w_i, b_i, y, x_i) = \frac{1}{M-1} \sum_{i=1}^{M-1} [-1 - (w_i x_i + b_i)]^2 + [1 - (w_i t + b_i)]^2 + \lambda w_i^2$$

式中 t, x_i ——输入特征 X 的目标神经元和其他神经元
 i ——空间维度上的索引号
 M ——某个通道上所有神经元的个数
 y ——标签值,表示是否为重要神经元
 w_i, b_i ——加权与偏置
 λ ——正则化系数

计算得到最小能量函数。能量越低, t 神经元和其他神经元的区别越大, 越重要。与现有 SE^[23]、CBAM^[24] 和 ECA^[25] 等通过额外自网络生成注意权值的机制相比, SimAM 通过输入特征图推导 3D 注意权重, 对重要神经元给予更大权重。本研究将其嵌入 YOLO v5s 的特征提取层中, 构成 SimAMC3 模块, 以寻找重要神经元, 同时抑制周围神经元, 增强相关特征, 以聚焦更有利于奶山羊目标识别的特征

表示。
2.2.3 CARAFE 上采样

YOLO v5s 采用最邻近插值上采样算法增强特征图分辨率, 算法简单且计算量小, 但在边缘或线条的地方会出现锯齿状, 对检测精度有一定的影响。最新的 CARAFE^[26] 上采样模块的网络结构如图 4 所示, CARAFE 主要分为 2 部分, 分别为上采样核预测部分和特征重组部分。在上采样核预测部分中, 首先将输入的 $H \times W \times C$ 特征图的通道数压缩到 C_m , 上采样倍率为 σ , 上采样尺寸为 $k_{up} \times k_{up}$, 通过卷积操作将通道数从 C_m 变为 $\sigma^2 \times k_{up}^2$ 实现内容编码, 然后将通道在空间维度上展开, 而后对得到的上采样核进行 softmax 归一化, 使卷积核的权重和为 1; 在特征重组部分, 将输出特征图中的每个位置映射回输入特征图中, 取以其为中心的 $k_{up} \times k_{up}$ 的原特征图区域和该点的预测上采样核作点积得到, 相同位置的不同通道共享同一个上采样核, 最终得到 $\sigma H \times \sigma W \times C$ 的新特征图。

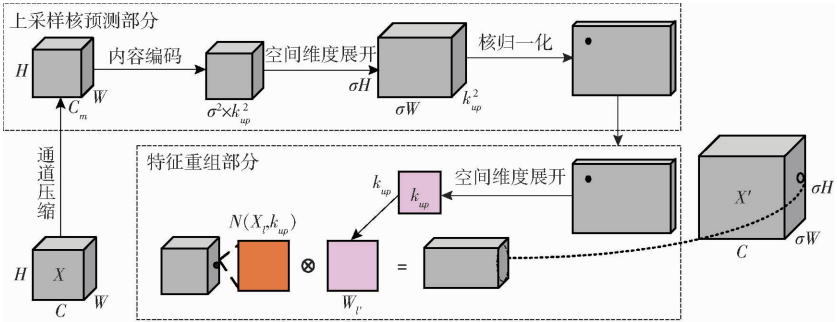


图 4 CARAFE 上采样网络结构

Fig. 4 CARAFE upsampling network structure

CARAFE 通过输入特征图来预测上采样核, 然后基于预测的上采样核完成特征重组, 利用输入特征图的语义信息, 在仅带来很小参数量的情况下基于输入内容进行上采样。不同奶山羊面部相似度高, 利用 CARAFE 上采样模块有助于恢复奶山羊面部特征, 本研究对 YOLO v5s 模型中特征融合层的上采样方式进行改进, 用 CARAFE 上采样来替代原始的上采样方式, 以得到高质量的奶山羊面部特征图。

3 模型训练

3.1 训练参数设置

实验所用的显卡是 RTX2080Ti, 操作系统为 Ubuntu 16.04, 使用 Pytorch 深度学习框架构建模型, CUDA 版本是 10.2, CuDNN 版本为 7.8.2。改进 YOLO v5s 选取尺寸为 640 像素 × 640 像素的图像作为输入, 迭代周期 (Epoch) 设为 250, 批量大小设置为 10, 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 0.937, 权重衰减系数 0.0005。

3.2 评价指标

选取精确率 (Precision, P)、召回率 (Recall, R)、平均精确率 (Average precision, AP)、平均帧率 (Frame per second, FPS) 和平均精度均值 (Mean average precision, mAP) 以及模型内存占用量作为评价指标衡量模型性能。其中, FPS 为每秒传输的帧数, 指每秒检测的图像帧数。

3.3 结果与分析

3.3.1 不同模型实验结果对比

在奶山羊测试集上, SSD、Faster R-CNN、YOLO v4、YOLO v5s 和改进 YOLO v5s 的个体识别结果如表 1 所示。可以看出, 改进 YOLO v5s 模型在奶山羊面部识别上的效果优于 SSD、Faster R-CNN、YOLO v4 和 YOLO v5s。改进 YOLO v5s 模型其精确率为 96.92%, 召回率为 95.02%, mAP 为 97.41%, FPS 为 56.00 f/s。相较于原模型, 虽然

FPS 有所下降且模型内存占用量稍有增加,但其他指标均有提升且 mAP 提升 2.21 个百分点;与 Faster R-CNN、SSD、YOLO v4 模型相比,在检测速度提升的同时,mAP 分别提升 6.33、8.22、15.95

个百分点。因此,本研究的迁移学习、特征提取层中添加注意力机制和特征融合层中替换上采样方式能够有效提升奶山羊面部识别的准确度,验证了本文方法的有效性。

表 1 不同模型的奶山羊个体识别结果

Tab.1 Results of different models for individual identification of dairy goats

模型	模型结构	模型内存占用量/MB	FPS/(f·s ⁻¹)	精确率/%	召回率/%	mAP/%
YOLO v4	CSPDarkNet53	250.79	10.35	78.91	81.98	81.46
SSD	VGG	108.43	5.98	90.11	88.16	89.19
Faster R-CNN	ResNet50	111.92	12.45	93.39	90.51	91.08
YOLO v5s	CSPDarkNet53	14.19	66.67	95.56	94.13	95.20
改进 YOLO v5s	CSPDarkNet53	14.45	56.00	96.92	95.02	97.41

图 5 为不同模型的奶山羊面部识别结果对比。可以看出,Faster R-CNN、SSD、YOLO v4 和 YOLO v5s 模型出现了漏检或错检。由于奶山羊面部毛发雪白,和身体毛发颜色相似,模型提取的奶山羊面部特征信息不充分,SSD 模型对 272 号奶山羊出现了漏检;由于奶山羊面部相似度高,Faster R-CNN 模

型将 1 号奶山羊误识别为 291 号奶山羊,YOLO v4 模型将 277 号误识别为 300 号,且预测框位置偏差大;除奶山羊面部相似度高外,实际场景下光照条件也是影响识别结果的重要因素,YOLO v5s 模型将户外拍摄的 309 号奶山羊误识别为 301 号。改进 YOLO v5s 对 4 头奶山羊均有正确的识别结果。

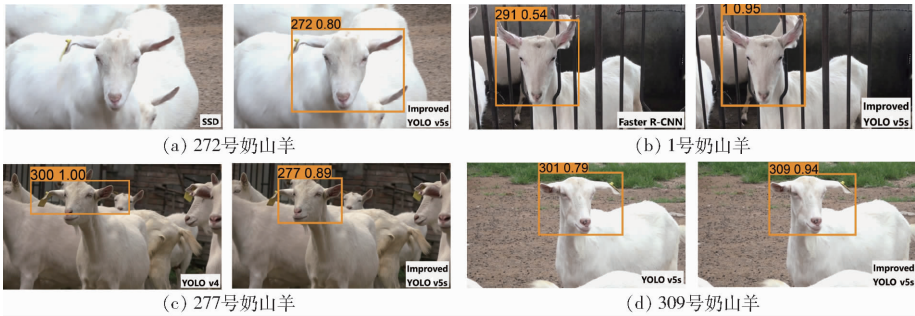


图 5 不同模型的部分奶山羊面部识别结果对比

Fig.5 Comparison of face identifying results of different model for dairy goat

3.3.2 改进 YOLO v5s 消融实验

为验证迁移学习、SimAM 注意力和 CARAFE 上采样对改进 YOLO v5s 模型识别精度的影响,本研究进行了消融实验,结果见表 2。以 YOLO v5s 为基础,引入迁移学习后 YOLO v5s 在 mAP 上提升 1.15 个百分点;在特征提取层引入 SimAM 注意力模块后,mAP 提升 1.59 个百分点;在特征融合层中

用 CARAFE 模块代替原上采样,mAP 提升 1.48 个百分点。另外,这些模块的组合进一步提升了算法性能,在引入迁移学习的基础上,分别引入 SimAM 无参注意力和 CARAFE 模块,mAP 分别提升 1.11 个百分点和 1.56 个百分点;将 SimAM 无参注意力机制和 CARAFE 模块组合,mAP 提升 1.83 个百分点。最后,将 3 种改进策略结合起来的改进效果最佳,mAP 提升 2.21 个百分点,进一步验证了本文方案的可行性。

表 2 改进 YOLO v5s 不同模块的实验结果比较

Tab.2 Comparison of experimental results of different modules of improved YOLO v5s

模型	mAP/%
YOLO v5s	95.20
改进 YOLO v5s + 迁移学习	96.35
改进 YOLO v5s + SimAM	96.79
改进 YOLO v5s + CARAFE	96.68
改进 YOLO v5s + 迁移学习 + SimAM	96.31
改进 YOLO v5s + 迁移学习 + CARAFE	96.76
改进 YOLO v5s + SimAM + CARAFE	97.03
改进 YOLO v5s + 迁移学习 + SimAM + CARAFE	97.41

3.3.3 奶山羊侧脸的识别结果分析

在拍摄过程中,由于奶山羊生性好动且动作敏捷,采集的奶山羊图像存在部分侧脸。因此对测试集进行筛选,建立奶山羊侧脸姿态的数据集。奶山羊侧脸示例图像如图 1b 所示。本研究选用了 16 头共计 45 幅奶山羊侧脸图像进行测试,识别结果如图 6 所示。

由图 6 可知,改进 YOLO v5s 模型 mAP 为 94.18%,相较于 Faster R-CNN、SSD 和 YOLO v4,

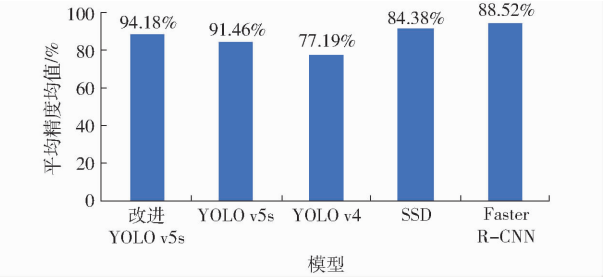


图 6 不同模型的奶山羊侧脸识别精度

Fig. 6 Recognition accuracy of dairy goats' side faces by different models

分别提升 5.66、9.8、16.99 个百分点,相较于 YOLO v5s 模型,mAP 提升 2.72 个百分点。图 7 为改进 YOLO v5s 对部分侧脸图像的识别结果。图 8 为各模型在 309 号奶山羊侧脸图像的可视化结果,编号为 309 号的奶山羊侧脸图像在以上模型上的识别率普遍偏低,在 Faster R - CNN、SSD、YOLO v4 和 YOLO v5s 上 AP 分别为 79.46%、75.15%、60.10% 和 72.49%,改进 YOLO v5s 的 AP 为 83.37%,相比于 Faster R - CNN、SSD、YOLO v4、YOLO v5s 模型分别提升 3.91、8.22、23.27、10.88 个百分点,这是由于 309 号奶山羊采集的图像较少且主要在室外拍摄,受光照影响大,因此 309 号在所有模型上的识别结果都不高。上述结果表明,在 YOLO v5s 的基础上进行改进有助于对这类图像的识别。

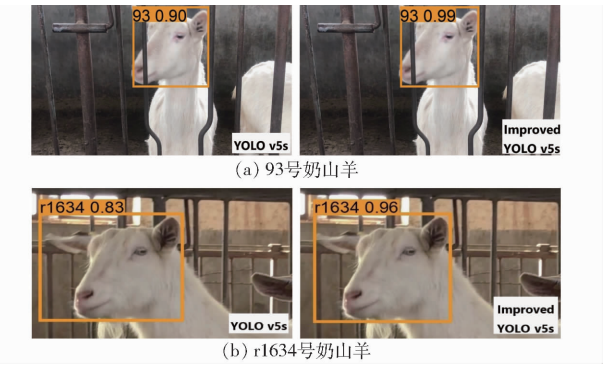


图 7 改进 YOLO v5s 的奶山羊侧脸图像识别结果

Fig. 7 Recognition results of improved YOLO v5s on dairy goat side faces

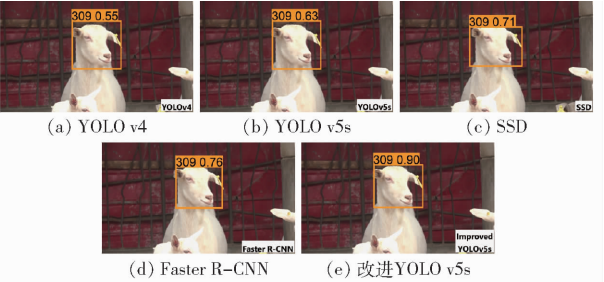


图 8 各模型的 309 号奶山羊侧脸图像可视化结果

Fig. 8 Visualization of side face images of No. 309 dairy goats in different models

3.3.4 模型稳健性验证

本研究从不同生长阶段的奶山羊识别精度和新增奶山羊个体的鉴别能力两方面验证模型的稳健性。首先,对测试集中不同生长阶段的奶山羊图像进行统计。其中,青年阶段奶山羊样本 585 幅,青年到成年阶段过渡的奶山羊样本 46 幅,成年阶段奶山羊样本 137 幅。青年阶段的奶山羊识别精确率为 96.83%,青年到成年阶段过渡的奶山羊识别精确率为 96.72%,成年阶段奶山羊的识别精确率为 98.61%。分析其原因,主要是奶山羊在成年阶段的面部变化相较于青年阶段较小。其次,采集未参与建模的 4 头奶山羊共 89 幅图像进行鉴别能力验证。其中,模型将 80 幅判定为不属于参与建模的奶山羊,9 幅被误识别,鉴别精确率达 89.89%。图 9 是一个错误鉴别的例子,由于面部、姿态和背景有着较强的相似性,未参与建模的 r1602 号奶山羊(图 9a)被错误识别为参与建模的 r1634 号奶山羊(图 9b)。总体上,改进 YOLO v5s 对奶山羊个体具有良好的判别能力,模型具有一定的稳健性。



图 9 改进 YOLO v5s 在未参与建模的奶山羊上的误识别样例

Fig. 9 Examples of misrecognition of improved YOLO v5s on dairy goats not involved in modeling

4 结论

(1)为实现精准高效的奶山羊个体识别,本研究基于 YOLO v5s 模型,首先,运用迁移学习的思想优化 YOLO v5s 预训练模型,使其适应于羊脸这一特定对象。其次,将 SimAM 无参注意力模块和 CARAFE 上采样模块融入 YOLO v5s 目标检测模型中,增强了模型对奶山羊面部特征的提取能力,显著提升了奶山羊个体识别精度。

(2)改进模型的精确率、召回率和平均精度均值分别为 96.92%、95.02% 和 97.41%,优于 SSD 模型、Faster R - CNN 模型、YOLO v4 模型和 YOLO v5s 模型,对奶山羊侧脸姿态数据集和未参与建模的奶山羊样本识别平均精度均值和鉴别精确率分别为 94.18% 和 89.89%,泛化能力强。改进模型检测速度为 56.00 f/s,具有实时性,模型内存占用量为 14.45 MB,参数少,便于移植和快速部署,为智慧养殖中的奶山羊精准个体管理提供了技术参考。

参 考 文 献

- [1] 何东健, 刘建敏, 熊虹婷, 等. 基于改进YOLO v3模型的挤奶奶牛个体识别方法[J]. 农业机械学报, 2020, 51(4):250–260.
HE Dongjian, LIU Jianmin, XIONG Hongting, et al. Individual identification of dairy cows based on improved YOLO v3[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(4):250–260. (in Chinese)
- [2] MATTHEWS S G, MILLER A L, CLAPP J, et al. Early detection of health and welfare compromises through automated detection of behavioural changes in pigs[J]. The Veterinary Journal, 2016, 217:43–51.
- [3] 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 perceiving animal information and behavior in precision livestock farming [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2016, 47(5):231–244. (in Chinese)
- [4] SANTONIM M, SENSUSE D I, ARYMURTHY A M, et al. Cattle race classification using gray level co-occurrence matrix convolutional neural networks[J]. Procedia Computer Science, 2015, 59:493–502.
- [5] BAO J, XIE Q. Artificial intelligence in animal farming: a systematic literature review[J]. Journal of Cleaner Production, 2022, 331:129956.
- [6] 王立方, 陆昌华, 谢菊芳, 等. 家畜和畜产品可追溯系统研究进展[J]. 农业工程学报, 2005, 21(7):168–174.
WANG Lifang, LU Changhua, XIE Jufang, et al. Review of traceability system for domestic animals and livestock products[J]. Transactions of the CSAE, 2005, 21(7):168–174. (in Chinese)
- [7] 黄胜海, 陆俊贤, 张小燕, 等. 我国畜禽产品追溯体系研究进展[J]. 中国农业科技导报, 2018, 20(9):23–31.
- [8] 王玲, 邹小昱, 刘思瑶, 等. 基于RFID与ZigBee的羊场养殖信息管理系统[J]. 农业机械学报, 2014, 45(9):247–253.
WANG Ling, ZOU Xiaoyu, LIU Siyao, et al. Development of handheld terminal for sheep breeding information management based on RFID and ZigBee[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2014, 45(9):247–253. (in Chinese)
- [9] 黄孟选, 李丽华, 许利军, 等. RFID技术在动物个体行为识别中的应用进展[J]. 中国家禽, 2018, 40(22):39–44.
- [10] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R – CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Proceedings of the IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2017, 39(6):1137–1149.
- [11] LIU W, ANGUELOV D, ERHAN D, et al. SSD: single shot multiBox detector[C] // Proceeding of the European Conference on Computer Vision, 2016:21–37.
- [12] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016:779–788.
- [13] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C] // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017:6517–6525.
- [14] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[J]. arXiv preprint arXiv:1804.02767, 2018.
- [15] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv preprint arXiv:2004.10934, 2020.
- [16] WANG Dong, TANG Jinglei, ZHU Weijie, et al. Dairy goat detection based on Faster R – CNN from surveillance video[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2018, 154:443–449.
- [17] PETSO T, JAMISOLA R S, MPOLENG D, et al. Automatic animal identification from drone camera based on point pattern analysis of herd behaviour[J]. Ecological Informatics, 2021, 66:101485.
- [18] WANG Zhenyao, LIU Tonghai. Two-stage method based on triplet margin loss for pig face recognition[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194:106737.
- [19] 张宏鸣, 周利香, 李永恒, 等. 基于改进 MobileFaceNet 的羊脸识别方法[J]. 农业机械学报, 2022, 53(5):267–274.
ZHANG Hongming, ZHOU Lixiang, LI Yongheng, et al. Sheep face recognition method based on improved MobileFaceNet [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(5):267–274. (in Chinese)
- [20] WANG C Y, LIAO H, WU Y H, et al. CSPNet: a new backbone that can enhance learning capability of CNN[C] // 2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, IEEE, 2020:19854564.
- [21] 刘斌, 李港庆, 安澄全, 等. 基于多尺度特征融合的红外单目测距算法[J]. 计算机应用, 2022, 42(3):804–809.
- [22] YANG L X, ZHANG R Y, LI L D, et al. SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks [C] // Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning, 2021:11863–11874.
- [23] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2018:7132–7141.
- [24] WOO S, PARK J, LEE J, et al. Convolutional block attention module[C] // Proceedings of the European Conference on Computer Vision, 2018:3–19.
- [25] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA – Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C] // Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020:11531–11539.
- [26] WANG J, CHEN K, XU R, et al. Carafe: content-aware reassembly of features[C] // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision, 2019:3007–3016.