

基于改进 YOLO v5s 的经产母猪发情检测方法研究

薛鸿翔^{1,2} 沈明霞^{2,3} 刘龙申^{2,3} 陈金鑫^{1,2} 单武鹏⁴ 孙玉文^{1,2}

(1. 南京农业大学工学院, 南京 210031; 2. 农业农村部养殖装备重点实验室, 南京 210031;

3. 南京农业大学人工智能学院, 南京 210031; 4. 南京农业大学动物科技学院, 南京 210095)

摘要: 为解决限位栏场景下经产母猪查情难度大、过于依赖公猪试情和人工查情的问题,提出了一种基于改进 YOLO v5s 算法的经产母猪发情快速检测方法。首先,利用马赛克增强方式(Mosaic data augmentation, MDA)扩充数据集,以丰富数据表征;然后,利用稀疏训练(Sparse training, ST)、迭代通道剪枝(Network pruning, NP)、模型微调(Fine tune, FT)等方式重构模型,实现模型压缩与加速;最后,使用 DIOU_NMS 代替 GIOU_NMS,以提高目标框的识别精度,确保模型轻量化后,仍保持较高的检测精度。试验表明,优化后的算法识别平均精确率可达 97.8%,单幅图像平均检测时间仅 1.7 ms,单帧视频平均检测时间仅 6 ms。分析空怀期母猪发情期与非发情期的交互行为特征,发现母猪发情期较非发情期交互时长与频率均显著提高($P < 0.001$)。以 20 s 作为发情检测阈值时,发情检测特异性为 89.1%、准确率为 89.6%、灵敏度为 90.0%,该方法能够实现发情母猪快速检测。

关键词: 经产母猪; 发情检测; 深度学习; 改进 YOLO v5s

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1000-1298(2023)01-0263-08

OSID:



Estrus Detection Method of Parturient Sows Based on Improved YOLO v5s

XUE Hongxiang^{1,2} SHEN Mingxia^{2,3} LIU Longshen^{2,3} CHEN Jinxin^{1,2} SHAN Wupeng⁴ SUN Yuwen^{1,2}

(1. College of Engineering, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

2. Key Laboratory of Breeding Equipment, Ministry of Agriculture and Rural Affairs, Nanjing 210031, China

3. College of Artificial Intelligence, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210031, China

4. College of Animal Science and Technology, Nanjing Agricultural University, Nanjing 210095, China)

Abstract: Quickly and accurately identify estrous sows to ensure timely breeding is the key to keep sow breeding performance. Aiming at the problems of low sensitivity and accuracy rate in sows estrus identification, according to the interactive characteristics of sows and bionic boars, an estrus detection method of sows based on improved YOLO v5s was proposed. Firstly, the automatic inspection robot was used to collect the video data of sows estrus behavior. The Mosaic data augmentation was used to expand the data set to enrich the data representation and enhance the robustness of the detection model, and the estrus detection model based on YOLO v5s was constructed and then optimized by sparse training, iterative channel pruning and fine-tuning to realize model compression and acceleration. DIOU_NMS was used to replace the GIOU_NMS to improve the recognition accuracy and keep high detection accuracy with lightweight-model. The results showed that the average accuracy of the algorithm was 97.8%, the average detection time of each picture was 1.7 ms, and the average detection time of each video frame was 6 ms. Analyzing the interactive behavior characteristics of estrous and non-estrous sows at the end of lactation, it was found that the interactive duration and frequency of estrous sows were significantly higher than that of non-estrous sows ($P < 0.001$). On this basis, it was found that when 20 s was used as the threshold of estrus detection, the sensitivity rate of estrus detection was 90.0%, the accuracy rate was 89.6%, and the specificity was 89.1%, the method can be used to rapidly and accurately detect estrus sows.

Key words: parturient sows; estrus detection; deep learning; improved YOLO v5s

收稿日期: 2022-03-22 修回日期: 2022-05-06

基金项目: 江苏省科技计划项目(BE2021363)

作者简介: 薛鸿翔(1995—),男,博士生,主要从事精准养殖和机器视觉研究,E-mail: njau_xhx@163.com

通信作者: 孙玉文(1979—),女,副教授,博士,主要从事机器视觉与信息农业研究,E-mail: syw-ln@njau.edu.cn

0 引言

能繁母猪的存栏量直接关系到我国生猪养殖产业的发展,发情检测是能繁母猪繁殖工作的重要技术环节。提高发情检测的及时性和准确性,确保发情母猪能够适时配种,减少空怀母猪数量,提高能繁母猪的利用率,是提升猪场生产效益的关键^[1-3]。

目前,母猪发情检测主要采取人工试情法,通过刺激母猪肋部、腹部、外阴部,对母猪的静立反应状态进行人工判断,该方法费时费力,并且严重依赖于配种人员的查情经验^[4-6],难以满足规模化养殖对母猪发情状态实时检测的需求。

自动检测母猪发情状态已逐渐成为研究热点,OSTERSEN等^[7]采用射频识别技术统计母猪通过“瞭望窗”接触公猪的频率,以24 h作为识别时间,发情检测的错误率为95.0%,灵敏度为60.7%,特异性为98.8%。CORNOU等^[8]采用自动饲喂器统计母猪的采食频次,建立单变量动态线性模型,采用此方法识别母猪发情的灵敏度为75.0%,特异性为95.4%。庄晏榕等^[9]根据大白母猪试情时双耳竖立的特征,建立基于卷积神经网络(CNN)的大白猪发情行为识别方法,并设定发情时双耳竖立时间阈值,以鉴定母猪是否发情,但该方法需要公猪试情,实现自动化检测难度较大。LEI等^[10]将母猪双耳竖立时间、母猪和假猪鼻的交互行为作为发情特征,利用神经网络模型对大白母猪发情行为进行分类。现有的发情检测方法大都需要公猪参与,且存在检测耗时长、错误率高、灵敏性低等问题,难以满足实际养殖的管理需求。

为进一步提高经产母猪发情自动检测速度和准确率,本文提出一种基于改进YOLO v5s的母猪发情检测方法。首先,对获取的仿生公猪试情的数据进行处理,建立经产母猪发情检测数据集;其次,通过稀疏训练、迭代通道剪枝、模型微调等方式重构模型,实现模型压缩与加速;最后,构建基于改进YOLO v5s的母猪交互行为识别模型,以此模型为基础,对仿生公猪试情的视频数据进行分类,以期实现养殖环境下母猪发情状态的精准检测。

1 数据集构建

1.1 实验数据采集

经产母猪视频数据于2021年9月15日—11月12日在江苏省盐城市射阳县黄沙港镇尚宝牧业第三畜牧场内采集。本研究的实验对象为36头体况相近、繁殖胎次相同的经产大长母猪(大约克公猪与长白母猪杂交所繁育的二元母猪),经产母猪在

哺乳期结束后由产床转移至限位栏内。母猪妊娠舍内部环境温度范围为24~27℃,相对湿度66%~82%,湿帘与风机保持24 h常开。连续采集7 d视频数据,实验期间上下午各进行一次人工查情,并测定母猪的雌二醇与孕酮激素含量变化情况^[11]。

数据采集系统主要由仿生公猪、巡检设备、网络传输模块与数据存储模块4部分组成,如图1所示。巡检设备搭载分辨率为2560像素×1440像素的海康威视红外摄像头(DS-2CD3346WD-I型),摄像头距地高度2.3 m,仿生公猪搭载公猪气味剂释放设备(内置Boarmate公猪信息素)和公猪发声器^[12],每次试情时间为3 min,摄像头采集的视频通过网络传输模块、海康威视网络硬盘录像机(DS-8832N-K8-8×6T型)等设备存储至硬盘,可通过服务器端实时查看。

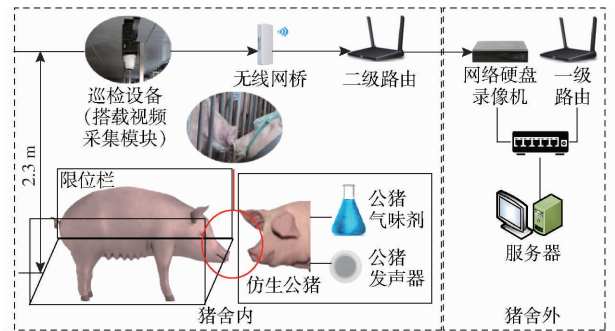


图1 视频采集示意图

Fig.1 Sketch of video acquisition

1.2 数据集制作

实验数据集的制作包括图像获取、图像筛选、图像标注、Mosaic数据增强、数据集格式化等过程^[13]。

(1)图像获取:从网络硬盘录像机中截取仿生公猪3 min试情的监控视频片段,采用Python脚本文件将视频截取为.jpg格式的图像,所截图像的时间间隔为1 s。

(2)图像筛选:剔除质量较差的图像,此类图像多拍摄于极端恶劣天气,同时删除相似度过高的图像,最终得到9 820幅有效图像。

(3)图像标注:使用开源软件LabelImg对目标区域进行人工标注,标注的类别包括“sow”、“boar”、“contact”3类。标注完成后,保存成后缀名为.xml格式的文件,文件名与图像名保持一致。

(4)Mosaic数据增强:根据母猪与仿生公猪交互行为在图像中出现位置的不确定性以及交互区域光照变化的特点,为减轻过拟合,扩大模型的应用场景,增强模型鲁棒性,采用Mosaic数据增强方式将原始图像进行数据扩充,本文采用几何变形、随机剪接、光照与色彩调节等方式,并随机添加边缘空白,Mosaic数据增强后的效果如图2所示^[14]。

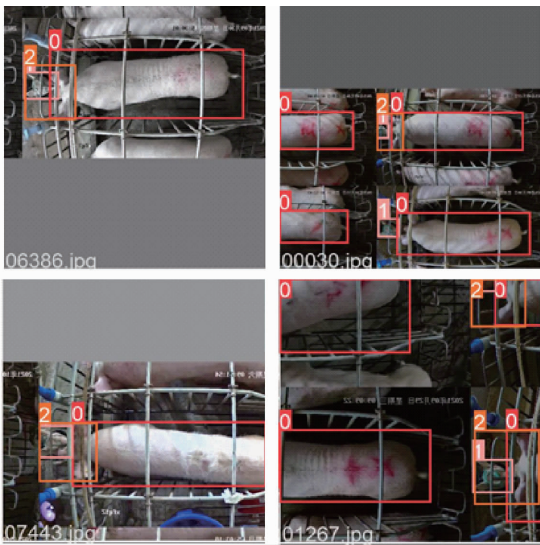


图 2 Mosaic 数据增强效果

Fig.2 Mosaic data augment effect

(5)数据集格式化:以 PASCAL VOC 标准格式对数据集进行格式化,将原图置于 images 目录下,将相应的标签文件置于 Labels 文件夹下,运行 voc - YOLOv5. py 脚本文件在文件夹 Main 目录下生成包含图像名称的 Train. txt、Test. txt 文件,按 8:1:1 将标注好的数据随机分配至训练集、测试集和验证集中^[15]。

2 模型构建与优化

2.1 模型网络结构

母猪与仿生公猪交互行为的准确识别是判定母猪是否发情的关键。由于母猪与仿生公猪交互行为发生区域相比于整幅图像较小,且后期模型需应用于规模化猪场,综合考虑模型检测速度与精度,本文以 YOLO v5 算法作为网络基准模型,对其进行优化,将优化后的模型作为母猪发情检测模型。YOLO v5 目标检测算法的主要过程如图 3 所示。

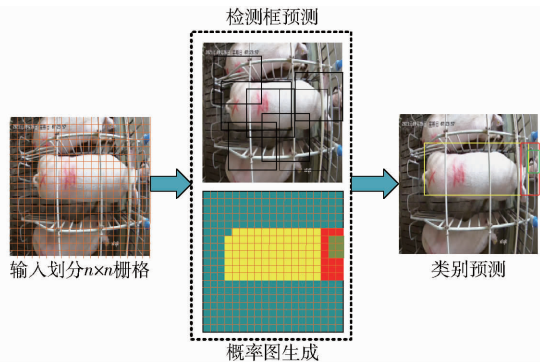


图 3 YOLO v5 算法目标检测示意图

Fig.3 Schematic of object detection based on YOLO v5 algorithm

YOLO v5 算法是一种基于 YOLO v3 - SPP 和 YOLO v4 的网络框架,包含 YOLO v5s、YOLO v5m、

YOLO v5x、YOLO v5l 4 个版本^[16]。YOLO v5 网络模型主要由 Input、Backbone、Neck、Prediction 4 个模块组成,Input 模块用于实现交互行为图像的输入、Backbone 模块用于实现交互行为图像特征提取、Neck 模块用于实现交互行为图像特征融合、Prediction 模块用于实现交互行为位置预测^[17]。YOLO v5 网络结构示意图如图 4 所示。

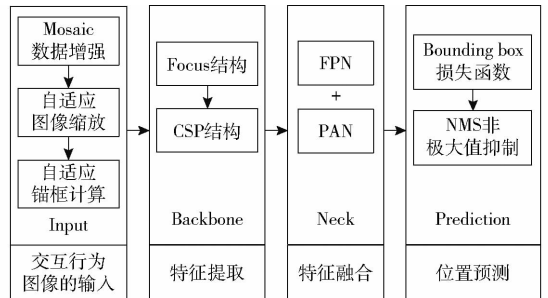


图 4 YOLO v5 网络结构示意图

Fig.4 YOLO v5 network model structural sketch

在输入端,通过使用 Mosaic 数据增强方法丰富数据表征,采用 GIOU 损失函数 (Generalized_IOU - NM) 预测筛选框,并引入含有 Focus 结构和 CSP 结构的基准网络^[18]。其中,Focus 结构主要用于完成切片操作,使交互行为特征提取更加充分,有效减少下采样过程数据的丢失^[19]。CSP 结构主要用以降低计算瓶颈和内存开销,利用 CSP 优化核心网络可提高模型检测性能,增强卷积神经网络的学习能力,充分减少计算量和推理时间。在 Backbone 层和末端 Neck 输出层之间引入 FPN + PAN 结构,可有效提升推理速度^[20]。

2.2 模型剪枝

考虑到猪场实际生产条件的限制,为便于经产母猪发情行为识别所需的软硬件部署。本研究在 YOLO v5s 网络的基础上,对模型进行结构化剪枝,以充分降低模型的复杂度,在保证模型识别精度的同时,提高模型的识别速度^[21]。模型通道剪枝流程如图 5 所示,主要包括稀疏训练、通道剪枝、模型微调 3 个过程^[22]。

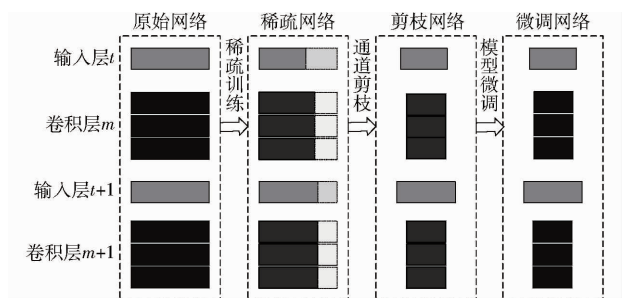


图 5 模型通道剪枝流程

Fig.5 Channel level pruning of model

为了缩短卷积神经网络的训练时间,在较短的

时间内得到最佳模型,本文在 YOLO v5s 网络的批量归一化层(Batch normalization, BN)加入超参数 γ 和 $\rho^{[23]}$,采用缩放与平移两种操作对通道数据进行归一化处理,以学习神经网络的特征分布,其计算方法为

$$S_{out} = \gamma \left(\frac{S_{in} - \mu_A}{\sqrt{\sigma_A^2 + \rho}} \right) + \rho \quad (1)$$

式中 S_{in} ——BN 层输入

S_{out} ——BN 层输出

μ_A ——样本数据的均值

σ_A ——样本数据的标准差

ρ ——避免除数为 0 时所使用的微小正数

在 BN 层的各通道加入尺寸因子,同时在损失

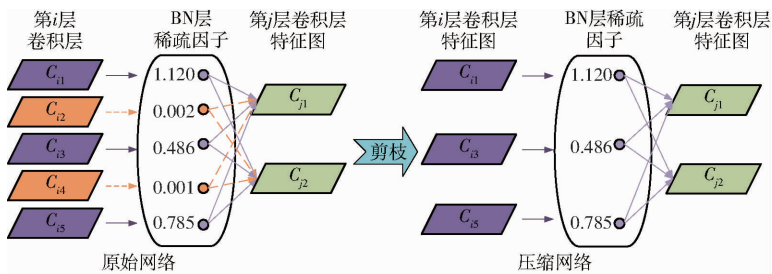


图6 BN层通道剪枝示意图

Fig. 6 Diagram of batch normalization layer channel sparse

2.3 非极大值抑制优化

在仿生公猪试情场景下,当母猪接近仿生公猪或母猪部分遮挡公猪时,由于交并比(Intersection over union, IOU)较大,经过非极大抑制处理后,只剩下一检测框,在一定程度上增加了漏检概率^[26]。针对以上问题,本文在非极大值抑制(Non-maximum suppression, NMS)部分,采用 DIOU 非极大值抑制(Distance_IOU_NMS)代替 GIOU 非极大值抑制(Generalized_IOU_NMS),在预测框与真实框重叠区域的判定基础上,增加对目标框中心点欧氏距离的计算。当仿生公猪与母猪目标框出现 IOU 较大、中心距离也较大时,判定为两个目标,以提升模型的检测精度^[27]。其中, D_{IOU} 计算公式为

$$D_{IOU} = IOU - \frac{d^2}{c^2} \quad (3)$$

式中 D_{IOU} ——距离交并比

IOU ——交并比

d ——目标框之间的中心距

c ——目标框最小外接矩形的对角距离

DIOU_NMS 的处理逻辑为

$$s_i = \begin{cases} s_i & (D_{IOU} < \varepsilon) \\ 0 & (D_{IOU} \geq \varepsilon) \end{cases} \quad (4)$$

式中 s_i ——分类评价得分

ε ——非极大值抑制阈值

函数中引入惩罚项,与网络权重联合训练得到稀疏网络的尺寸因子 $\gamma^{[24]}$,其计算公式为

$$L = l_1 + \lambda \sum_{\gamma \in u} g(\gamma) \quad (2)$$

式中 L ——添加正则化惩罚项的损失函数

l_1 ——原始网络的损失函数

λ ——平衡因子

$g(\gamma)$ ——缩放因子的损失函数

u ——所有剪枝通道的集合

式(2)第2项为 L1 正则化(L1 - Normalization),用于降低模型的复杂度。当网络权值 W 接近 0 时,即得到稀疏网络,最后进行模型微调,目的是挖掘神经网络的潜在性能^[25]。BN 层调整流程如图 6 所示。

2.4 评价指标

DIOU_NMS 能够将重叠面积与目标预测框中心距综合考虑,可较为精确地筛选目标框。

2.4 评价指标

本文评价指标分为 2 部分,第 1 部分为交互行为识别结果评价,使用模型大小、模型训练时间、平均精确率、召回率、F1 值、单幅图像平均检测时间、单帧视频平均检测时间等指标评估模型的检测性能^[28]。第 2 部分为发情检测结果评价,使用错误率、灵敏度、特异性、准确率 4 个指标评估发情测试试验效果^[29]。

3 结果与分析

3.1 模型训练与测试

在完成网络的调整后,将建立的数据集输入至优化后的网络进行训练,并采用图像批量检测与视频检测两种方式对训练完成的模型进行测试。

3.1.1 试验平台

模型依赖于 Pytorch 1.6 深度学习框架,试验平台处理器型号为 Intel CoreTM i7 - 11700k,显卡型号为 NVIDIA GTX3090,显卡内存为 24 GB,在 Ubuntu 18.04 操作系统上配置 Python 3.8、CUDA 11.4、OpenCV 4.5.1 等深度学习环境。

3.1.2 模型训练

在模型训练前,统一各个网络模型的参数,其中

迭代轮次设置为 160 个,批量大小设置为 16,初始学习率设置为 0.01,循环学习率设置为 0.1,初始冲量设置为 0.98,初始权重衰减系数设置为 0.0005,

每个迭代周期保存一次模型,选取最优的模型作为交互行为识别模型。训练 160 个迭代轮次的分类损失值、边框损失值和目标损失值曲线如图 7 所示。

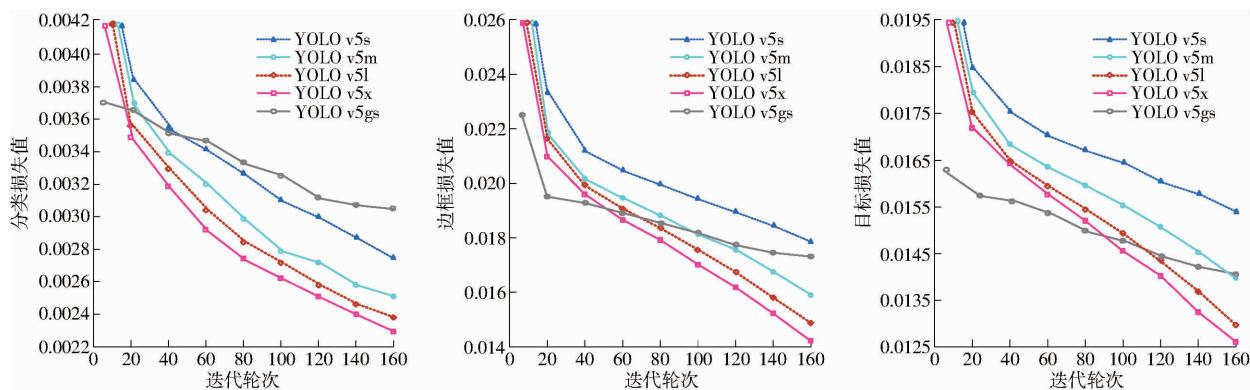


图 7 分类损失值、边框损失值和目标损失值曲线

Fig.7 Results of classification loss, bounding box loss and object loss

由图 7 可知,优化后的模型 YOLO v5gs 收敛速度较 YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l、YOLO v5x 4 个模型更快,160 个迭代轮次的时间开销较 YOLO v5s 模型缩短 36 min,较 YOLO v5x 模型缩短 164 min,

改进后的模型内存占用量仅 5.7 MB,较改进前缩小 60%,更易于部署与使用。优化后的模型与原始模型的精确率、召回率、平均精度均值(mAP)曲线如图 8 所示。

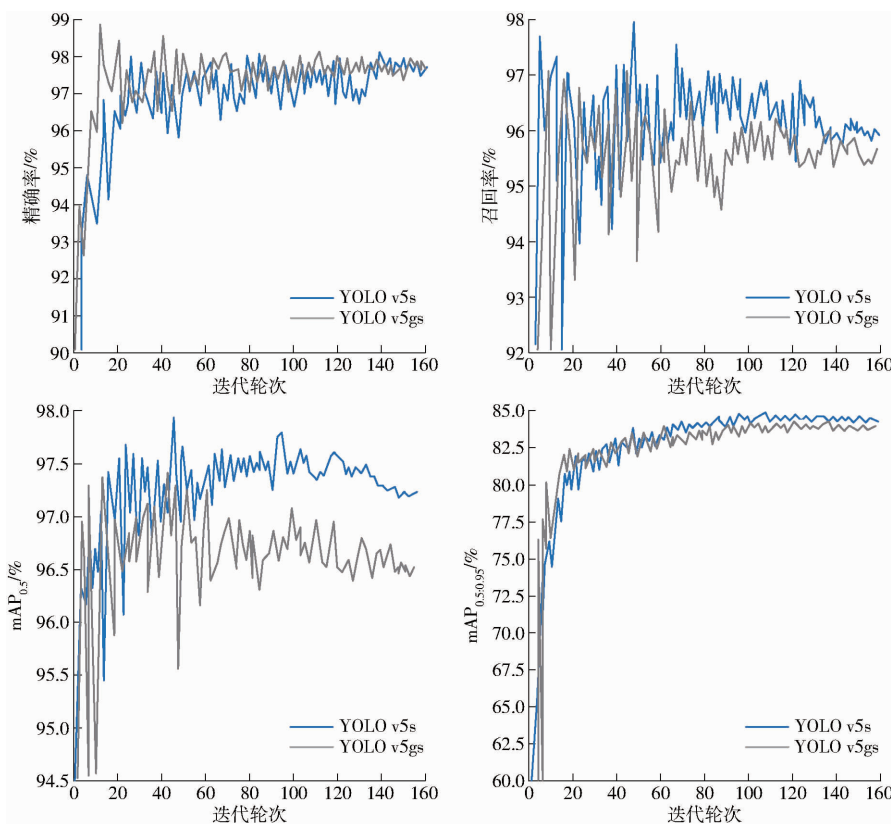


图 8 模型测试效果

Fig.8 Results of model tested

图 8 中,平均精度均值(mAP)表示所有类别平均精度的平均值,本文类别数为 3。 $mAP_{0.5}$ 表示交并比阈值为 0.5 时的平均精度均值, $mAP_{0.5:0.95}$ 表示交并比阈值在 $[0.5, 0.95]$ 之间每隔 0.05 取 1 次 mAP,然后取得的平均值。由图 7、8 可知,模型轻量

化后,在保证精度基本不下降的同时,能够有效提高检测速度,选取 160 个迭代轮次中最优权重模型作为发情行为识别模型。

3.1.3 模型测试

采用图像批量检测与视频检测两种方式对模

型进行测试。选取 978 幅图像进行检测,改进后的模型图像平均检测时间仅为 2 ms,检测速度较 YOLO v5s 提升 15%,推理时间缩短 0.3 ms。为进一步说明改进后的模型在交互行为识别的适用性,本文将改进后的模型与同为单次目标检测器

(one stage) 的 EfficientDet - D0 目标检测算法以及两阶段目标检测器(two stage)的 Faster R - CNN 进行对比,交并比阈值均设置为 0.5,模型效果如表 1 所示,根据对比,改进后的模型识别效果优于上述两种算法。

表 1 模型效果对比

Tab. 1 Comparison of model effect

模型	模型内存占用量/MB	平均精确率/%	召回率/%	F1 值/%	训练时间/s	单幅图像平均检测时间/ms	单帧视频平均检测时间/ms
YOLO v5s	14.4	97.7	96.3	97.0	25 737	2.0	6.9
YOLO v5m	42.2	97.4	96.5	96.9	25 964	3.0	8.6
YOLO v5l	92.8	97.8	96.4	97.1	27 538	4.8	10.1
YOLO v5x	173.1	97.5	96.2	96.8	33 433	8.0	14.1
YOLO v5gs	5.7	97.8	96.2	97.0	23 611	1.7	6.0
EfficientDet - D0	32.8	92.3	91.9	90.3	37 480	1.8	6.4
Faster R - CNN	113.5	90.9	96.7	93.7	32 540	6.0	9.4

选取 9 月 28 日 15:08—15:11 的视频数据检测该模型的识别性能。模型对视频数据检测实际上是对连续图像序列进行检测,模型默认每 25 ms 获取视频流中图像,然后读取每一帧要检测的图像,将图像转化为 OpenCV 可显示的 BGR 格式,然后再输入模型进行检测,导致视频检测速度比图像检测速度慢,单帧图像检测时间为 6 ms。结合猪场实际应用场景,此模型的检测速度能够满足实时检测的要求,视频数据的检测结果如图 9 所示,可实时显示检测进度、图像尺寸、目标类别、检测耗时等信息。



图 9 母猪交互行为视频检测结果

Fig. 9 Recognition results of video of sows' interactive behavior

受舍内光线变化影响,存在极少量的漏检和误检(约 0.5%),如图 10 所示。由图 10 可以看出,模型能够对母猪目标准确识别,但由于曝光不足、过度曝光等原因,造成部分仿生公猪目标和交互行为未

识别,但该情况一般出现因光线变化,导致图像在三通道与单通道短暂过渡期间。研究进一步将筛选出的 900 幅光照较差的图像进行测试,交互行为准确率较正常光线条件下低 1.5 个百分点,由此可见,光线对模型检测交互行为的影响较小。

3.2 发情母猪交互行为分析

根据检测模型输出的各个时刻的交互状态,对经产母猪的交互频率进行分析。交互时长统计 3 min 内每头母猪发情期与非发情期交互时长,计算 36 头母猪发情期与非发情期的平均交互频率。

从表 2 可知,母猪发情期与非发情期与仿生公猪的交互频率和交互时长均发生显著的变化。当母猪由非发情期进入发情期时,平均交互时长普遍增加 3.2 ~ 4.4 倍,发情时每分钟平均交互时长高达 17.21 s;交互频率普遍增加 2.3 ~ 3.7 倍,发情时平均交互频率高达 5.61 次/min,利用 SPSS 软件对交互时长和频率进行克鲁斯卡尔-沃利斯检验,均表现出显著性差异($P < 0.001$)^[30]。

3.3 母猪发情检测试验

通过计算交互时长和频率的皮尔逊相关系数可知,两者具有极强相关关系($R = 0.86$)。本文选用交互时长对母猪发情行为进行研究,选取 96 个视频片段,视频时长均为 3 min,其中包含 46 组非发情期

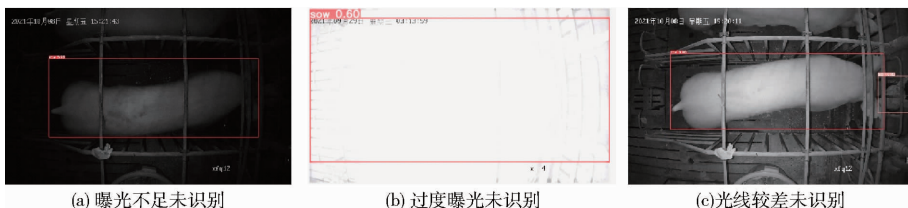


图 10 模型性能的影响因素

Fig. 10 Influencing factors of model performance

表 2 发情期与非发情期交互行为分析

Tab.2 Analysis of interaction between estrus and non-estrus

时期	平均交互频率/ (次·min ⁻¹)	每分钟平均 交互时长/s	P
非发情期	1.47	4.23	0.001***
发情期	5.61	17.21	0.001***

注：*** 表示在 $\alpha=0.001$ 水平上显著。

母猪行为数据和 50 组发情期母猪行为数据,模型对行为数据每秒检测 1 次,单个视频母猪交互时间统计结果如图 11 所示。

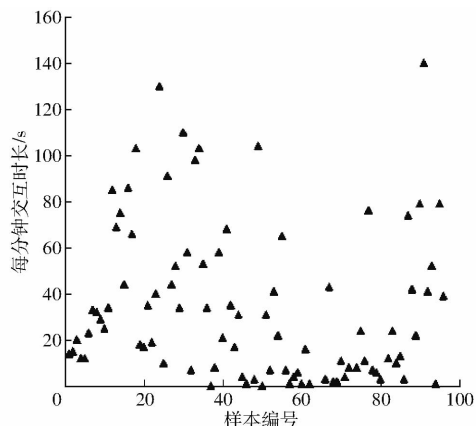


图 11 交互时间统计结果

Fig.11 Time statistics of interactive behavior

根据图 11 的统计分布结果,分别以交互时间 11、14、17、20、23 s 作为是否发情的判定阈值,计算发情识别结果,以错误率、灵敏度、特异性、准确率作为评价指标,其中错误率用以估算未发情的母猪被错误识别为发情母猪的比率,数值越小,表示假报警的次数越少;灵敏度指从发情样本中检出的发情母猪的比率,数值越高,发情检测效果越好;特异性

指从未发情样本中检出的未发情母猪的比率,数值越高,发情检测效果越好,由表 3 可知,以 20 s 作为发情检测阈值时,发情检测错误率为 10.0%,灵敏度为 90.0%,特异性为 89.1%,准确率为 89.6%。

表 3 不同判定时间测试结果

Tab.3 Test results of different judgment times

交互时长/s	错误率	灵敏度	特异性	准确率
11	23.8	96.0	67.4	82.3
14	16.4	93.9	80.0	85.4
17	14.8	92.0	82.6	87.5
20	10.0	90.0	89.1	89.6
23	10.9	82.0	89.1	85.4

为进一步测试该阈值下光照条件对发情检测的影响,试验挑选包含 12 组(4 组发情期、8 组非发情期)存在光照较差的 3 min 视频数据,并与人工测试结果对比,测试结果表明:以 20 s 作为发情检测阈值时,模型判定结果与人工检测发情结果相同,研究表明:由光线导致的交互行为误检与漏检对发情判定影响较小。

4 结论

(1)采用深度学习的方法识别检测母猪与仿生公猪的交互行为,平均精确率达 97.8%,单幅图像检测时间仅 1.7 ms,单帧视频检测时间为 6.0 ms,可避免人工查情对母猪所造成的应激,为后续母猪发情检测奠定基础。

(2)以 20 s 作为发情判定标准时,发情检测错误率为 10.0%、灵敏度为 90.0%、特异性为 89.1%、准确率为 89.6%。在保证高灵敏度的同时,降低了检测的错误率,提高了检测的特异性和准确率。

参 考 文 献

[1] 耿苏强.“猪周期”频发何以破局 能繁母猪存栏量决定其拐点[N]. 农业科技报,2021-11-18(007).

[2] 王晨阳,任志强,庞卫军.智能感知技术在猪饲养管理中的应用研究进展[J]. 养猪,2020(6):82-88. WANG Chenyang, REN Zhiqiang, PANG Weijun. Research progress of intelligent perception technology in pig feeding and management[J]. Pig Journal,2020(6):82-88. (in Chinese)

[3] 张利娟,张亮.智能化检测方法在母猪发情鉴定中的应用[J]. 猪业科学,2019,36(11):114-116. ZHANG Lijuan, ZHANG Liang. Application of intelligent detection method in oestrus identification of sows[J]. Swine Industry Science, 2019, 36(11): 114-116. (in Chinese)

[4] 李继林,俞中悦.母猪发情行为变化过程与最佳人工授精(AI)时间[J]. 猪业科学,2021,38(9):106-109. LI Jilin, YU Zhongyue. Oestrus behavior change process and optimal artificial insemination (AI) time in sows[J]. Swine Industry Science, 2021, 38(9): 106-109. (in Chinese)

[5] 石旭东,白彪玲,张金芳,等.母猪的发情与发情鉴定[J]. 猪业科学,2013,30(4):56-58. SHI Xudong, BAI Biaoling, ZHANG Jinfang, et al. Estrus and estrus identification of sows[J]. Swine Science, 2013, 30(4): 56-58. (in Chinese)

[6] 张美荣,寸彦铭,赵秀全,等.母猪发情鉴定与适时配种[J]. 养殖与饲料,2011(3):9-11. ZHANG Meirong, CUN Yanming, ZHAO Xiuquan, et al. Estrus identification and timely breeding of sows[J]. Breeding and Feed, 2011(3):9-11. (in Chinese)

[7] OSTERSEN T, CORNOU C, KRISTENSEN A R. Detecting oestrus by monitoring sows' visits to a boar[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2010, 74(1):51-58.

[8] CORNOU C, VINTHER J, KRISTENSEN A R. Automatic detection of oestrus and health disorders using data from electronic sow feeders[J]. Livestock Science, 2008, 118(3):262-271.

[9] 庄晏榕,余灵桦,滕光辉,等.基于卷积神经网络的大白母猪发情行为识别方法研究[J]. 农业机械学报, 2020, 51(增刊

- 1): 364 - 370.
- ZHUANG Yanrong, YU Jionghua, TENG Guanghui, et al. Research on recognition method of estrous behavior of large white sows based on convolutional neural network[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51 (Supp.1):364 - 370. (in Chinese)
- [10] LEI K, ZONG C, DU X, et al. Oestrus analysis of sows based on bionic boars and machine vision technology[J]. Animals, 2021,11(6):1485.
- [11] 张吉鹏,刘俊,孙国平,等. 防治母猪繁殖障碍的管理措施[J]. 猪业科学, 2018, 35(3): 122 - 125.
- ZHANG Jizhen, LIU Jun, SUN Guoping, et al. Management measures for prevention and treatment of reproductive disorders of sows[J]. Swine Industry Science, 2018, 35(3): 122 - 125. (in Chinese)
- [12] 乔利敏,肖西山. 一种猪自动输精装置的设计[J]. 山东畜牧兽医, 2020, 41(11): 23 - 24.
- QIAO Limin, XIAO Xishan. Design of an automatic pig insemination device[J]. Shangdong Journal of Animal Science and Veterinary Medicine, 2020, 41(11): 23 - 24. (in Chinese)
- [13] 李袁. 基于改进YOLOv4的目标检测方法研究与应用[D]. 重庆:重庆邮电大学, 2021.
- LI Yuan. Research and application of target detection method based on improved YOLOv4 [D]. Chongqing: Chongqing University of Posts and Telecommunications, 2021. (in Chinese)
- [14] 刘好斌,杨丰玉,杨志勇,等. 基于YOLOv5的轴承端面表面缺陷检测方法[J]. 失效分析与预防, 2021, 16(6): 392 - 397.
- LIU Haobin, YANG Fengyu, YANG Zhiyong, et al. Surface defect detection method of bearing end face based on YOLOv5 [J]. Failure Analysis and Prevention, 2021, 16(6): 392 - 397. (in Chinese)
- [15] 任娣声. 基于深度学习的货架状态画像研究与实现[D]. 西安:西安理工大学, 2021.
- REN Disheng. Research and implementation of shelf state portrait based on deep learning [D]. Xi'an: Xi'an University of Technology, 2021. (in Chinese)
- [16] 邓梦怡,俞龙,周波,等. 茶园虫情远程监测装备的系统设计[J]. 现代农业装备, 2021, 42(5): 23 - 27.
- DENG Mengyi, YU Long, ZHOU Bo, et al. System design of remote monitoring equipment for insect pests in tea garden[J]. Modern Agricultural Equipment, 2021, 42(5): 23 - 27. (in Chinese)
- [17] 刘博,王明烁,李永,等. 深度学习在时空序列预测中的应用综述[J]. 北京工业大学学报, 2021, 47(8): 925 - 941.
- LIU Bo, WANG Mingshuo, LI Yong, et al. Application of deep learning in spatiotemporal sequence prediction[J]. Journal of Beijing University of Technology, 2021, 47(8): 925 - 941. (in Chinese)
- [18] 刘彦清. 基于YOLO系列的目标检测改进算法[D]. 长春:吉林大学, 2021.
- LIU Yanqing. Improved target detection algorithm based on YOLO series [D]. Changchun: Jilin University, 2021. (in Chinese)
- [19] 李浪怡,刘强,邹一鸣,等. 基于改进YOLOv5算法的轨面缺陷检测[J]. 五邑大学学报(自然科学版), 2021, 35(3): 43 - 48.
- LI Langyi, LIU Qiang, ZOU Yiming, et al. Rail surface defect detection based on improved YOLOv5 algorithm[J]. Journal of Wuyi University (Natural Science Edition), 2021, 35(3): 43 - 48. (in Chinese)
- [20] 朱晓春,陈子涛. 基于改进型YOLO v5算法的安全帽佩戴检测[J]. 南京工程学院学报(自然科学版), 2021, 19(4): 7 - 11.
- ZHU Xiaochun, CHEN Zitao. Helmet wearing detection based on improved YOLO v5 algorithm [J]. Journal of Nanjing Institute of Technology(Natural Science Edition), 2021, 19(4): 7 - 11. (in Chinese)
- [21] CUI B, LI Y, ZHANG Z. Joint structured pruning and dense knowledge distillation for efficient transformer model compression [J]. Neurocomputing, 2021, 458:56 - 69.
- [22] 冯敬翔. 基于迁移学习的卷积神经网络通道剪枝[J]. 计算机与现代化, 2021(12): 13 - 18.
- FENG Jingxiang. Convolutional neural network channel pruning based on transfer learning[J]. Computer and Modernization, 2021(12): 13 - 18. (in Chinese)
- [23] 袁正鹏. 结构稀疏深度学习算法研究[D]. 北京:北京交通大学, 2020.
- YUAN Zhengpeng. Research on structural sparse depth learning algorithm [D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2020. (in Chinese)
- [24] 刘天宝,张凌涛,于文涛,等. 基于嵌入注意力机制层级LSTM的音视频情感识别[J]. 激光与光电子学进展, 2021, 58(2): 183 - 190.
- LIU Tianbao, ZHANG Lingtao, YU Wentao, et al. Audio and video emotion recognition based on embedded attention mechanism level LSTM [J]. Laser & Optoelectronics Progress, 2021, 58(2): 183 - 190. (in Chinese)
- [25] 李平. 基于结构稀疏的神经网络对抗学习方法研究[D]. 南京:南京信息工程大学, 2021.
- LI Ping. Research on neural network countermeasure learning method based on sparse structure [D]. Nanjing: Nanjing University of Information Science & Technology, 2021. (in Chinese)
- [26] 陈海林. 基于改进Faster R-CNN算法的绝缘子破损检测研究[D]. 石家庄:石家庄铁道大学, 2021.
- CHEN Hailin. Research on insulator damage detection based on improved Faster R - CNN algorithm [D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2021. (in Chinese)
- [27] 高欣宇. 人群密集场景中的行人检测算法研究[D]. 西安:西安电子科技大学, 2020.
- GAO Xinyu. Research on pedestrian detection algorithm in crowded scene [D]. Xi'an: Xidian University, 2020. (in Chinese)
- [28] 梁霄. 基于深度学习的储罐红外液位检测技术研究[D]. 太原:中北大学, 2021.
- LIANG Xiao. Research on infrared liquid level detection technology of storage tank based on deep learning [D]. Taiyuan: North University of China, 2021. (in Chinese)
- [29] 袁英. 基于优化随机森林的绝缘子积污故障诊断技术的应用[D]. 大庆:东北石油大学, 2021.
- YUAN Ying. Application of insulator fouling fault diagnosis technology based on optimized random forest [D]. Daqing: Northeast Petroleum University, 2021. (in Chinese)
- [30] EVA O, OSKAR O, JOZEF K. Methodology and application of the Kruskal - Wallis test [J]. Applied Mechanics and Materials, 2014, 611:115 - 120.