

基于改进 YOLO v5 - StrongSORT 的屠宰场猪只精准计数方法

张站奇¹ 孙显彬¹ 孙贺² 闵海波¹ 孔莉娅¹ 张洪亮³

(1. 青岛理工大学机械与汽车工程学院, 青岛 266520; 2. 中南大学机电工程学院, 长沙 410083;

3. 青岛农业大学动物医学院, 青岛 266109)

摘要: 猪只计数是屠宰场生产管理、资产估计的重要环节。针对当前屠宰场猪只数量统计过程中人工计数耗时长、错误率高的问题,提出了一种基于改进 YOLO v5 - StrongSORT 的屠宰场猪只精准计数方法。首先,在改进 YOLO v5 模型中引入真实宽高损失与纵横比以提升损失函数性能,并在 Neck 层引入高效通道注意力机制 (Efficient channel attention, ECA),提升模型在复杂环境下的识别能力。然后,基于 StrongSORT 构建检测机制实现对猪只的重识别。最后,基于 StrongSORT 提出了一种区域 ID 信息检测的猪只计数方法。试验结果表明,改进 YOLO v5 模型对猪只识别精确率为 93.78%,召回率为 91.98%,平均精度均值为 96.29%,识别速度为 500 f/s,较 YOLO v5s 模型召回率提高 1.14 个百分点,平均精度均值提高 0.89 个百分点,识别速度提高 85.0%。将改进 YOLO v5 与 StrongSORT 区域计数方法结合进行猪只计数的准确率为 98.46%,计数速率为 73 f/s,较人工计数准确率提高 1.54 个百分点,较原始模型计数准确率提高 9.23 个百分点,计数速率提高 21.87%。本研究猪只计数方法具有较高的计数精度,适用于屠宰场猪只数量统计。

关键词: 猪只识别; 区域计数; 改进 YOLO v5; 损失函数; 注意力机制; StrongSORT

中图分类号: TP391.4 文献标识码: A 文章编号: 1000-1298(2024)12-0354-11

OSID:



Accurate Counting of Pigs in Slaughterhouses Based on Improved YOLO v5 - StrongSORT

ZHANG Zhanqi¹ SUN Xianbin¹ SUN He² MIN Haibo¹ KONG Liya¹ ZHANG Hongliang³

(1. School of Mechanical and Automotive Engineering, Qingdao University of Technology, Qingdao 266520, China

2. School of Mechanical and Electrical Engineering, Central South University, Changsha 410083, China

3. College of Veterinary Medicine, Qingdao Agricultural University, Qingdao 266109, China)

Abstract: Pig counting plays a crucial role in the management of slaughterhouse production and the estimation of assets. In response to the existing challenges of labor-intensive manual counting and elevated error rates within the pig counting processes of slaughterhouses, a meticulous pig counting methodology was introduced, leveraging an improved integration of YOLO v5 and StrongSORT. Initially, the improved YOLO v5 model incorporated real aspect loss and aspect ratio to enhance the performance of the loss function. Additionally, an efficient channel attention (ECA) mechanism was introduced into the Neck layer to augment the model's recognition capabilities in complex environments. Subsequently, a detection mechanism was constructed based on StrongSORT to facilitate the re-identification of pigs. Finally, a pig counting method utilizing area ID information detection was introduced based on the StrongSORT framework. Experimental results demonstrated that the enhanced YOLO v5 algorithm achieved a pig recognition accuracy of 93.78%, a recall rate of 91.98%, and a mean average precision (mAP) of 96.29%, with a recognition speed of 500 frames per second (f/s). This represented a significant improvement of 1.14 percentage points in recall, 0.89 percentage points in mAP, and an 85.0% increase in frame rate compared with that of the YOLO v5s model. The accuracy of combining the

收稿日期: 2023-12-26 修回日期: 2024-01-23

基金项目: 科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目 (2021ZD0113802) 和国家生猪产业技术体系智能化养殖岗位科学家项目 (CARS-35)

作者简介: 张站奇 (1999—), 男, 硕士生, 主要从事机器视觉与智慧养殖研究, E-mail: zhanqi_zhang18@163.com

通信作者: 孙显彬 (1978—), 男, 副教授, 博士后, 主要从事复杂装备智能感知与故障诊断研究, E-mail: robin_sun@qut.edu.cn

improved YOLO v5 with the StrongSORT area counting method for pig counting was 98.46% , and the counting speed was 73 f/s, which was 1.54 percentage points higher than the manual counting accuracy, 9.23 percentage points higher than the original model counting accuracy, and 21.87% higher than the counting speed. The pig counting method proposed demonstrated high accuracy and was well-suited for the enumeration of pigs in slaughterhouse settings.

Key words: pig identification; region counting; improved YOLO v5; loss function; attention mechanism; strongSORT

0 引言

猪只精准计数是屠宰场资产评估中一项重要的基础性工作,准确的猪只数量是屠宰场有效管理生产总值、合理分配产业资源,提高生产效率的前提。屠宰场中的猪只数量统计主要在猪只运输通道中,而通道中光照条件有限,猪只数量众多易发生堆叠、遮挡等情况,传统的人工计数方法不仅增加企业成本,而且准确率较低^[1]。此外,人工计数易引起猪只的应激反应,增加计数难度。屠宰企业迫切需要研究一种自动化、高精度的猪只数量计数方法。

随着机器视觉与深度学习技术的不断发展,猪只计数迎来全新的发展契机,机器视觉具有非接触、成本低、自动化等优点,已经成为猪只计数新的发展趋势^[1-3]。

猪只计数方法可分为面对图像计数与面对视频计数。面对图像猪只计数是通过 Mask R - CNN^[4]、YOLO(You only look once)^[5]等目标检测算法对图像中的猪只识别并计数。TIAN 等^[6]根据 ResNeXt 的结构改进 CNN 网络并对系统的参数进行相应的调优,在自建数据集进行测试,每幅图像的平均绝对误差为 1.67。高云等^[7]通过对人群计数网络 CSRNet 的改进得到 PCN,并增加了多尺度感知结构,通过对密度图积分实现了猪只数量的估计。HUANG 等^[8]采用 CClusnet 对图像进行语义分割并产生矢量图,应用 mean - shift 算法确定仔猪数。杨秋妹等^[9]采用 YOLO v5n 网络引入 SE - Net 注意力机制^[10]并增加检测层,有效提高检测精度,实现了复杂环境下的猪只计数。

面对视频猪只计数是将目标检测算法与 Fair MOT^[11]、DeepSORT^[12]等多目标追踪算法结合实现猪只计数。ZHANG 等^[13]通过 CNN 实现猪只检测,并以猪只关键点与滤波器建立追踪器,完成复杂环境下猪只计数。HUANG 等^[14]采用 YOLO v5x 与 DeepSORT 相结合的方法,实现了在通道环境下对猪只进行追踪并计数。林华浦等^[15]通过改进 YOLO v7 并结合 StrongSORT^[16]实现了养殖场环境下的猪只计数。

综上,通过单一目标检测算法实现猪只计数时,

计数精度受猪舍环境、猪只运动等因素影响。通过目标检测算法与多目标追踪算法结合的方法虽能提高猪只计数精度,但将影响检测速度,且未解决检测区域中猪只数量增加或减小给算法带来的不稳定性,故此上述方法仅适用于养殖环境下猪只计数,无法实现动态猪只计数。尽管文献[14]实现动态计数,但计数算法简单且限制较多,无法适用于复杂环境下通道猪只计数,难以进行实际生产应用。

针对以上问题,本文提出基于改进 YOLO v5 - StrongSORT 的猪只精准计数方法,该方法基于目标检测算法 YOLO v5 对损失函数进行改进,并引入注意力机制,以提高猪只在复杂环境下的识别精度;基于 TensorRT 加速模型推理,提高识别速度,更适用于现场部署;基于多目标追踪算法 StrongSORT 建立区域计数方法,在通道中对猪只进行动态计数,以提高猪只计数精度,满足屠宰场猪只数量统计。

1 数据采集与预处理

1.1 数据采集

本文所用的试验数据来源于 3 种不同猪场数据集:潍坊诸城某屠宰场、网络图像以及科大讯飞猪只盘点数据集。屠宰场通道如图 1 所示,屠宰场通道是将汽车装载的猪只运输到屠宰场猪舍的桥梁,屠宰场通道尺寸(长×宽)为 20 m×4 m,通道高度上下可调节,对应汽车 3 层猪只车厢。



图 1 数据采集环境
Fig. 1 Data acquisition environment

试验采用焦距为 2.8 mm、帧率为 25 f/s、分辨率为 1 920 像素×1 080 像素的海康威视 T12H - IA 型摄像头。为增加数据的多样性,本研究于 2023 年 9 月 15—30 日采集不同时间、不同高度通道猪只图像。屠宰场通道猪只采集系统如图 2 所示,该摄像头架设在升降轨道横梁的中间,以侧俯拍和俯拍的角度对猪群进行拍摄,在升降平台的移动过程中将

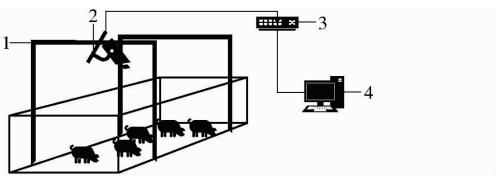


图 2 通道猪只图像采集系统示意图

Fig.2 Schematic of channel pig image acquisition system
1. 通道升降轨道 2. T12H-IA 型摄像头 3. 交换机
4. Windows 10 系统计算机

获得不同相机高度的图像。另外在该通道的两根支柱上安装了两台摄像机以获取更多的图像。本文采用的数据采集系统的相机高度距离通道地板2.1~3.6 m,摄像机的另一端与交换机连接,再将数据传入 Windows 10 系统计算机进行处理。

1.2 数据预处理

通过选取 T12H-IA 型摄像头采集到的不同时间段、不同相机高度和不同猪只数量的视频,利用 FFmpeg 工具按照每隔 25 帧提取 1 帧的方式提取视频图像,保存质量较好的图像同时过滤相似度过高的图像。

为避免运载车上的猪只对试验造成干扰,将对运载车上的猪只图像进行掩膜处理。以汽车与通道为分界线,比对汽车轮廓进行掩膜。掩膜处理后的效果如图 3 所示。

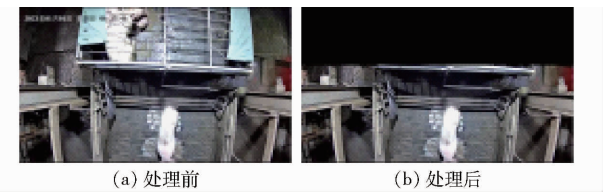


图 3 掩膜处理前后对比

Fig.3 Comparison before and after mask processing

经过处理,本文共有 2 185 幅猪只图像,利用 Labellmg 工具对数据进行标注,并将结果保存为 TXT 格式。将数据集按照 6:2:2 的比例划分为训练集、验证集和测试集,其中训练集 1 311 幅图像,验证集和测试集各为 437 幅图像。根据上述方法建立的猪只数据集结果如表 1 所示。

表 1 猪只数据集
Tab.1 Pig dataset

数据集	图像数量/幅	猪只总数/头
训练集	1 311	12 298
验证集	437	3 496
测试集	437	3 056
总计	2 185	18 850

1.3 模型训练

本文训练模型所用试验平台如表 2 所示。训练数据集为表 1 建立的猪只数据集。

表 2 试验平台
Tab.2 Experimental platform

软硬件名称	配置
CPU	Intel(R) Core(TM) i7-12700 CPU@2.10 GHz
内存	16 GB
GPU	NVIDIA GeForce RTX 3060
GPU 加速库	CUDA 11.6、CUDNN 8.4.0、TensorRT 8.4.2.4
操作系统	Ubuntu 18.04
环境	Python 3.8、Pytorch 1.12.0

2 猪只计数网络模型

2.1 猪只目标检测

2.1.1 YOLO v5 网络模型

YOLO v5 属于单阶段目标检测算法^[17-23]。目前 YOLO v5 有 5 个版本,分别是 YOLO v5n、YOLO v5s、YOLO v5m、YOLO v5l、YOLO v5x。为选取合适的版本,使用本试验的猪只数据集分别对上述网络模型进行训练,训练结果如表 3 所示。经过初步训练 YOLO v5 的 5 个不同尺度的网络模型,YOLO v5s 的平均精度均值(mAP)为 95.40%,尽管参数量是 YOLO v5n 的 4 倍,但平均精度均值高 3.04 个百分点;YOLO v5s 相较于 YOLO v5x 的精度低 0.61 个百分点,但 YOLO v5x 的参数量是 YOLO v5s 的 12 倍且 YOLO v5s 的单图识别速度是 YOLO v5x 的 7 倍。对猪只的识别既要保证精度高,又要保证高效、便携、易于部署。通过对比 5 种网络训练结果,本文采用 YOLO v5s。

表 3 不同版本的 YOLO v5 模型检测精度对比
Tab.3 Comparison of detection accuracy of different versions of YOLO v5 models

模型	精确率/ %	召回 率/%	平均精度 均值/%	参数量	检测速度/ (f·s ⁻¹)
YOLO v5n	92.43	83.73	92.36	1.76 × 10 ⁶	370.4
YOLO v5s	93.79	90.84	95.40	7.01 × 10 ⁶	270.3
YOLO v5m	95.71	90.70	95.52	2.09 × 10 ⁷	125.0
YOLO v5l	96.03	91.37	95.99	4.61 × 10 ⁷	75.2
YOLO v5x	95.22	91.20	96.01	8.62 × 10 ⁷	40.5

2.1.2 边界框损失函数改进

YOLO v5 的损失函数是由分类损失 (Classification loss, L_{cls})、定位损失 (Localization loss, L_{bbox}) 和置信度损失 (Confidence loss, L_{obj}) 3 部分组成,总损失函数为 3 种损失函数乘以相关权重系数 (w_a 、 w_b 、 w_c) 并求和^[24-25]。

尽管 CIOU LOSS 考虑了预测框与真实框的宽高比例,但并没有关注这两者之间的宽高长度,在相同宽高比例而不同宽高长度下,CIOU LOSS 难以进

行有效的识别。在此基础上,提出 EIOU LOSS^[26], 加入了边框的宽损失与长损失,将有效提高预测边框的准确性和网络训练的鲁棒性。如图 4 所示,红色为 EIOU 的锚框,在相同的宽高比例下 EIOU 具有更优秀的表现。另外,由于 EIOU 计算更简单且收敛速度更快,将在网络训练中节省资源并有更好的定位结果。

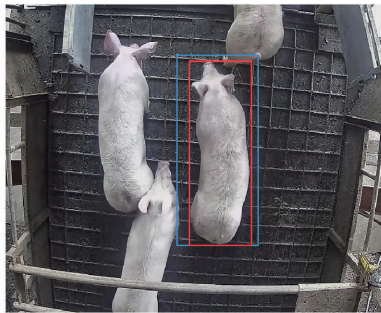


图 4 CIOU 与 EIOU 目标检测效果

Fig. 4 CIOU and EIOU target detection effect

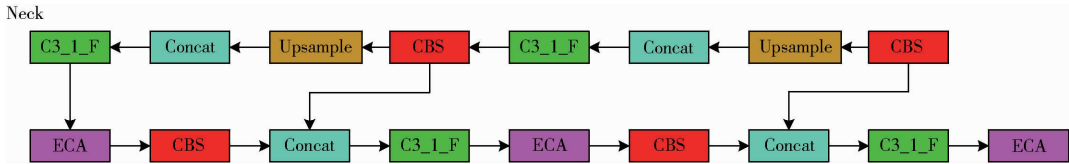


图 5 ECA 注意力模块引入位置

Fig. 5 ECA attention module introduction location

数上浪费许多计算资源,并且单一的目标检测算法无法对重复出现的目标进行筛选。因此本文将结合目标检测算法与目标追踪算法,对猪只进行轨迹跟踪与 ID 识别,利用 OpenCV 模块建立计数算法。

2.2.1 StrongSORT 算法

StrongSORT 算法为 DeepSORT 算法的改进版本,DeepSORT 算法主要通过神经网络提取目标特征,使用卡尔曼滤波算法(Kalman filter)和匈牙利算法(Hungarian algorithm)实现追踪。StrongSORT 算法将 DeepSORT 算法 CNN 网络替换为 BoT 网络,相较于 CNN,该表观特征提取器可以提取更多的判别特征^[16,31]。

StrongSORT 算法结合运动特征和外观特征来计算代价矩阵,其通过 BoT 网络提取的目标特征信息作为匹配原则,利用目标检测预测框与 NSA 卡尔曼算法预测的轨迹预测框之间的马氏距离(Mahalanobis distance)表示目标的运动特征,计算目标框与轨迹框之间的余弦距离作为目标的外观特征,并对两者加权求和得到代价矩阵,再根据代价矩阵使用匈牙利算法进行目标匹配^[32-33]。

为应对 ID 频繁切换问题,通过级联匹配优先处

2.1.3 高效通道注意力机制引入

由于猪只间的遮挡、边缘目标等情况将导致特征图的局部混叠、重要特征丢失,原始 YOLO v5 算法难以对猪只进行准确识别。在此引入注意力机制^[27],基于特征图上的通道间的相关关系,关注有效特征而忽略无效特征,从而提高模型在阴暗、遮挡等干扰下的识别准确率。在此基础上在 Neck 层引入 ECA^[10,28]。ECA 模块是基于 SE(Squeeze and excitation)模块开发的新模块,其优势在于可以进一步平衡精度和复杂度。

本文将 ECA 注意力机制模块添加至 YOLO v5 的 Neck 层的 C3 卷积模块后^[29-30],有效提高了猪只识别准确率,引入位置如图 5 所示。

2.2 基于 StrongSORT 的区域猪只计数网络

在识别通道中的猪只时,由于视频的连续帧,同一头猪只会出现现在不同帧的画面中,这将在重复计

理更为活跃的轨迹以减少 ID 切换。该算法主要分为轨迹追踪与数据匹配,轨迹预测与更新由 ECC 补偿算法与 NSA 卡尔曼算法实现;数据匹配将 REID 与 EAM 处理后的特征信息,采用级联匹配对目标框与轨迹框进行关联,StrongSORT 算法具体实现如图 6 所示。

2.2.2 区域 ID 猪只计数算法

在猪只计数中,由于追踪算法对特征信息要求较高,视频画面中央对猪只的追踪有优秀的表现,而视频边缘区域的特征信息较少且猪只的频繁进出造成特征的缺失。StrongSORT 算法可能会为猪只分配新 ID,造成 ID 顺序错误,进而影响猪只计数^[34-36]。为避免 ID 错误造成的计数混乱,本文提出一种区域 ID 猪只计数方法,通过两个 ID 区域匹配对猪只进行追踪计数。猪只计数区域如图 7 所示。

首先,通过目标检测与追踪算法检测并追踪猪只,获取猪只的 ID 和中心坐标信息,将视频画面分为两个区域,当猪只的横坐标大于上区域的上端横坐标时,对 ID 进行判断是否存在列表 2 和列表 1 中,若存在列表 2 中并不存在列表 1 中,将该 ID 加入至列表 1 中并在列表 2 中移除该 ID,且上行总数加 1;若不存在列表 2 中也不存在列表 1

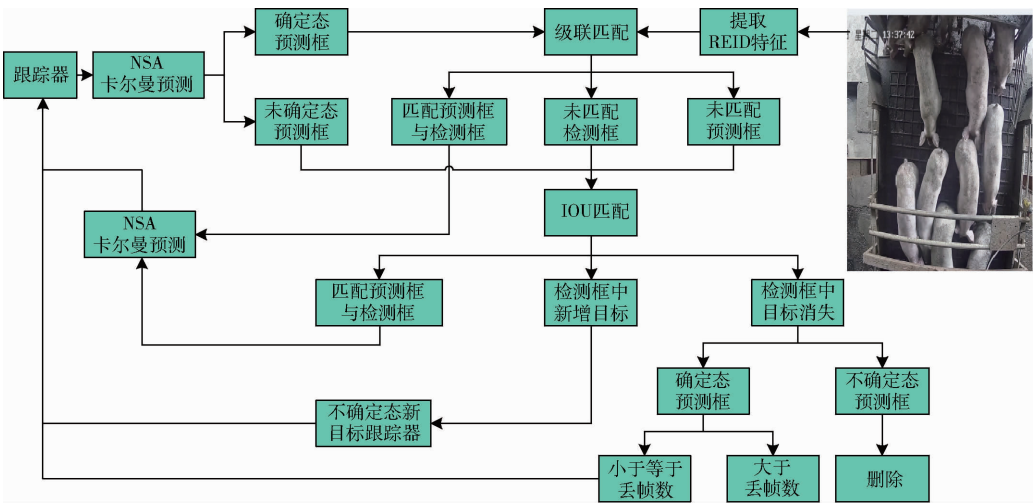


图 6 StrongSORT 算法实现流程图

Fig. 6 StrongSORT algorithm implementation flowchart

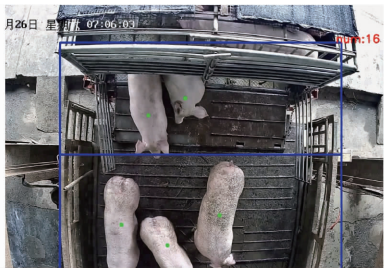


图 7 猪只计数区域

Fig. 7 Pig counting area

中, 将该猪只的 ID 进行记录, 并将该信息存至列表 1 中。

为提高该算法的计数准确性, 将两区域的分界处设置在视频中央, 当猪只进入下区域时, 先检测该 ID 是否存在列表 1 中, 若存在列表 1 中且不存在列表 2 中, 将该 ID 加入列表 2 中并在列表 1 中移除该 ID, 且下行总数加 1; 若不存在列表 1 中, 将在列表 2 记录该 ID。最终, 猪只总数为下行总数减上行总数, 具体流程如图 8 所示。

3 试验结果与分析

3.1 试验参数设置

本试验采用深度学习框架 PyTorch, 在 Ubuntu 系统上运行具体超参数设置如表 4 所示。

在监督学习中, 需要大量标注数据训练才能获得良好的模型, 由于本试验数据集数量有限, 模型无法取得较高泛化能力, 在此引入迁移学习, 提高模型的准确率与精度^[37-38]。本文在试验中所提到的模型在训练中均加入了预训练权重。本试验采用了线性学习率衰减, 随着迭代次数的增加学习率不断减小。

针对本试验的猪只数据集, 迁移学习与非迁移学习的网络损失变化曲线如图 9 所示。由图 9 可

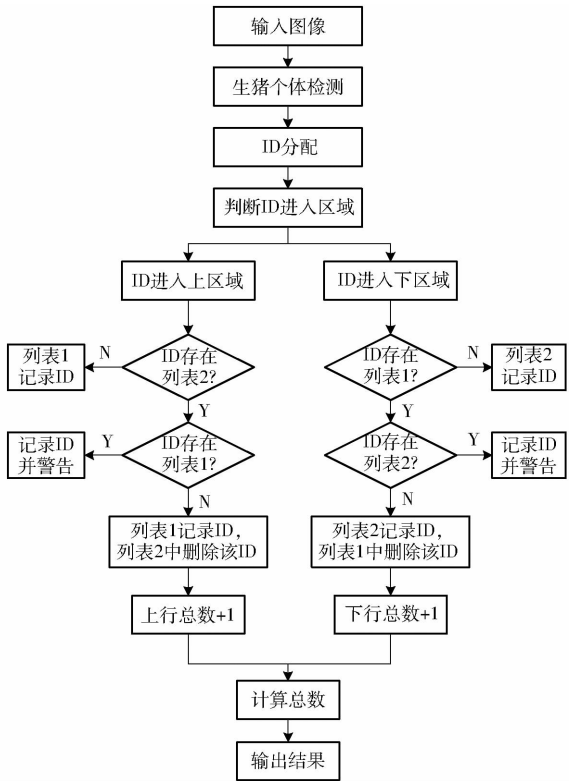


图 8 计数算法流程图

Fig. 8 Counting algorithm flowchart

表 4 YOLO v5 超参数配置
Tab. 4 YOLO v5 hyperparameter configuration

超参数	数值
Batch-size	16
epoch	200
Img-size	640 × 640
lr	0. 01
adam	N/Y
momentum	0. 937
weight_decay	0. 000 5

知, 在猪只识别模型训练的初始阶段, 训练集与验证集的收敛速度很快, 其中引入预训练权重的网络损

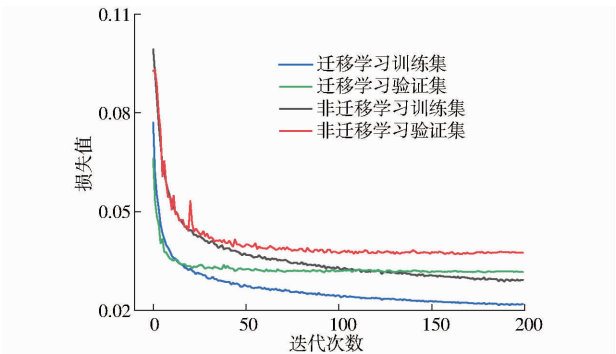


图 9 迁移学习与非迁移学习训练损失曲线对比
Fig. 9 Comparison of training loss curves for transfer learning and non-transfer learning

失值下降速度更快。当迭代次数大于 50,未引入迁移学习的模型损失值下降速度明显低于引入迁移学习的模型,且引入迁移学习的训练集损失与验证集损失更小,模型训练效果更好。

3.2 改进 YOLO v5 猪只识别结果

3.2.1 评价指标

为综合评价改进 YOLO v5 模型的识别效果,选取精确率 (Precision)、召回率 (Recall)、平均精度均值 (mAP) 及识别速率作为识别效果的评价指标,并选用参数量、模型内存占用量作为模型评价指标;另外,选用平均绝对误差 (Mean absolute error, MAE) 和均方根误差 (Root mean square error, RMSE) 作为计数精度的评价指标。

3.2.2 模块性能验证

(1) 损失函数性能验证
在同等条件下将 DIOU、CIOU、EIOU、MPDIOU 及 SIOU 作为 YOLO v5 的损失函数^[39]进行训练,训练结果如表 5 所示。

表 5 不同损失函数训练结果

Tab. 5 Results of different loss function training			
模型	平均精度均值/%	参数量	速率/(f·s ⁻¹)
DIOU	95.43	7.01 × 10 ⁶	270.3
MPDIOU	95.63	7.01 × 10 ⁶	270.3
CIOU	95.40	7.01 × 10 ⁶	270.3
EIOU	96.01	7.01 × 10 ⁶	270.3
SIOU	95.32	7.01 × 10 ⁶	270.3

表 7 注意力模块选择试验结果

Tab. 7 Attention module selection test results									
模型	YOLO v5	CA	CBAM	SE	ECA	SimAM	平均精度均值/%	参数量	速率/(f·s ⁻¹)
模型 1	√	×	×	×	×	×	95.40	7.01 × 10 ⁶	270.3
模型 2	√	√	×	×	×	×	95.27	7.05 × 10 ⁶	250.0
模型 3	√	×	√	×	×	×	95.11	7.06 × 10 ⁶	243.9
模型 4	√	×	×	×	√	×	95.62	7.01 × 10 ⁶	270.3
模型 5	√	×	×	×	×	√	95.37	7.01 × 10 ⁶	250.0
模型 6	√	×	×	√	×	×	95.56	7.06 × 10 ⁶	270.3

注:√表示使用该模块,×表示不使用该模块。

试验结果表明,使用 EIOU 损失函数的平均精度均值相较于使用 SIOU、CIOU、DIOU 及 MPDIOU 的 YOLO v5 模型分别提升 0.69、0.61、0.58、0.38 个百分点。在选择不同的损失函数时,参数量并未改变,说明模型的复杂度基本不变;对比每种损失函数的单幅图识别时间,EIOU 并未影响识别速度。因此证明 EIOU 有更好的性能,本研究使用 EIOU 作为模型的损失函数。

(2) 注意力模块性能验证

针对 ECA 注意力机制添加位置进行试验,将其分别添加在网络的 Backbone 和 Neck 中,验证注意力机制对网络性能的影响,训练结果如表 6 所示。

表 6 注意力机制添加对比试验结果

Tab. 6 Results of the comparative trial of the addition of attention mechanisms			
模型	平均精度均值/%	参数量	速率/(f·s ⁻¹)
YOLO v5	95.40	7.01 × 10 ⁶	270.3
YOLO v5 + ECA (Backbone_C3)	93.70	7.01 × 10 ⁶	263.2
YOLO v5 + ECA (Backbone_SPPF)	94.84	7.19 × 10 ⁶	270.3
YOLO v5 + ECA (Neck_C3)	95.62	7.01 × 10 ⁶	270.3

由表 6 可知,将 ECA 添加在 Backbone 的 C3 与 SPPF 结构中的效果较差,较原 YOLO v5 模型,平均精度均值分别下降 1.7、0.56 个百分点,将 ECA - Net 添加在 Backbone 的 C3 结构后导致速率下降 2.6%。将 ECA 添加在 Neck 的 C3 结构后,并没有影响模型识别速率,且较原 YOLO v5 模型平均精度均值增长 0.22 个百分点,因此选择在 Neck_C3 结构后添加注意力机制。

为综合提高模型性能,针对 Neck 进行了不同注意力机制的对比试验,在相同位置分别添加 SE、CA、CBAM、ECA、SimAM 等注意力机制,经训练后试验结果如表 7 所示。经过训练后可知,在增加空间注意力机制 CA、通道注意力机制 SimAM 后,较原 YOLO v5 模型精度分别下降 0.13、0.03 个百分点;相反增加通道注意力机制 SE、ECA 后,较原

YOLO v5 模型精度分别提高 0.16、0.22 个百分点；而在模型中加入通道空间注意力机制 CBAM 后，精度下降 0.29 个百分点。故在猪只识别模型中，在模型的通道注意力机制的基础上添加空间注意力机制并不能有效提升该模型的精度。SE 与 ECA 在该模型的精度中均提升，ECA 参数量更少且精度提升更显著。

3.2.3 消融试验

采用消融试验对每一模块进行逐步添加并进行性能测试。如表 8 所示，YOLO v5 在增加 EIOU 损失函数与注意力机制 ECA 后，较原 YOLO v5 模型精确率几乎不变，但召回率提升 1.14 个百分点，平均精度均值提升 0.89 个百分点，且未增加原模型的参数量。故改进 YOLO v5 模型在保证模型识别速度和模型简化的基础上，提升了模型识别精度。对改进后最终模型进行训练，训练评估指标值与损失值变化曲线如图 10 所示。

表 8 改进模型消融试验结果
Tab.8 Improved model ablation test results

模型	精确率/%	召回率/%	平均精度均值/%	参数量	速率/(f·s ⁻¹)
YOLO v5	93.79	90.84	95.40	7.01 × 10 ⁶	270.3
YOLO v5 + EIOU	94.47	91.41	96.01	7.01 × 10 ⁶	270.3
YOLO v5 + ECA	94.07	90.60	95.62	7.01 × 10 ⁶	270.3
YOLO v5 + EIOU + ECA	93.78	91.98	96.29	7.01 × 10 ⁶	270.3

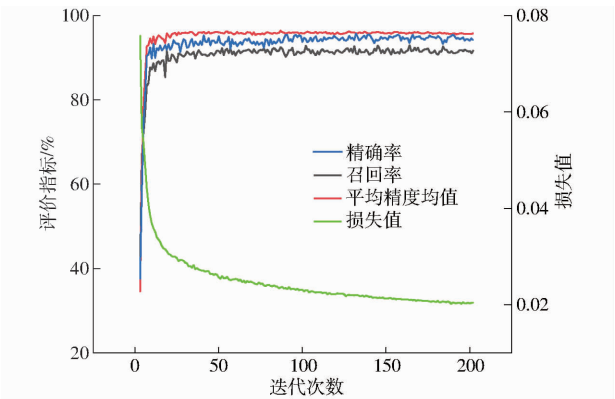


图 10 损失值与评估指标变化曲线

Fig.10 Loss value versus assessment indicator change curves

3.2.4 经典目标检测网络对比试验

为验证本文改进网络对猪只识别的性能，将主流目标检测算法在猪只数据集上进行同等训练。训练网络包括 Faster R - CNN、YOLO v4、YOLO v7、YOLO v7tiny、YOLO v8 及本文的改进 YOLO v5；根据各模型训练结果对猪只的识别效果、性能等进一步分析^[6,29,40]。在训练中，以上所有算法均采用与改进 YOLO v5 相同的环境和参数。

由表 9 和图 11 可知，改进 YOLO v5 较 Faster R - CNN、YOLO v4、YOLO v7、YOLO v7tiny、YOLO v8 在精度上分别提高 19.43、2.24、2.25、2.87、1.18 个百分点，在识别速率上分别提升 259.9、220.5、142.1、32.2、106.4 f/s，故改进 YOLO v5 在猪只识别中具有较高精度和速率。

表 9 不同目标检测算法性能比较
Tab.9 Performance comparison of different object detection algorithms

模型	平均精度均值/%	参数量	模型内存占用量/MB	速率/(f·s ⁻¹)
Faster R - CNN	76.86	2.74 × 10 ⁸	1044.8	10.4
YOLO v4	94.05	6.44 × 10 ⁷	515.5	49.8
YOLO v7	94.04	9.14 × 10 ⁶	19.0	128.2
YOLO v7tiny	93.42	6.01 × 10 ⁶	12.3	238.1
YOLO v8	95.11	1.11 × 10 ⁷	22.5	163.9
改进 YOLO v5	96.29	7.01 × 10 ⁶	14.5	270.3
改进 YOLO v5 - TensorRT	96.29		16.2	500.0

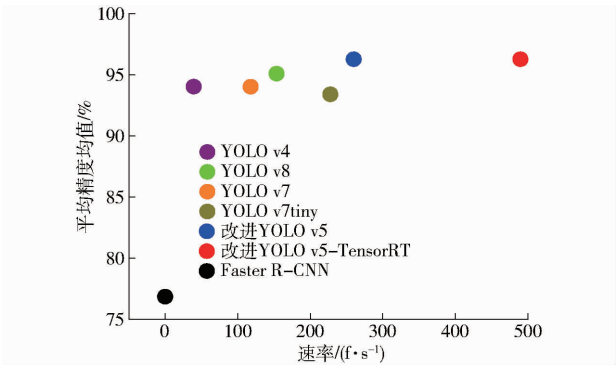


图 11 速率与平均精度均值

Fig.11 Rate with mAP

对比模型参数量可知，改进 YOLO v5 参数量和模型内存占用量明显低于 Faster R - CNN、YOLO v4、YOLO v7 和 YOLO v8，尽管参数量与模型内存占用量大于 YOLO v7tiny，但在精度和速率上，改进 YOLO v5 均有提升。为满足现场生产需要，减少资源占用，本研究采用 TensorRT 提高模型识别速度，与原模型相比速率提高 85.0%，但模型内存占用量仅增加 2.3 MB，因此本试验采用改进 YOLO v5 模型，并使用 TensorRT 加速模型推理。

3.3 猪只识别结果

为评估改进算法在现场环境对猪只的识别性能，在 5 种不同的场景中对原 YOLO v5 模型与改进 YOLO v5 模型进行识别效果对比，如图 12 所示，左图为原 YOLO v5 识别结果，右图为改进 YOLO v5 识别结果，红色三角与绿色三角标注为需要关注的猪只。

图 12a 为猪只在通道中数量过多，出现拥挤密

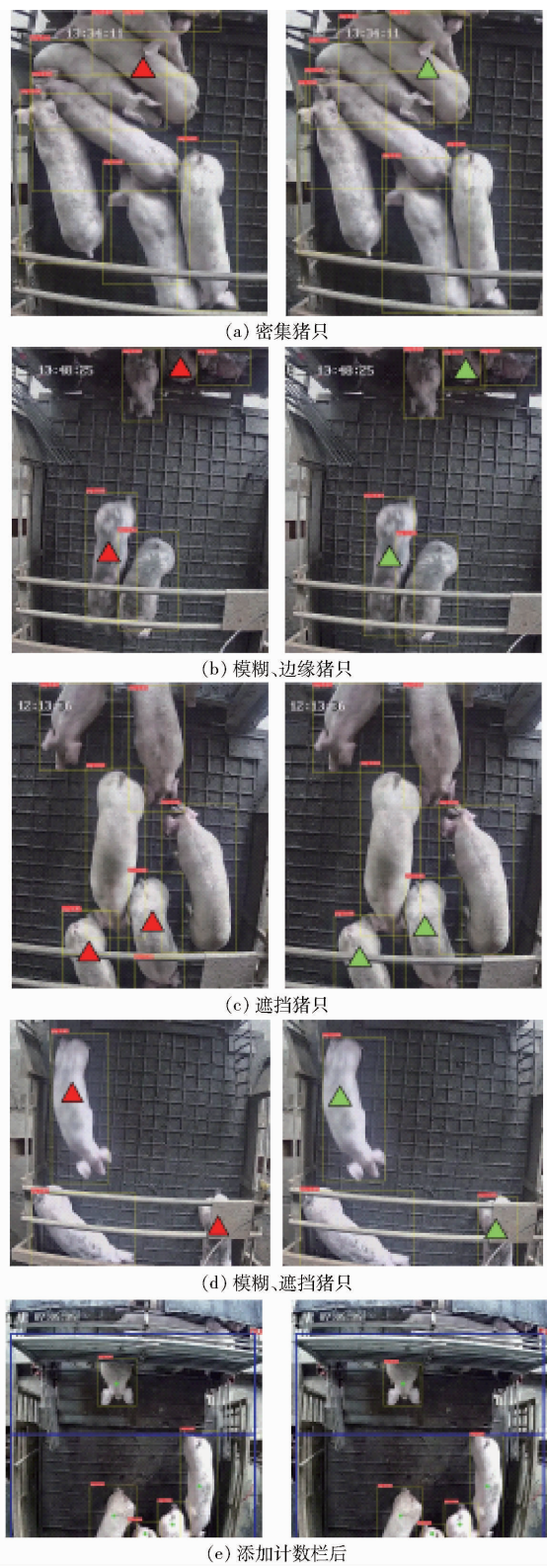


图 12 识别效果对比

Fig. 12 Comparison of recognition effects

集情况,由于猪只数量过多,部分猪只被其他猪只遮挡,原模型中左上角第 2 头猪只并未识别,改进模型能够准确地识别所有猪只,说明改进模型能够准确地识别拥挤密集情况下的猪只。图 12b 为猪只出现在图像边缘,此时猪只仅有部分信息能被识别到,原模型并未能识别到边缘的猪只,尽管

改进模型识别到该猪的置信度为 0.73,但较原模型相比,改进模型对边缘猪只具有一定的识别效果。图 12c 和图 12d 为猪只在通道中被栏杆遮挡,图 12c 中由于栏杆将猪只分为两部分,原模型错误地将一头猪只识别为两头;图 12d 中右下角猪只被铁板和栏杆大部分遮挡,原模型未识别出该猪只,而改进模型并未受到栏杆和铁板遮挡的影响,能够准确地识别被遮挡下的猪只。图 12b 和图 12d 中均存在奔跑中的猪只,由于该猪只在运动状态下出现模糊情况,尽管原模型与改进模型均识别到该猪只,但改进模型识别置信度均高于原模型,说明改进模型对模糊情况下的猪只具有更好的识别效果。图 12e 为在不同场景下添加计数栏后的猪只识别效果,该图中改进模型的识别效果均优于原模型,说明在添加计数栏后,改进模型仍具有较好的猪只识别效果。

3.4 猪只追踪计数

为实现在通道中猪只的准确计数,基于改进 YOLO v5 - StrongSORT 算法,对进入通道中的每头猪只进行唯一 ID 编号,通过 ID 信息在区域的变化实现计数。采用的 StrongSORT 算法超参数设置如表 10 所示。

表 10 StrongSORT 超参数配置

Tab. 10 StrongSORT hyperparameter configuration	
超参数	数值
MC_LAMBDA	0.995
EMA_ALPHA	0.9
MAX_DIST	0.2
MAX_IOU_DISTANCE	0.7
MAX_AGE	30

3.4.1 猪只计数结果

猪只计数测试数据是由诸城某屠宰场安防相机拍摄所得,该视频中共有猪只 65 头,对该视频分别进行人工计数、原 YOLO v5 - StrongSORT 模型计数与改进 YOLO v5 - StrongSORT 模型计数,模型计数过程如图 13 所示。

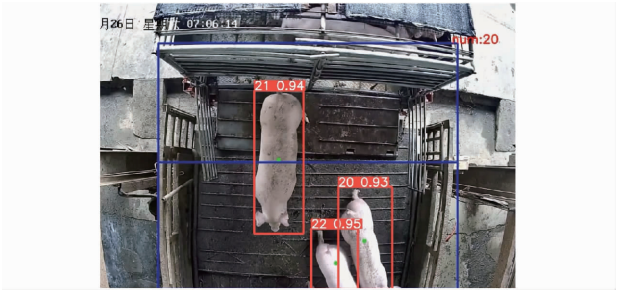


图 13 猪只模型计数过程

Fig. 13 Pig model counting procedure

模型计数结果如图 14 所示。图 14a 为原模型的最终检测结果,其检测出 58 头猪只,发生 7 头漏检,且有 2 头误检情况,由于检测框不稳定,该算法计数精度较差;图 14b 为改进后的模型检测结果,其检测出 64 头猪只,发生 1 头漏检,但未发生误检,该漏检是由于此猪只较小,检测框对目标无法进行有效捕获。

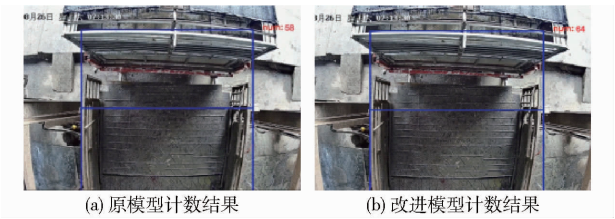


图 14 猪只计数结果
Fig. 14 Results of pig counting

由表 11 可知,经计算改进 YOLO v5 - StrongSORT 计数准确率达到 98.46%,计数速率为 73 f/s,较人工计数与原 YOLO v5 - StrongSORT 计数准确率分别提升 1.54、9.23 个百分点,较原 YOLO v5 - StrongSORT 计数速率提升 21.87%,故改进模型计数精度较高,可以有效降低漏检率,且计数速度较快,适合作为猪只数量统计的计数方法。

表 11 猪只数量计数试验结果
Tab. 11 Pig population statistics test results

计数方法	数量/头	速率/(f·s ⁻¹)
实际数量	65	
人工计数	67	
YOLO v5 - StrongSORT	58	59.9
改进 YOLO v5 - StrongSORT	64	73.0

为验证提出的猪只计数方法具有现场应用能力,将该算法部署在山东华宝食品股份有限公司的屠宰场中,对 24 段视频共 1 695 头猪只进行计数,部分计数过程如图 15 所示,具体计数结果如图 16 所示。

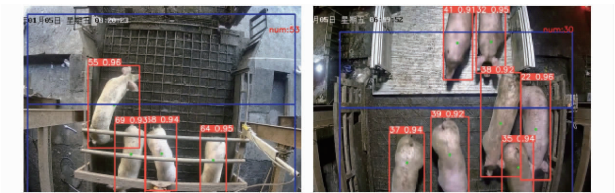


图 15 现场猪只计数过程
Fig. 15 Process of counting pigs in field

由图 16 可知,误差为 3 头和 2 头的组别已在图中标注数量,未标注数量的组别误差在 1 头以内。第 4 组数据误差为 3 头,该误差由于出现 2 头特殊颜色猪只,影响猪只识别效果,造成计数减少。在第 2、4、18、22、23 组数据出现猪只奔跑速

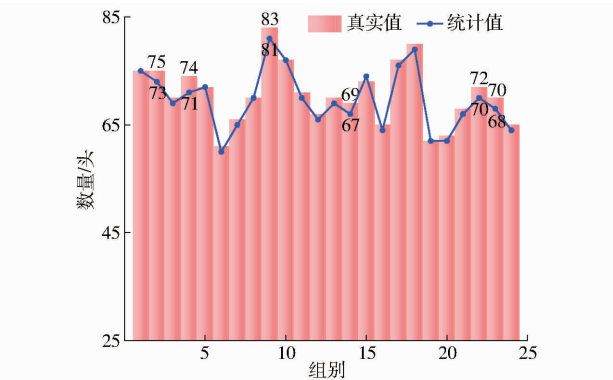


图 16 现场猪只数量计数结果
Fig. 16 Results of pig counts in field

度过快,追踪效果下降从而猪只计数减少。另外,在第 15 组数据由于猪只在计数线周围小幅度运动,造成计数增加。但在 1、5、8、10、19 组数据为准确计数。

经计算,改进的 YOLO v5 - StrongSORT 猪只计数方法总体准确率为 98.47%,统计值与真实值之间最大绝对误差为 3 头,MAE 为 1.08 头,并且在 24 组数据中,18 组数据误差为 1 头。因此改进 YOLO v5 - StrongSORT 可用于猪只数量计数。

3.4.2 猪只计数算法对比

为验证本文改进猪只计数算法性能,将对比 Counting CNN^[6]、猪计数网络 PCN^[7]、中心集群计数网络 CClusnet^[8]、用于猪只计数的 YOLO v5n^[9]及 YOLO v5 - DeepSORT^[13],进一步分析改进 YOLO v5 - StrongSORT 计数性能。由于上述算法单幅图猪只数量不同,故以每幅图 20 头猪只计算 MAE 和 RMSE,试验结果如表 12 所示。

表 12 不同猪只计数算法性能比较
Tab. 12 Performance comparison of different pig counting algorithms

网络	MAE/ 头	RMSE/ 头	计数速率/ (f·s ⁻¹)
Counting CNN ^[6]	1.670	2.13	23.8
YOLO v5 - DeepSORT ^[13]	1.030		
PCN ^[7]	0.870	1.61	9.3
CClusnet ^[8]	0.900		
YOLO v5n ^[9]	0.346	0.710	17.9
改进 YOLO v5 - StrongSORT	0.307	0.704	73.0

由表 12 可知,改进 YOLO v5 - StrongSORT 的 MAE 和 RMSE 低于主流猪只计数网络,具有较高的准确性和鲁棒性,且猪只计数速率较 Counting CNN、PCN 和 YOLO v5n 分别提高 207%、685%、308%。故改进的 YOLO v5 - StrongSORT 具有较高计数精度和速度,适用于大部分场景下的猪只计数。

4 结论

(1)提出基于改进 YOLO v5 - StrongSORT 的猪只精准计数方法,该方法基于 YOLO v5 网络结构采用 ECA 注意力机制优化 Neck 层,并用 EIOU 损失函数代替 CIOU 损失函数改进 YOLO v5 模型。改进模型识别猪只平均精度均值达到 96.29%,精确率达到 93.78%,召回率达到 91.98%,识别速度达到 500 f/s,可满足猪只实时识别要求。

(2)与原 YOLO v5 模型相比,改进 YOLO v5 模型平均精度均值和召回率分别提升 0.89、1.14 个百分点,同时参数量不变,识别速度提高 85.0%,模型

整体性能得到有效提高,具有优越性。

(3)在改进 YOLO v5 与 StrongSORT 算法基础上,提出了一种区域猪只计数方法,利用改进 YOLO v5 模型实现猪只定位,并以 StrongSORT 算法对目标进行 ID 分配与追踪,以上下区域中 ID 变化对猪只进行计数。在大部分环境下计数准确率为 98.46%,较人工计数准确率提升 1.54 个百分点,较原 YOLO v5 - StrongSORT 计数准确率提升 9.23 个百分点,计数速率提高 21.87%。

(4)经试验与现场应用测试,改进的 YOLO v5 - StrongSORT 在屠宰场通道中能够实现高精度的猪只计数,为屠宰场优化生产工艺提供了技术和理论支撑。

参 考 文 献

[1] REN C, KIM D K, JEONG D. A survey of deep learning in agriculture: techniques and their applications[J]. Journal of Information Processing Systems, 2020, 16(5): 1015 - 1033.

[2] 王静, 李蔚然, 刘业强, 等. 基于计算机视觉的养殖动物计数方法研究综述[J]. 农业机械学报, 2023, 54(增刊 1): 315 - 329.

WANG Jing, LI Weiran, LIU Yeqiang, et al. Review of vision counting methods and applications for farmed animals[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 1): 315 - 329. (in Chinese)

[3] DOKIC K, BLASKOVIC L, MANDUSIC D. From machine learning to deep learning in agriculture—the quantitative review of trends[J]. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science, 2020, 614(1): 012138.

[4] HE K, GKIOXARI G, DOLLÁR P, et al. Mask R - CNN[C]//Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision, 2017: 2961 - 2969.

[5] JIANG P, ERGU D, LIU F, et al. A review of YOLO algorithm developments[J]. Procedia Computer Science, 2022, 199: 1066 - 1073.

[6] TIAN M, GUO H, CHEN H, et al. Automated pig counting using deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2019, 163: 104840.

[7] 高云, 李静, 余梅, 等. 基于多尺度感知的高密度猪只计数网络研究[J]. 农业机械学报, 2021, 52(9): 172 - 178.

GAO Yun, LI Jing, YU Mei, et al. High-density pig counting net based on multi-scale aware[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(9): 172 - 178. (in Chinese)

[8] HUANG E, MAO A, GAN H, et al. Center clustering network improves piglet counting under occlusion[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2021, 189: 106417.

[9] 杨秋妹, 陈森彬, 黄一桂, 等. 基于改进 YOLO v5n 的猪只盘点算法[J]. 农业机械学报, 2023, 54(1): 251 - 262.

YANG Qiumei, CHEN Miaobin, HUANG Yigui, et al. Pig counting algorithm based on improved YOLO v5n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 251 - 262. (in Chinese)

[10] WANG Q, WU B, ZHU P, et al. ECA - Net: efficient channel attention for deep convolutional neural networks[C]//2020 IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11534 - 11542.

[11] ZHANG Y, WANG C, WANG X, et al. FairMOT: on the fairness of detection and re-identification in multiple object tracking[J]. International Journal of Computer Vision, 2021, 129(11): 3069 - 3087.

[12] VEERAMANI B, RAYMOND J W, CHANDA P. DeepSort: deep convolutional networks for sorting haploid maize seeds[J]. BMC Bioinformatics, 2018, 19(Supp. 9): 289.

[13] ZHANG L, GRAY H, YE X, et al. Automatic individual pig detection and tracking in pig farms[J]. Sensors, 2019, 19(5): 1188.

[14] HUANG Y, XIAO D, LIU J, et al. An improved pig counting algorithm based on YOLO v5 and DeepSORT model[J]. Sensors, 2023, 23(14): 6309.

[15] 林华浦, 张凯, 李浩, 等. 基于多尺度融合注意力机制的群猪检测方法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(21): 188 - 195.

LIN Huapu, ZHANG Kai, LI Hao, et al. Detecting herd pigs using multi-scale fusion attention mechanism[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(21): 188 - 195. (in Chinese)

[16] DU Y, ZHAO Z, SONG Y, et al. StrongSORT: make DeepSORT great again[J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2023, 25: 8725 - 8737.

[17] JEONG E J, KIM J, TAN S, et al. Deep learning inference parallelization on heterogeneous processors with tensorsrt[J]. IEEE Embedded Systems Letters, 2021, 14(1): 15 - 18.

[18] LU A, MA L, CUI H, et al. Instance segmentation of lotus pods and stalks in unstructured planting environment based on improved YOLO v5[J]. Agriculture, 2023, 13(8): 1568.

[19] 黄家才, 赵雪迪, 高芳征, 等. 基于改进 YOLO v5s 的草莓多阶段识别检测轻量化算法[J]. 农业工程学报, 2023, 39(21): 181–187.
HUANG Jiakai, ZHAO Xuedi, GAO Fangzheng, et al. Recognizing and detecting the strawberry at multi-stages using improved lightweight YOLO v5s[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(21): 181–187. (in Chinese)

[20] YAN B, FAN P, LEI X, et al. A real-time apple targets detection method for picking robot based on improved YOLO v5[J]. Remote Sensing, 2021, 13(9): 1619.

[21] ZHOU Z. Detection and counting method of pigs based on YOLO v5_Plus: a combination of YOLO v5 and attention mechanism [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022, 2022(1): 7078670.

[22] THUAN D. Evolution of YOLO algorithm and YOLO v5: the state-of-the-art object detection algorithm[D]. Oulu: Oulu University of Applied Sciences, 2021.

[23] LAI J, LIANG Y, KUANG Y, et al. IO-YOLO v5: improved pig detection under various illuminations and heavy occlusion [J]. Agriculture, 2023, 13(7): 1349.

[24] TAN S, LU G, JIANG Z, et al. Improved YOLO v5 network model and application in safety helmet detection[C]//2021 IEEE International Conference on Intelligence and Safety for Robotics (ISR). IEEE, 2021: 330–333.

[25] CHEN W, HUANG H, PENG S, et al. YOLO-face: a real-time face detector[J]. The Visual Computer, 2021, 37(4): 805–813.

[26] SUN Z, YANG H, ZHANG Z, et al. An improved YOLO v5-based tapping trajectory detection method for natural rubber trees [J]. Agriculture, 2022, 12(9): 1309.

[27] 张宸嘉, 朱磊, 俞璐. 卷积神经网络中的注意力机制综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(20): 64–72.
ZHANG Chenjia, ZHU Lei, YU Lu. Review of attention mechanism in convolutional neural networks [J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(20): 64–72. (in Chinese)

[28] ZHANG M, YIN L. Solar cell surface defect detection based on improved YOLO v5[J]. IEEE Access, 2022, 10: 80804–80815.

[29] GUO M H, XU T X, LIU J J, et al. Attention mechanisms in computer vision: a survey[J]. Computational Visual Media, 2022, 8(3): 331–368.

[30] NIU Z, ZHONG G, YU H. A review on the attention mechanism of deep learning[J]. Neurocomputing, 2021, 452: 48–62.

[31] LI F, CHEN Y, HU M, et al. Helmet-wearing tracking detection based on StrongSORT[J]. Sensors, 2023, 23(3): 1682.

[32] YANG H, CHANG F, HUANG Y, et al. Multi-object tracking using DeepSORT and modified CenterNet in cotton seedling counting[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107339.

[33] LEE S, LEE W, PARK J. A study on tracking moving objects: pig counting with YOLO v5 and StrongSORT[C]//Proceedings of the 29th International Workshop on Frontiers of Computer Vision (IW-FCV 2023), 2023: 20–22.

[34] CHEN G, SHEN S, WEN L, et al. Efficient pig counting in crowds with keypoints tracking and spatial-aware temporal response filtering[C]//2020 IEEE International Conference on Robotics and Automation (ICRA). IEEE, 2020: 10052–10058.

[35] CAO X, WANG Z, ZHENG B, et al. Improved UAV-to-ground multi-target tracking algorithm based on StrongSORT[J]. Sensors, 2023, 23(22): 9239.

[36] FENG W, WANG K, ZHOU S. An efficient neural network for pig counting and localization by density map estimation[J]. IEEE Access, 2023, 11: 81079–81091.

[37] 许德刚, 王露, 李凡. 深度学习的典型目标检测算法研究综述[J]. 计算机工程与应用, 2021, 57(8): 10–25.
XU Degang, WANG Lu, LI Fan. Review of typical object detection algorithms for deep learning[J]. Computer Engineering and Applications, 2021, 57(8): 10–25. (in Chinese)

[38] ZHUANG F, QI Z, DUAN K, et al. A comprehensive survey on transfer learning[J]. Proceedings of the IEEE, 2021, 109(1): 43–76.

[39] WANG Q, MA Y, ZHAO K, et al. A comprehensive survey of loss functions in machine learning[J]. Annals of Data Science, 2022, 9(2): 187–212.

[40] ZHAO Z Q, ZHENG P, XU S, et al. Object detection with deep learning: a review[J]. IEEE Transactions on Neural Networks and Learning Systems, 2019, 30(11): 3212–3232.