

DOI: 10.13733/j.jcam.issn.2095-5553.2024.05.030

漆海霞, 李承杰, 黄桂珍. 基于轻量化 YOLOv4 的死淘鸡目标检测算法[J]. 中国农机化学报, 2024, 45(5): 195-201

Qi Haixia, Li Chengjie, Huang Guizhen. Dead chicken target detection algorithm based on lightweight YOLOv4 [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2024, 45(5): 195-201

基于轻量化 YOLOv4 的死淘鸡目标检测算法*

漆海霞^{1, 2, 3}, 李承杰¹, 黄桂珍¹

(1. 华南农业大学工程学院, 广州市, 510642; 2. 国家精准农业航空施药技术国际联合研究中心, 广州市, 510642; 3. 岭南现代农业科学与技术广东省实验室, 广州市, 510642)

摘要:针对目前死淘鸡目标检测研究较少, 高精度检测算法体积大难以部署至移动式设备等问题, 提出一种基于 YOLOv4 的轻量化死淘鸡目标检测算法。采集大规模蛋鸡养殖工厂笼中死淘鸡图片, 建立目标检测数据集; 在算法中引入 MobileNetv3 主干提取网络与深度可分离卷积来降低模型体积; 并在最大池化层前添加自注意力机制模块, 增强算法对全局语义信息的捕获。在自建数据集中的试验结果表明, 改进算法在死淘鸡目标检测任务中有更高的准确度, 其 *mAP* 值与召回率分别达到 97.74% 和 98.15%, 模型大小缩小至原算法的 1/5, 在 GPU 加速下帧数达到 77 帧/s, 检测速度提高 1 倍, 能够满足嵌入式部署需求。

关键词:死淘鸡识别; 深度学习; 轻量化网络; MobileNet; 深度可分离卷积

中图分类号:S831.4+9 **文献标识码:**A **文章编号:**2095-5553 (2024) 05-0195-07

Dead chicken target detection algorithm based on lightweight YOLOv4

Qi Haixia^{1, 2, 3}, Li Chengjie¹, Huang Guizhen¹

(1. School of Engineering, South China Agricultural University, Guangzhou, 510642, China; 2. National Precision Agriculture International Joint Research Center for Aerial Pesticide Application Technology, Guangzhou, 510642, China; 3. Guangdong Provincial Laboratory of Lingnan Modern Agricultural Science and Technology, Guangzhou, 510642, China)

Abstract: Aiming at the problems that there are few studies on dead chicken target detection and the large size of the high-precision detection algorithm makes it difficult to deploy to mobile devices, a lightweight dead chicken target detection algorithm based on YOLOv4 is proposed. Firstly, the team collects images of dead chickens in cages from large-scale egg production plants to build a target detection dataset. Then, MobileNetv3 backbone extraction network with depth-separable convolution is introduced in the algorithm to reduce the model size. Finally, a self-attentive mechanism module is added before the maximum pooling layer to enhance the algorithm's capture of global semantic information. Experimental results in a self-built dataset show that the improved algorithm has higher accuracy in the dead pheasant target detection task, with *mAP* values and recall rates of 97.74% and 98.15% respectively. The model size is reduced to 1/5 of the original algorithm, and the frame rate reaches 77 frames/s under GPU acceleration, doubling the detection speed and meeting the requirements of embedded deployments.

Keywords: identification of dead chicken; deep learning; lightweight network; MobileNet; deep separable convolution

0 引言

随着工业化智能化设备在养殖业上的应用, 我国的畜禽养殖企业正在向智能化、无人化方向高速发展,

其中养鸡业的规模化、产业化程度正在与日俱增^[1]。在大型鸡舍的规模化养殖中氨气、温度、湿度、光照强度等外在因素对鸡的生长健康与免疫功能等产生重大影响, 同时可能造成鸡群的行为变化和发育异常, 甚至

收稿日期: 2022 年 9 月 19 日 修回日期: 2023 年 2 月 27 日

* 基金项目: 广州市科技项目 (20212100026)

第一作者: 漆海霞, 女, 1969 年生, 湖南株洲人, 博士, 副教授; 研究方向为智慧农业、农业机器人、农业无人系统等。E-mail: qihaixia_scau@126.com

产生传染性疾病^[2]。鸡是恒温动物,对生活环境稳定性要求高,现代化农业使得高产指标成为鸡遗传因素的关键,这使得鸡群对环境要求变得更加苛刻,因此鸡舍中每日都会大量死淘鸡出现^[3,4]。为降低鸡群的死亡率,对鸡舍的环境控制与鸡群的福利化养殖成为研究重点,多种防控技术整合、多功能便携式监测设施的研发,有利于促进智能化鸡舍的发展^[5]。

随着深度学习技术在近几年的快速发展,基于深度学习的图像识别技术在蔬果农业、畜禽养殖领域取得了较大的突破^[6-9]。目前对猪、牛等大型畜禽动物的研究较多,通常是通过图像识别技术对猪、牛等的健康状态与生活行为进行研究^[10-13]。任晓惠等^[10]通过支持向量机对奶牛的行为方式进行分类,杨秋妹等^[12]使用机器学习算法对猪只的饮水行为进行识别,余秋冬等^[14]采用轻量化的 YOLOv4 算法对高遮挡、高密度猪群进行识别,识别率与召回率高达 96.85% 和 91.75%。目前对于蛋鸡的研究较少,已有的研究主要集中在对蛋鸡生活行为的识别,劳凤丹等^[15,16]应用机器视觉对蛋鸡的采食、躺、站、坐等行为进行识别,为了进一步研究多蛋鸡的群体行为(分布指数、水平活跃等),该团队继续基于深度图像对鸡的运动、饮水等动作进行研究,识别率能达到 90% 左右。赵守耀等^[17]基于轮廓特征对单只蛋鸡行为进行研究,首先获取蛋鸡俯视图获得轮廓的几何特征,然后用极限学习机(ELM)对四种特征进行训练,最后结合最佳的特征组合对蛋鸡进行识别,对采食、躺卧等特征识别率达到 91.5%。李娜等^[18]基于深度学习对鸡的采食、站立、啄羽等行为做进一步研究。

蛋鸡养殖密度高、数量大,一个规模在五万只鸡左右的鸡舍每天能够产生 10~20 只死淘鸡,由于鸡舍的恒温温度较高,蛋鸡死亡将产生大量的细菌、病毒和有害气体,若蛋鸡因为禽流感等疾病死亡而没得到及时处理,更可能导致大规模的感染和严重的经济损失^[19]。大部分规模化蛋鸡工厂采用饲养员巡检的方式清理死淘鸡,大型鸡舍通常有四层鸡笼,饲养员巡检时需要借助推车,这种工作方式效率低下,不但给饲养员增加了繁重的工作量与安全风险,而且人为巡检方式漏检率也较高,因此在鸡舍中进行智能巡检、实时检测变得十分重要^[20]。

为解决规模鸡养殖中的笼中死淘鸡识别问题,本文基于轻量化算法应用,以 YOLOv4 算法为主要算法,采用 MobileNetv3 轻量化网络^[21]替代其主干网络,同时加入自注意力机制^[22]来提升对全局语义信息的识别,将算法颈部标准卷积替换成深度可分离卷积,在保证识别精度的同时,提升检测速度、降低模型大小,为在嵌入式的

移动设备上应用部署提供有利的条件。

1 材料与方法

1.1 数据集采集

本试验从模型的生产应用角度展开研究,算法所训练的数据集均为实际生产环境下采集。数据集来自广东广生元公司的蛋鸡养殖场,该养殖场现有投入生产的鸡舍 26 个,其中包含直立型 4 层、直立型 8 层与 A 字型 3 层三种鸡舍,数据集选取 23、25、26 三个直立型 4 层鸡舍,于 2022 年 5 月 6—9 日进行活鸡与死淘鸡的数据集拍摄。在 23 号鸡舍拍摄 974 张鸡龄 500 天左右的大午金凤品种蛋鸡活鸡图;在 25 号鸡舍拍摄 1 105 张鸡龄 800 天左右换羽期的京粉 1 号品种蛋鸡活鸡图;在 26 号鸡舍拍摄 703 张鸡龄 500 天左右的罗曼粉品种蛋鸡活鸡图。为收集死淘鸡图,本团队于每日早上 7:00 与下午 14:00 对三个鸡舍进行巡检筛查,在巡检过程中共拍摄笼中死鸡 519 张。根据光线条件与训练需求后筛选出 400 张清晰可用的死淘鸡图片与 2 750 张活鸡图片。

1.2 数据集制作

为保证训练所需数据集更为完整,首先对采集的数据图片进行水平翻转、旋转、添加噪声、图像直方均衡等方式进行数据扩充,具体标注比例如表 1 所示,共扩充为活鸡图 5 500 张,死鸡图 2 000 张,对数据集按 8:1:1 的比例分为训练集、验证集与测试集。本试验训练的数据集选用 Pascal VOC 格式,使用 LabelImg 图片标注工具对数据集图片中的活鸡与死淘鸡进行手动标注,标注的区域为单只鸡的最小外接矩形,标签名分别为 chickens 与 dead chickens,标注后得到.xml 格式文件用于后续模型训练。

表 1 数据增强方式
Tab. 1 Data augmentation methods

方法	选取图片数量与操作
水平翻转	选取所有图片
顺时针旋转	选取所有死淘鸡图片,顺时针旋转 30°
添加噪声	随机选取 50% 的死淘鸡图片
直方均衡	随机选取 50% 的死淘鸡图片
平移	选取所有死淘鸡图片,向左平移 100 单位

2 轻量化死淘鸡目标检测算法

2.1 YOLOv4 目标检测算法

YOLOv4 算法是 2020 年 Alexey Bochkovskiy 团队发表在 CVPR 会议上的一种目标检测算法,该算法在检测精度与检测速度上都比前代算法有一定提升,其网络结构如图 1 所示。

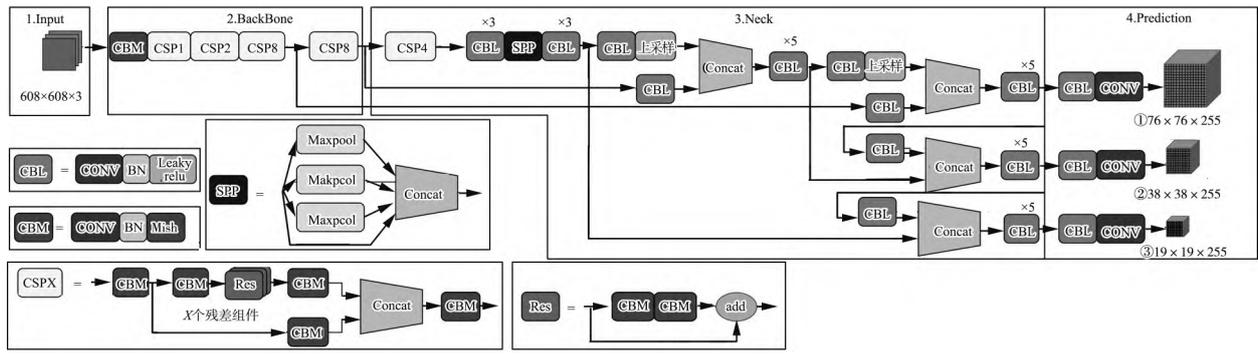


图 1 YOLOv4 网络结构

Fig. 1 YOLOv4 network structure

该算法为 one-stage 单阶段算法,共包含主干网络、颈部网络、检测头三个部分。YOLOv4 算法是在 YOLOv3 算法的基础上升级而来的,主要的修改部分有将主干特征提取网络由 DarkNet53 改为 CSPDarkNet53,主干中的激活函数由 Leaky relu 替换为 Mish 激活函数,同时将 YOLOv3 中的 FPN 特征金

字塔改为了 PANet 网络,最后在训练方式上引入 Mosaic 数据增强方式、Label smoothing 平滑操作与 CIOU 损失函数等技巧来提高模型的整体识别率。

2.2 轻量化 YOLOv4 死淘鸡检测算法

改进后的算法结构如图 2 所示。主干网络的具体参数如表 2 所示。

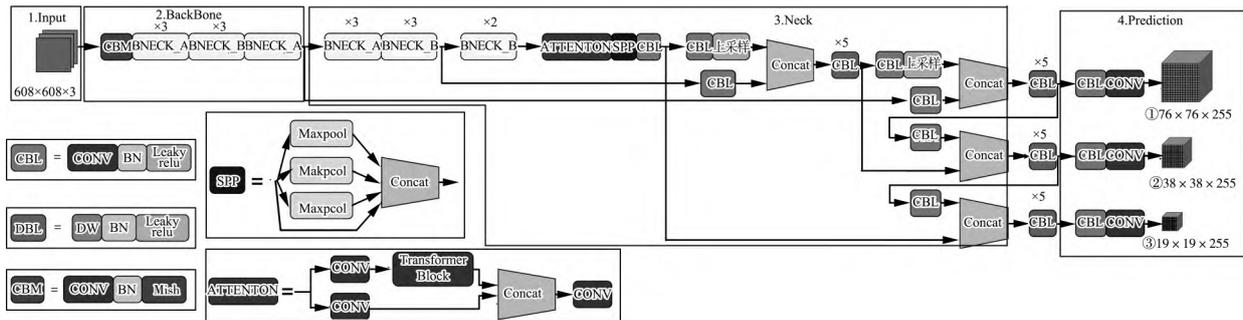


图 2 轻量化 YOLOv4 死淘鸡检测算法结构

Fig. 2 Lightweight YOLOv4 dead amateur chickens detection algorithm structure

表 2 主干网络结构

Tab. 2 Backbone network structure

输入	具体操作	通道数	步长	激活函数	输出
608×608×3	Conv2d	3	2	H-Swish	304×304×16
304×304×16	Bneck_A, 3×3	16	1	ReLU	304×304×16
304×304×16	Bneck_A, 3×3	16	2	ReLU	152×152×24
152×152×24	Bneck_A, 3×3	24	1	ReLU	152×152×24
152×152×24	Bneck_B, 5×5	24	2	ReLU	76×76×40
76×76×40	Bneck_B, 5×5	40	1	ReLU	76×76×40
76×76×40	Bneck_B, 5×5	40	1	ReLU	76×76×40
76×76×40	Bneck_A, 3×3	40	2	H-Swish	38×38×80
38×38×80	Bneck_A, 3×3	80	1	H-Swish	38×38×80
38×38×80	Bneck_A, 3×3	80	1	H-Swish	38×38×80
38×38×80	Bneck_A, 3×3	80	1	H-Swish	38×38×80
38×38×80	Bneck_B, 3×3	80	1	H-Swish	38×38×112
38×38×112	Bneck_B, 3×3	112	1	H-Swish	38×38×112
38×38×112	Bneck_B, 5×5	112	2	H-Swish	19×19×160
19×19×160	Bneck_B, 5×5	160	1	H-Swish	19×19×160
19×19×160	Bneck_B, 5×5	160	1	H-Swish	19×19×160
19×19×160	Conv2d	160	1	H-Swish	19×19×960

YOLOv4 算法有较好的识别精度与识别速度,但是仍有缺陷,特别是主干中的 CSPDarkNet53 模块将大量的残差结构进行堆叠,这种结构导致模型训练速度慢、模型体积大和难以部署到移动设备中等问题,这限制了高精度算法在畜禽养殖业的应用。为解决移动设备的部署问题,拓展深度学习算法在畜禽养殖业的使用,本文基于 YOLOv4 算法设计了轻量化的死淘鸡检测算法。改进算法使用 MobileNetV3 的主干特征提取网络替代原有的 CSPDarkNet53 模块,然后在池化层之前加入自注意力机制模块以增加算法对全局信息的提取能力,最后将算法颈部的大部分普通卷积替换成深度可分离卷积,以降低算法体积、减少参数量。

MobileNetV3 特征提取网络是 Google 团队基于前两代版本于 2019 年提出的新一代特征提取网络,它很好地继承了 V1、V2 版本的优点,保留了深度可分离卷积结构与逆残差结构,整体速度相比 V2 版本提高了 25%。本文选取精度更高的 MobileNetV3-large 主干特征提取网络替代 CSPDarkNet53 主干网络(表 2),其中主要包含 7 个 Bneck_A 模块与 8 个 Bneck_B 模块。

2.2.1 Bneck 模块

本文选取的 MobileNetV3 特征提取网络的主要组成部分是 Bneck 结构, Bneck 分为无轻量注意力结构的 Bneck_A 和加入轻量注意力模块的 Bneck_B 两种结构, 该模块首先通过一个 1×1 卷积与一个非线性激活函数进行升维, 然后通过一个 3×3 的深度可分离卷积与一个非线性激活函数, 在 Bneck_B 结构中加入了轻量级注意力模型 SE 模块, SE 模块的作用主要是对之前特征矩阵的每个通道进行权重分析, 然后给更重要的通道赋予高权重以增加算法精准度, 最后再通过一个 1×1 卷积降维, 模块结构如图 3 所示。

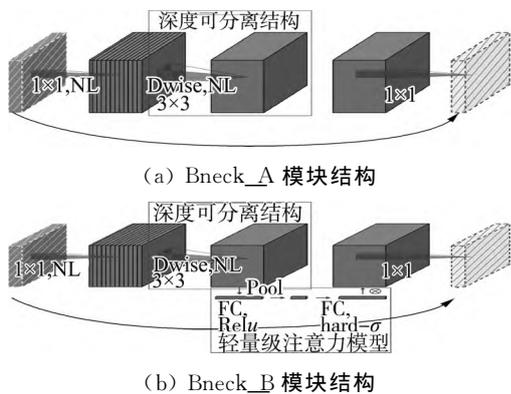


图 3 Bneck 模块结构
Fig. 3 Bneck module structure

2.2.2 自注意力机制模块

在鸡笼死淘鸡目标检测任务中, 环境的全局语义信息非常重要, 不仅要判断死淘鸡的所在区域, 同时死淘鸡附近的信息也很关键, 只有掌握好图片的全局信息才能更准确的定位死淘鸡所在区域。将自注意力机制加入神经网络中可以根据图片区域重要性对其分配相应权重, 自注意力机制拥有良好的全局感受野, 可以根据上下文信息捕获更多的全局语义信息, 给信息给予不同的权重值能够使特征信息与目标有更强的关联性, 这可以让整体网络训练时更加聚焦在关键信息上。

自注意力机制由问题(Q)、键(K)、值(V)三个基本元素组成, 通过计算 Q、K 之间的相似度可以得到语义信息权重值。通常采用缩放点积函数计算 Q、K 的相似度, 紧接着将缩放后的相似度与 Softmax 归一化后可以得到语义权重值, 最后将每个语义权重值加权求和即可得到自注意力特征, 具体如式(1)所示。

$$A = \text{Attention}(Q, K, V) = \text{softmax}\left(\frac{QK^T}{\sqrt{d_k}}\right)V \quad (1)$$

式中: A——自注意力特征;

K^T ——键值的转置;

d_k ——缩放因子。

将得到的自注意力特征使用向量拼接的方式进行线性变换, 然后输出多头注意力特征, 形成多头注意力

网络结构, 这种方式的好处是可以使用等量计算度提高算法的特征提取能力, 能够进一步的提升算法精度与算法性能, 网络结构如图 4 所示。

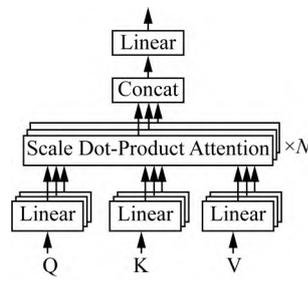
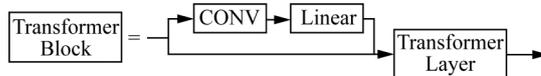


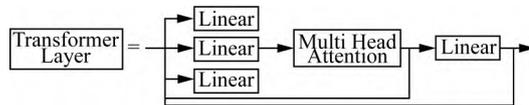
图 4 多头注意力机制结构

Fig. 4 Multi-head attention mechanism structure

为提高本研究算法对全局语义信息的捕捉, 在最大池化层 SPP 前加入自注意力模块 Attention, Attention 模块将输入特征分为两支, 一支采用 1×1 卷积降低其通道数量, 另一支传入带有 Transformer Block 模块的通道, 在这个路径上通过 Transformer Layer 模块中的多头注意力机制模块进一步提取全局语义信息。最后将两支路信息接合, 并再次使用 1×1 卷积提升通道数至降低前的数量, Transformer 模块如图 5 所示。



(a) Transformer Block 模块



(b) Transformer Layer 模块

图 5 Transformer 模块

Fig. 5 Transformer module

2.2.3 深度可分离卷积

通常算法中使用的是标准卷积, 标准卷积的过程是将每个通道的输入特征与对应的卷积核进行卷积操作后相加输出, 具体计算如式(2)所示。

$$n_1 = D_k \cdot D_k \cdot M \cdot N \cdot D_w \cdot D_h \quad (2)$$

式中: M——输入通道数;

N——输出通道数;

D_w ——输入宽度;

D_h ——输入长度;

D_k ——卷积核大小。

深度可分离卷积将标准卷积的一步卷积过程分为了 3×3 深度卷积 (Depthwise convolution) 和 1×1 逐点卷积 (Pointwise convolution) 两个步骤, 具体计算如式(3)所示。

$$n_2 = D_k \cdot D_k \cdot M \cdot D_w \cdot D_h + M \cdot N \cdot D_w \cdot D_h \quad (3)$$

深度可分离卷积比标准卷积计算量更小, 两者的计算量比值如式(4)所示。

$$\frac{n_2}{n_1} = \frac{1}{N} + \frac{1}{D_k \cdot D_k} \quad (4)$$

替换为深度可分离卷积后计算量与参数量降低至使用标准卷积的 1/4, 采用深度可分离卷积可以明显减少模型体积, 提升目标检测速度。

3 模型训练与结果分析

3.1 试验环境及配置

本文死淘鸡目标检测模型基于 Pytorch 框架搭建网络, 并于本团队实验室的服务器上进行模型训练。本服务器的配置为 Intel i9-10900 32 G 内存处理器, GeForce RTX 2080 S 8 G 显存显卡, 搭载 Ubuntu18.04 系统, Python 版本为 3.6, 深度学习平台 PyTorch 版本为 1.2, 使用 CUDA10.2 深度学习加速库。

3.2 模型训练

本试验模型训练时的图像输入尺寸为 608 像素 × 608 像素, 批处理大小设置为 16, 训练 70 个 epoch, 初始学习率为 0.003 61。

3.3 结果分析

3.3.1 评价指标

本文采用多种评价指标来判断检测算法的精度, 具体包括模型大小(weights size)、检测时间(detection time)、每秒传输帧数(FPS)、各类平均精度(mean Average Precision, mAP)、查准率(Precision, P)、召回率(Recall, R)、调和均值(F₁)。其中 P、R、F₁ 的计算如式(5)~式(7)所示。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (6)$$

$$F_1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (7)$$

式中: TP——正确划分为正例的个数;

FP——错误划分为正例的个数;

FN——错误划分为负例的个数。

F₁ 为查准率 P 与召回率 R 之间的调和平均值, 一般情况下认为 F₁ 值越接近于 1 算法的综合效果更好。最后根据 P 与 R 可以绘制出 P-R 曲线, 该曲线与坐标轴形成的面积即为平均精度 AP。

3.3.2 测试结果与分析

训练结果的 Loss-mAP 曲线如图 6 所示, 训练时每个 epoch 保存一次 Loss 值, 在 10 个 epoch 时, Loss 值收敛到 3 左右, 随后开始缓慢收敛, 在迭代到 50 个 epoch 时, Loss 收敛至 0.8 左右趋于稳定, 每 5 个 epoch 保存一次模型, 在第 65 个 epoch 保存时, mAP 达到峰值 97.74%。

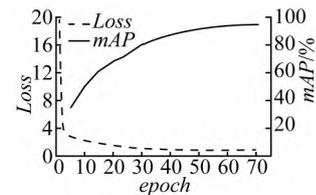


图 6 Loss-mAP 曲线图

Fig. 6 Loss-mAP graphs

将本文算法与近年来广泛应用的优秀目标检测算法进行对比, 包括 Faster R-CNN 算法、EfficientDet-D3 算法、YOLOv3 算法、YOLOv4 算法、YOLOv4-tiny 算法。对上述 6 种算法使用相同服务器、相同配置环境、相同目标数据集进行训练, 在测试集上的检测结果如表 3 所示。

表 3 6 种模型基于死淘鸡数据集的检测结果对比

Tab. 3 Comparison of detection results of 6 models based on dead chickens dataset

模型	模型大小/M	检测时间/ms	FPS/(帧 · s ⁻¹)	mAP/%	P1/%	P2/%	R1/%	R2/%	F ₁ 1	F ₁ 2
Faster R-CNN	113.4	65.9	15.17	90.79	71.22	87.35	90.60	92.65	0.80	0.90
EfficientDet-D3	48.4	50.01	19.99	93.67	93.31	98.72	82.19	88.51	0.87	0.93
YOLOv3	235.05	14.97	66.8	96.23	91.41	96.51	87.34	95.4	0.89	0.96
YOLOv4	256.2	25.67	38.95	96.76	93.75	95.35	91.55	94.25	0.93	0.95
YOLOv4-tiny	23.6	4.03	247.86	95.90	90.58	98.36	86.06	68.97	0.88	0.81
Improved YOLOv4	54.1	12.96	77.17	97.74	94.99	95.57	92.35	98.15	0.94	0.97

P1、P2 分别代表活鸡与死淘鸡的识别率, R1、R2 分别代表活鸡与死淘鸡的召回率, F₁1、F₁2 分别代表活鸡与死鸡的 F₁ 得分, mAP 为活鸡与死淘鸡的平均识别率。由表 3 可知, 本文算法对比 YOLOv4 算法死淘鸡准确率提高 0.22%, 召回率提高 3.90%, F₁ 值提高 0.02, mAP 值提高 0.98%; 同时改进后的算法将主干识别网络替换成 MobileNetv3 网络, 模型

大小为 54.1 M 减少为 YOLOv4 模型大小的 1/5, 并且 FPS 提升到 77.17 帧/s; 与 YOLOv4-tiny 相比, 本文算法的检测速度不如 YOLOv4-tiny 快, 但是在 mAP、召回率、F₁ 值上有明显优势, 分别提升 1.84%、39.82%、0.16。在电脑端 GPU 加速下, 改进算法识别一张图片的速度为 0.013 s, 在仅有 CPU 加速时识别速度为 0.08 s/张, 均可满足实时识别需求。

为证明本文对 YOLOv4 算法改进是有效的,本文进行消融试验来与原算法进行比较,对比结果如表 4 所示。

表 4 消融试验检测结果对比
Tab. 4 Comparison of ablation test results

模型	模型大小 /M	检测时间 /ms	FPS / $(\text{帧} \cdot \text{s}^{-1})$	mAP /%
YOLOv4	256.2	25.67	38.95	96.76
YOLOv4-MobileNetv3	153.6	13.36	74.87	92.88
YOLOv4-MobileNetv3-DW	49.2	12.71	78.69	92.36
Improved YOLOv4	54.1	12.96	77.17	97.74

当仅将主干特征提取网络替换成 MobileNetv3 时,

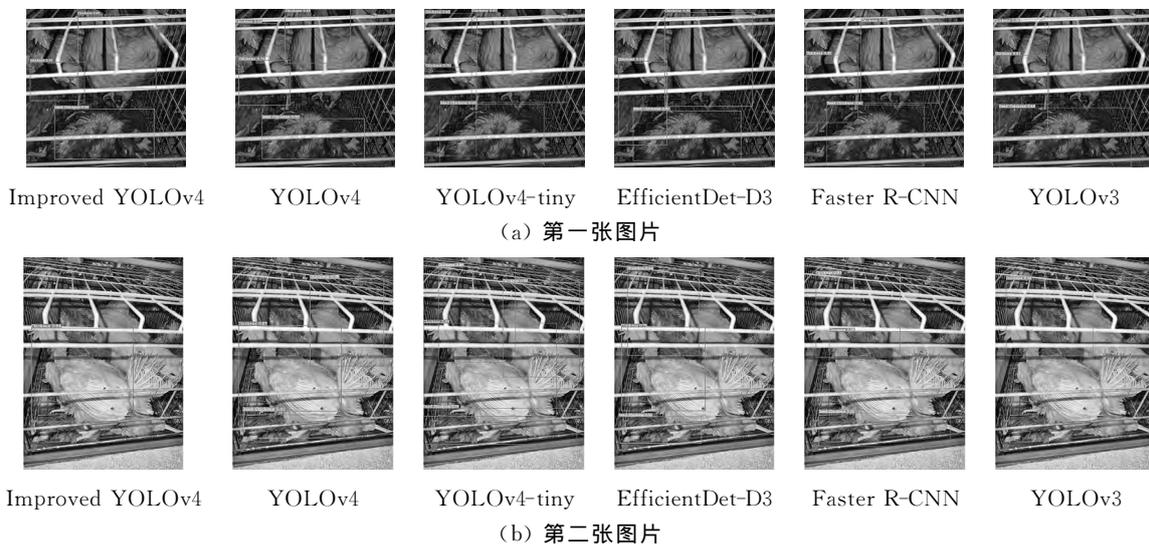


图 7 6 种模型对死淘鸡目标检测数据集的检测结果

Fig. 7 Results of 6 models on a target detection dataset of dead chickens

从图 7 可以看出, YOLOv4-tiny 和 EfficientDet-D3 算法在多遮挡情况下的死淘鸡识别存在明显不足。Faster R-CNN 检测的整体表现不错,但是双阶段检测算法识别时间长、模型大,无法应用于嵌入式设备。改进算法与 YOLOv3、YOLOv4 算法相比在遮挡情况下有着更优秀的检测结果,同时在死淘鸡识别上本文算法有更高地准确度。

4 结论

1) 本文将轻量化 MobileNetv3 网络替代 YOLOv4 算法的主干特征提取网络,同时在最大池化层之前引入自注意力机制模块增加对图片全局信息的把握,最后将算法颈部的大部分标准卷积替换成深度可分离卷积,进一步减少参数量降低模型大小,最后将改进的轻量化 YOLOv4 目标检测算法应用于笼中死淘鸡目标检测。

2) 改进后算法的模型大小约为 YOLOv4 算法的 1/5 左右,在保证高识别准确率与召回率的同时将目

模型大小减少 103 M, mAP 减少 3.88%, 检测速度提升 1 倍, 证明 MobileNetv3 网络对体积缩小的有效性, 同时说明 MobileNetv3 对算法准确率有比较大的影响。在此基础上将算法中的普通卷积替换成深度可分离卷积后, 模型体积再次减少 104 M, mAP 降低 0.52%, FPS 增大 3.82 帧/s, 说明深度可分离卷积不仅能进一步减小模型体积, 同时对检测速度与准确率影响不大。最后在此基础上加入自注意力机制模块, 模型稍微增大 5 M, 检测速度保持稳定, mAP 提高 5.38%, 证明了自注意力机制模块能够增强特征的提取能力。

为更加直观地体现算法的改进效果, 本文对比分析了 6 种算法在死淘鸡目标检测测试集上的测试结果, 随机抽取了两张结果图片如图 7 所示。

标检测时间降低到 13 ms 左右, 检测速度提升到 YOLOv4 算法的一倍。算法的轻量化使其可以更好地部署到移动设备上。

3) 根据实际生产环境与条件, 本文通过现场采集的方式制作死淘鸡目标检测数据集, 并基于该数据集对轻量化死淘鸡检测算法在内的 6 种算法进行对比试验。对比结果表明: 本文的轻量化死淘鸡检测算法在检测速度、检测精度上有较高地综合性能, 准确率达到 95.57%、召回率达到 98.15%、调和平均值达到 0.97、平均精度达到 97.74%, 同时模型大小仅为 54.1 M, GPU 加速下图片检测速度能达到 77 帧/s。

4) 本文算法拥有高精度与高检测速度, 模型参数量小, 算法的精度与速度满足实际生产需要, 能够更好地应用于移动式检测场景。

参 考 文 献

[1] 李保明, 王阳, 郑炜超, 等. 畜禽养殖智能装备与信息化技术

- 研究进展[J]. 华南农业大学学报, 2021, 42(6): 18-26.
- Li Baoming, Wang Yang, Zheng Weichao, et al. Research progress on intelligent equipment and information technology for livestock and poultry breeding [J]. Journal of South China Agricultural University, 2021, 42(6): 18-26.
- [2] 龙长江, 谭鹤群, 朱明, 等. 畜禽舍移动式智能监测平台研制[J]. 农业工程学报, 2021, 37(7): 68-75.
- Long Changjiang, Tan Hequn, Zhu Ming, et al. Development of mobile intelligent monitoring platform for livestock and poultry house [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(7): 68-75.
- [3] Kristensen H H, Cornou C. Automatic detection of deviations in activity levels in groups of broiler chickens: A pilot study [J]. Biosystems Engineering, 2011, 109(4): 369-376.
- [4] 李保明, 王阳, 郑炜超, 等. 中国规模化养鸡环境控制关键技术研究与设施设备研究进展[J]. 农业工程学报, 2020, 36(16): 212-221.
- Li Baoming, Wang Yang, Zheng Weichao, et al. Research progress in environmental control key technologies, facilities and equipment for laying hen production in China [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(16): 212-221.
- [5] 李保明, 王阳, 郑炜超. 我国规模化养鸡环境控制技术的最新进展[J]. 中国家禽, 2019, 41(9): 1-7.
- Li Baoming, Wang Yang, Zheng Weichao. Advances in environment control technology of poultry in China [J]. China Poultry, 2019, 41(9): 1-7.
- [6] Hla B, Cla B, Gla B, et al. A real-time table grape detection method based on improved YOLOv4-tiny network in complex background [J]. Biosystems Engineering, 2021, 212(6): 347-359.
- [7] Ahamed T. Real time pear fruit detection and counting using YOLOv4 models and deep sort [J]. Sensors, 2021, 21(14): 4803.
- [8] 东辉, 陈鑫凯, 孙浩, 等. 基于改进YOLOv4和图像处理的蔬菜田杂草检测[J]. 图学学报, 2022, 43(4): 559-569.
- Dong Hui, Chen Xinkai, Sun Hao, et al. Weed detection in vegetable field based on improved YOLOv4 and image processing [J]. Journal of Graphology, 2022, 43(4): 559-569.
- [9] Li D, Zhang K F, Li Z B, et al. A spatiotemporal convolutional network for multi-behavior recognition of pigs [J]. Sensors, 2020, 20(8): 2381.
- [10] 任晓惠, 刘刚, 张淼, 等. 基于支持向量机分类模型的奶牛行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2019, 50(S1): 290-296.
- Ren Xiaohui, Liu Gang, Zhang Miao, et al. Dairy cattle's behavior recognition method based on support vector machine classification model [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(S1): 290-296.
- [11] Lao F, Brown-Brandl T, Stinn J P, et al. Automatic recognition of lactating sow behaviors through depth image processing [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2016, 125: 56-62.
- [12] 杨秋妹, 肖德琴, 张根兴. 猪只饮水行为机器视觉自动识别[J]. 农业机械学报, 2018, 49(6): 232-238.
- Yang Qiumei, Xiao Deqin, Zhang Genxing. Automatic pig drinking behavior recognition with machine vision [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2018, 49(6): 232-238.
- [13] Sa J, Choi Y, Lee H, et al. Fast pig detection with a top-view camera under various illumination conditions [J]. Symmetry, 2019, 11(2): 266.
- [14] 余秋冬, 杨明, 袁红, 等. 基于轻量化YOLOv4的生猪目标检测算法[J]. 中国农业大学学报, 2022, 27(1): 183-192.
- Yu Qiudong, Yang Ming, Yuan Hong, et al. Pig object detection algorithm based on lightweight YOLOv4 [J]. Journal of China Agricultural University, 2022, 27(1): 183-192.
- [15] 劳凤丹, 杜晓冬, 滕光辉. 基于深度图像的蛋鸡行为识别方法[J]. 农业机械学报, 2017, 48(1): 155-162.
- Lao Fengdan, Du Xiaodong, Teng Guanghui. Automatic recognition method of laying hen behaviors based on depth image processing [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2017, 48(1): 155-162.
- [16] 劳凤丹, 滕光辉, 李军, 等. 机器视觉识别单只蛋鸡行为的方法[J]. 农业工程学报, 2012, 28(24): 157-163.
- Lao Fengdan, Teng Guanghui, Li Jun, et al. Behavior recognition method for individual laying hen based on computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2012, 28(24): 157-163.
- [17] 赵守耀, 陆辉山, 王福杰, 等. 基于轮廓特征的单只蛋鸡行为识别方法[J]. 中国农机化学报, 2022, 43(2): 143-147, 181.
- Zhao Shouyao, Lu Huishan, Wang Fujie, et al. Recognition method of single layer behavior based on contour feature [J]. Journal of Chinese Agricultural Mechanization, 2022, 43(2): 143-147, 181.
- [18] 李娜, 任昊宇, 任振辉. 基于深度学习的群养鸡只行为监测方法研究[J]. 河北农业大学学报, 2021, 44(2): 117-121.
- [19] 瞿子淇. 无人养鸡场死鸡检测方法研究[D]. 长春: 吉林大学, 2019.
- [20] 胡子康. 死鸡捡拾机器人欠驱动末端执行器的研究[D]. 保定: 河北农业大学, 2021.
- [21] Howard A, Sandler M, Chu G, et al. Searching for MobileNetV3 [C]. 2019 IEEE/CVF International Conference on Computer Vision (ICCV). IEEE, 2020.
- [22] Vaswani A, Shazeer N, Parmar N, et al. Attention is all you need [C]. 2017 Advances in Neural Information Processing Systems. NIPS, 2017.