doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2023.06.031

复杂环境下蛋鸡个体识别与自动计数系统研究

杨断利[1,2]　王永胜[1,2]　陈　辉[3,4]　孙二东[5]　王连增[6]

(1.河北农业大学信息科学与技术学院,保定 071001;2.河北省农业大数据重点实验室,保定 071001;
3.河北农业大学动物科技学院,保定 071001;4.农业农村部肉蛋鸡养殖设施工程重点实验室,保定 071001;
5.河北桃木疙瘩农业科技股份有限公司,保定 074300;6.河北省蛋鸡产业技术研究院,邯郸 056007)

摘要:鸡群计数是鸡场资产评估中一项非常重要的工作。目前鸡场采用的人工计数方法,存在效率低下且计数准确度不稳定的问题。针对此问题,本文提出了一种基于改进 YOLO v5s 的蛋鸡个体识别与计数的方法。该方法为了消除真实复杂环境下产蛋箱、食槽等设施对蛋鸡个体识别带来的干扰,在 YOLO v5s 模型的 Neck 部分引入了 SimAM注意力机制;为了扩大模型感受野,解决蛋鸡个体较小、识别困难的问题,将 YOLO v5s 模型的 SPPF(空间金字塔池化模块)改为了 SPPCSPC 模块;为了尽可能多地提取蛋鸡有效特征,通过在 YOLO v5s 的 Neck 结构添加自适应特征融合模块 ASFF,将不同尺度的蛋鸡成像特征信息进行融合的方法,进一步提升了模型的检测精度。在此基础上,通过调用模型检测接口,在接口内部添加计数函数、统计目标数量的方法,实现了蛋鸡个体的计数和鸡舍饲养密度的计算。将改进后的模型通过 PyQt 工具包进行封装、打包,开发了蛋鸡个体识别与自动计数系统。实验结果表明,改进的 YOLO v5s 模型的精准率、召回率、平均精度均值分别为 89.91%、79.24%、87.53%,较 YOLO v5s 模型分别提高 2.37、2.55、2.20 个百分点。本模型在 120~247 只蛋鸡鸡舍的计数平均准确率为 94.77%,较 YOLO v5s 模型提升 2.49 个百分点。研发的蛋鸡计数系统在河北省某养殖基地得到了实际应用,为养殖场的蛋鸡数量清点提供了一种可靠且有效的方法。

关键词:蛋鸡个体识别与计数系统;真实环境;YOLO v5s;注意力机制;特征融合

中图分类号:TP391.4;S24　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2023)06-0297-10　　**OSID**:

Individual Identification and Automatic Counting System of Laying Hens under Complex Environment

YANG Duanli[1,2]　WANG Yongsheng[1,2]　CHEN Hui[3,4]　SUN Erdong[5]　WANG Lianzeng[6]

(1. *College of Information Science and Technology*, *Hebei Agricultural University*, *Baoding* 071001, *China*
2. *Hebei Key Laboratory of Agricultural Big Data*, *Baoding* 071001, *China*
3. *College of Animal Science and Technology*, *Hebei Agricultural University*, *Baoding* 071001, *China*
4. *Key Laboratory of Broiler and Layer Facilities Engineering*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Baoding* 071001, *China*
5. *Hebei Taomu Geda Agricultural Science and Technology Co.*, *Ltd.*, *Baoding* 074300, *China*
6. *Hebei Layer Industry Technology Research Institute*, *Handan* 056007, *China*)

Abstract: Hen counting is a very important task in hen farm asset valuation. The current manual counting methods used in hen farms suffer from low efficiency and unstable counting accuracy. To resolve this problem, a method for identifying and counting individual laying hens was proposed based on improved YOLO v5s. The method introduced the SimAM attention mechanism in the Neck part of the YOLO v5s model in order to eliminate the interference brought by facilities such as laying boxes and feeding troughs on the identification of individual laying hens in the real complex environment; in order to expand the sensory field of the model and solve the problem of small individual laying hens and difficulties in identification, the spatial pyramid pooling module (SPPF) of the YOLO v5s model was replaced by the SPPCSPC module; in order to extract as many effective features of laying hens as

收稿日期:2023-02-28　修回日期:2023-04-20

基金项目:国家自然科学基金项目(32172779)、财政部和农业农村部:国家现代农业产业技术体系项目(CARS-40)、河北省科技研发平台建设专项(225676150H)和河北省在读研究生创新能力项目(CXZZSS2023055)

作者简介:杨断利(1973—),女,副教授,主要从事机器视觉、智能检测与控制研究,E-mail:502217591@qq.com

通信作者:陈辉(1981—),女,教授,博士生导师,主要从事禽舍环境与工程研究,E-mail:531613107@qq.com

possible, the detection accuracy of the model was further improved by adding the adaptive feature fusion module ASFF to the Neck structure of YOLO v5s, which fused the imaging feature information of laying hens at different scales. On this basis, the counting of individual laying hens and the calculation of the housing density were realized by calling the model detection interface and adding counting functions and counting target numbers inside the interface. The improved model was packaged by PyQt toolkit, and the system of individual laying hens identification and automatic counting was developed. The test results showed that the precision, recall and mAP of the improved YOLO v5s model were 89.91%, 79.24% and 87.53%, respectively, which were 2.37, 2.55 and 2.20 percentage points higher than those of the YOLO v5s model. The average accuracy of this model in counting 120 ~ 247 laying hen houses was 94.77%, which was 2.49 percentage points better than that of the YOLO v5s model. The laying hens counting system developed was applied in a farm base in Hebei, providing a reliable and effective method for counting the number of laying hens on a farm.

Key words: individual identification and counting system for laying hens; real environment; YOLO v5s; attention mechanism; feature fusion

0 引言

鸡群数量清点是鸡场资产评估中一项重要的工作,饲养密度计算可为蛋鸡精准饲喂、提升蛋鸡生产性能[1-2]和生产效益[3]提供数据依据。实际鸡舍中,鸡只数量较多鸡体之间互相重叠遮挡、鸡只活泼好动位置瞬时变化、鸡舍光照条件有差异使鸡体轮廓不清晰、鸡舍复杂背景环境遮挡鸡只[4-5]等问题,使得传统的人工计数方法,不仅费时费力而且计数准确度较低。养殖企业迫切需要一种高精度、自动化蛋鸡识别与计数系统。

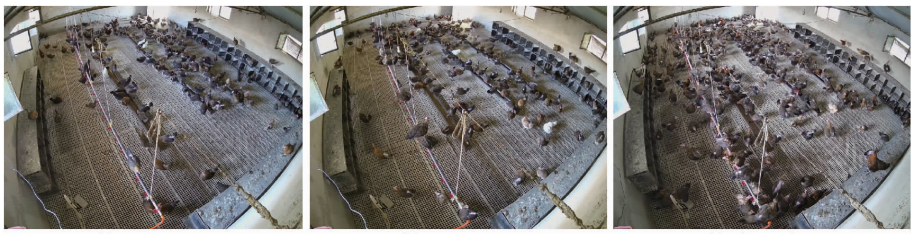
随着机器视觉和深度学习技术的不断发展,研究者开始尝试将数字图像处理技术、深度学习算法引入动物个体识别与计数领域。劳凤丹等[6]基于 Lab 颜色模型,利用极限腐蚀和凹点搜寻的方法,实现了对 10 只蛋鸡的识别与计数。SO-IN 等[7]基于传统的图像处理方法,实现了蛋鸡个体的识别。杨硕[8]利用最大类间方差法结合 R、G、B 颜色分量,实现了粘连羊只图像的分割和计数。传统图像处理技术进行动物个体分割与计数,分割效果依赖于研究人员的经验。深度学习算法 Faster R - CNN[9]、YOLO[10-14]等在目标检测领域有着良好的表现。CAO 等[15]使用 DenseFCN 模型,对包含大概 20 只鸡的图像,进行了鸡只识别与计数。JIANG 等[16]构建了 MobileNetV2 - SSD 目标检测网络,在自建的数据集上,实现了对 20 只鸡的识别。黄小平[17]将 DenseNet 网络引入到 SSD 网络中,利用粒子与卡尔曼滤波融合算法实现了奶牛的计数。金耀[18]通过 YOLO v3 网络模型实现了生猪的识别与计数。深度学习识别个体与计数,可自动学习个体特征、提取个体高维特征[19],不仅避免了传统图像处理方法计数准确度不稳定的问题,同时还保证了计数精度,可实现计数的自动化。

虽然已经有学者基于数字图像处理[6]和深度学习技术开展了鸡只识别与计数方面的研究,但这些研究的鸡舍环境普遍简单且蛋鸡个体数量较少,不能满足实际生产的需求[15]。本文拟基于目前最为成熟的目标检测算法 YOLO v5 模型[20-21],对存在背景(产蛋箱、食槽、饮水管等设备)、鸡群个体数量较多、鸡群位置不断变化的复杂环境下的蛋鸡个体识别与计数问题加以研究。

1 数据采集与预处理

1.1 数据采集

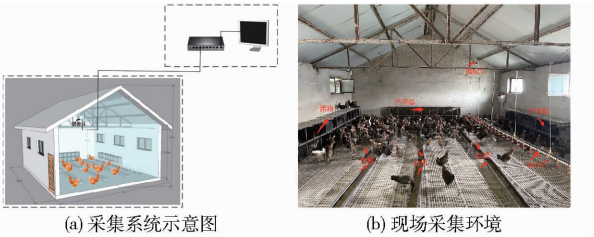
2022 年 6 月 24 日—7 月 31 日在河北桃木疙瘩农业科技股份有限公司中庄养殖基地,采集了太行山蛋鸡日常活动视频图像,采集时间为每天07:00—17:00。此养殖基地蛋鸡为半散养模式,白天蛋鸡可以自由进出鸡舍活动。通过观察发现,07:10—07:40、12:00—12:30、16:00—16:30 这 3 个时间段的光照强度、鸡只数量有明显差异,3 个时间段的图像示例如图 1 所示。为了增强本研究模型的鲁棒性,选择这 3 个时间段的视频用于制作蛋鸡识别与计数数据集。此基地实验鸡舍长 10 m,宽 7 m,顶高 6 m,檐高 3.5 m,舍内共有 6 个食槽,1 根长为 9 m 的引水管和 3 组产蛋箱,其中靠近窗户和墙的产蛋箱都是上下两排,每排有 9 个小箱子,靠近门一侧产蛋箱有上下两排,每排 17 个小箱子。本实验在鸡舍门口对面墙的墙角位置安装了 1 个海康威视型广角摄像机(DS-2CD3T56FWDV2-15 型),摄像机安装高度为距地面 4 m,俯视角约为 80°(水平向下倾斜角度),摄像机焦距为 2.8 mm,视频帧率为 25 f/s,分辨率为 2 560 像素 × 1 920 像素。图像采集环境示意图如图 2a 所示,为了清楚观察实验鸡舍的内部结构,将示意图中外侧墙设计成透明式,实际场景中为不透明墙体,现场采集环境如图 2b 所示。



(a) 07:10–07:40　(b) 12:00–12:30　(c)16:00–16:30

图 1　不同时间段数据集示例

Fig. 1　Example data sets for different time periods



(a) 采集系统示意图　(b) 现场采集环境

图 2　数据采集环境

Fig. 2　Data acquisition environment

摄像机视频通过网线传输到容量为 2TB 的海康威视 DS－7804N－K1/4P(D)型网络硬盘录像机中，然后将数据从录像机输入到计算机进行处理。

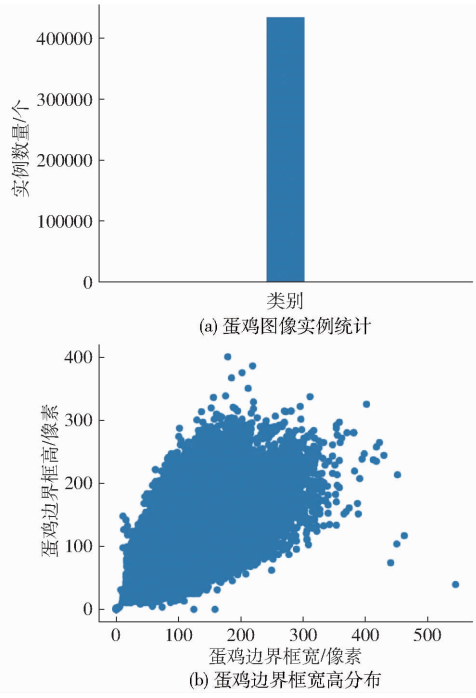
1.2　数据预处理

选取不同时间段、不同蛋鸡数量和姿态的视频，利用 OpenCV 函数按照每隔 100 帧提取 1 帧的方式，进行图像帧提取，保存质量较好的 573 幅图像作为蛋鸡识别与计数的原始数据。为了增强模型的鲁棒性[22]，随机选择亮度变换、旋转、加噪、缩放，以及镜像的方式对原始图像进行离线增强，最终获得含有 2 292 幅蛋鸡图像的数据集。利用 LabelImg 工具对原始图像数据进行标注，制作 Pascal VOC[23] 格式数据集。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。数据集中蛋鸡个体实例数量及边界框分布如图 3 所示。

从图 3a 可以看出，2 292 幅蛋鸡图像经过标注后共得到了 433 988 个蛋鸡图像实例，平均每幅图像中包含 189.35 个蛋鸡实例，蛋鸡数量较多。由图 3b 可见，蛋鸡集中分布在 300 像素×300 像素以内，利用 300 像素×300 像素与采集的图像大小(2 560 像素×1 920 像素)进行相除，计算得到蛋鸡个体仅约占整幅图像像素的 1.83%，表明蛋鸡个体较小，相较于猪、牛、羊等大个体，蛋鸡的识别难度更大。

2　蛋鸡识别与计数模型

YOLO v5s 网络模型整体结构可以划分为输入端、Backbone 部分、Neck 部分和输出端 4 部分。输入端输入数据集图像，YOLO v5s 网络模型在输入端通过 Mosaic 数据增强和自适应锚框计算方法对输入图像进行处理。Mosaic 数据增强过程如下：首先



(a) 蛋鸡图像实例统计

(b) 蛋鸡边界框宽高分布

图 3　蛋鸡数据集统计

Fig. 3　Statistical plots of laying hens dataset

通过随机缩放、随机裁剪、随机排布的方法对图像进行变换，然后对变换后的图像进行拼接，用于丰富图像的背景。在网络训练过程中，网络在初始锚框的基础上，通过自适应锚框的计算，输出预测框，预测框与真实框进行比对，计算两者差距，再进行反向更新，迭代网络参数，进行模型参数优化。Backbone 部分，YOLO v5s 模型中主要采用 CSPNet 网络中的 CSP1_X 结构，用来提取输入端传来的数据中的有效特征。Neck 部分，YOLO v5s 模型采用 FPN 和 PAN 结构，利用这两种结构，对 Backbone 部分提取到的有效特征进行融合。输出端的作用是对目标对象生成边界框并预测目标所属类别。YOLO v5s 模型的输出端利用 CIOU_Loss 作为 Bounding box 的损失函数，并采用加权 NMS(非极大值抑制)运算的方法，在目标检测后处理过程中，对多个目标框进行筛选[24]。

2.1　YOLO v5s 模型改进

2.1.1　SimAM 注意力机制添加

在真实场景中，产蛋箱、引水管、食槽等设备的

存在会对蛋鸡的个体识别造成一定的干扰,并且由于蛋鸡个体较小、光照变化等因素的存在,导致特征提取时容易将背景因素与蛋鸡特征相混淆。Attention - YOLO[25]在主干网络中引入了非 3D 的带参数注意力机制,可以很好地提升模型的特征表示能力。基于此,本研究提出在 YOLO v5s 模型的 Neck 结构中引入 SimAM[26]注意力机制的方法,对 YOLO v5s 模型的 Neck 部分进行优化,通过端到端的方式削弱产蛋箱、食槽等背景对检测效果的干扰,以提升模型的鲁棒性。

深度学习领域中,现有的通道注意力模块和空间注意力模块,都需要生成一维通道或二维空间权重,并扩展通道或空间注意的权值,扩展过程中会产生大量参数,而 SimAM 注意力机制通过在某一层中直接对特征图推导出 3D 关注权重,减少了扩展过程,无需向原始网络中添加参数[27]。并且 SimAM 注意力模块的大多数算子,是根据定义的能量函数的解来进行选择的,在对 SimAM 注意力模块中算子的调整上节省了大量时间。SimAM 注意力机制通过 3D 权重,对特征中的每一个点都赋予一个单独的标量,使得特征更具有全局性。SimAM 注意力机制过程为

$$\widetilde{X} = \text{sigmoid}\left(\frac{1}{E}\right) \odot X \tag{1}$$

其中

$$E = \frac{4(\sigma^2 + \lambda)}{(t-\mu)^2 + 2\sigma^2 + 2\lambda} \tag{2}$$

式中 X——输入特征 $\widetilde{X}$——输出特征

$\odot$——点积运算符号

E——每个通道上的能量函数,整个过程通过 sigmoid 函数限制 E 中可能出现的较大值

t——输入的特征值,$t \in X$

λ——常数,取 10^{-4}

μ——X 中每个通道上的均值

σ^2——X 中每个通道上的方差

2.1.2 空间金字塔池化模块改进

由于蛋鸡个体目标较小,为了进一步扩大模型对小目标个体的感受野,增强模型对不同尺度特征的融合能力,使得模型可以学习到更多的蛋鸡个体特征,本研究利用 SPPCSPC 结构[14]代替 YOLO v5s 原模型的 SPPF 结构,对 YOLO v5s 模型进行优化,以期提取到更深层次的蛋鸡有效特征。

SPPCSPC 模块主要包括 SPP 结构(空间金字塔池化)[28]和并联的 CSP 结构。SPP 结构如图 4 所示,SPPCSPC 结构如图 5 所示。

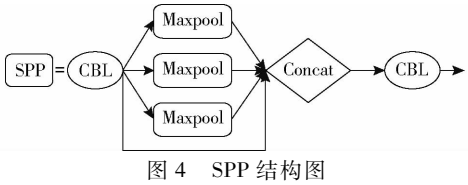


图 4 SPP 结构图

Fig. 4 SPP structure diagram

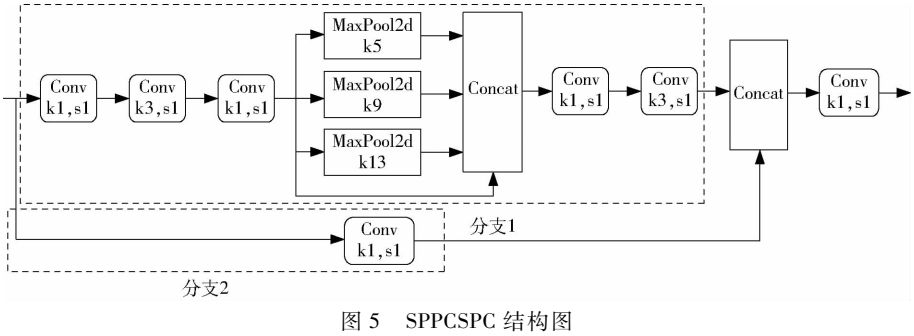


图 5 SPPCSPC 结构图

Fig. 5 SPPCSPC structure diagram

从图 4 可以看出,SPP 结构内部有 4 个并行的分支,这 4 个并行的分支包括 3 个最大池化操作和 1 个跳跃连接操作。SPP 首先经过 CBL 结构(Conv + Batch Normalization + Leaky ReLU),然后经过 3 个并行的,池化核大小分别为 5×5、9×9 和13×13 的最大池化操作,和 1 个从 CBL 结构之后不进行任何操作的跳跃连接分支。然后,利用 Concat 操作对 4 个分支结果进行拼接,最后再经过 1 次 CBL 结构。

从图 5 可以看到,SPPCSPC 结构输入包括 2 个分支:分支 1 和分支 2。分支 1 首先依次经过卷积核大小为 1×1、3×3 和 1×1 的 3 次卷积操作,然后将 3 次卷积操作后的结果分别进行池化核大小为 5×5、9×9 和 13×13 的 3 次最大池化操作。再将 3 次最大池化操作后的结果进行 Concat 操作,再依次进行卷积核大小分别为 1×1 和 3×3 的 2 次卷积操作,作为分支 1 的最终结果。分支 1 进行操作的同时,分支 2 进行卷积核大小为 1×1 的卷积操作,分支 2 卷积操作结果与分支 1 的最终结果进行 Concat 操作,操作结果最后再进行 1 次卷积核大小为 1×1 的卷积操作。

2.1.3 特征融合网络改进

YOLO v5s 模型的特征融合部分采用 FPN[29]和

PAN[30]结构。FPN 和 PAN 结构只是将 Backbone 部分获得的不同尺寸特征图，调整为统一尺度后进行累加，没有对不同尺寸特征图特征进行融合，由于特征图尺寸的不一致，容易导致特征图的噪声变大，识别效果变差[31]。

为了解决上述问题，本研究在 YOLO v5s 原模型的 Neck 结构后引入自适应特征融合模块 ASFF[32]。ASFF 结构能够自适应地学习不同尺度特征的空间权重，并利用学习权重参数的方式将不同层之间的特征融合在一起[33]，加强了不同特征的融合，提升了蛋鸡个体的识别效果。ASFF 结构如图 6 所示。

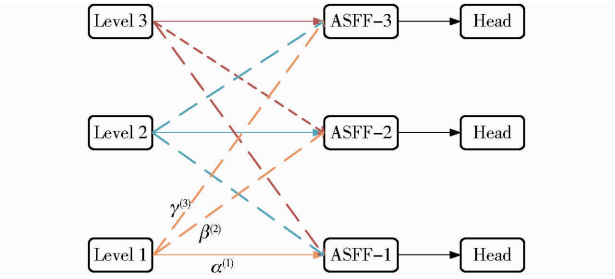


图 6　ASFF 结构图

Fig. 6　ASFF structure diagram

图 6 中 Level 1、Level 2 和 Level 3 分别为 3 个不同尺寸的特征图，ASFF－1、ASFF－2 和 ASFF－3 分别表示特征融合的过程。如 ASFF－1，用 Level 1、Level 2 和 Level 3 共 3 层的特征与 $\alpha^{(1)}$、$\beta^{(2)}$ 和 $\gamma^{(3)}$ 权重相乘并相加，得到融合后的 ASFF－1。

由于在计算过程中采用了相加的方式，所以 Level 1、Level 2 和 Level 3 的通道数与特征大小需要保持一致。首先，通过对不同层级进行下采样或上采样方式来调整尺寸，然后将 Level 1、Level 2 和 Level 3 特征图经过一个卷积核大小为 1×1 的卷积操作，得到权重参数 α、β 和 γ，再将权重参数进行拼接并通过 Softmax 函数进行归一化，最终将输入映射到[0,1]范围内，且三者的总和为 1。

2.1.4　改进后的 YOLO v5s 网络结构

改进后的 YOLO v5s 网络整体结构如图 7 所示。从图 7 可以看到，为了扩大模型的感受野，解决蛋鸡个体较小、识别困难的问题，将 YOLO v5s 模型 Backbone 部分中的第 9 层 SPPF(空间金字塔池化模块)更改为 SPPCSPC 模块。为了消除真实复杂环境下产蛋箱、食槽等设施对蛋鸡个体识别带来的干扰，在 YOLO v5s 模型的 Neck 部分的第 18、22、26 层引入 SimAM 注意力机制。为了获得更丰富的蛋鸡特征信息，提升模型的识别精度，在 YOLO v5s 的 Neck 结构后，添加自适应特征融合模块 ASFF，将不同尺度的蛋鸡成像特征信息进行融合。

由于 YOLO v5s 本身只实现目标的检测，不具备计数功能，因此本研究使用 Python 语言在改进模型的 detect. py 文件 run 函数内部，添加相应代码，

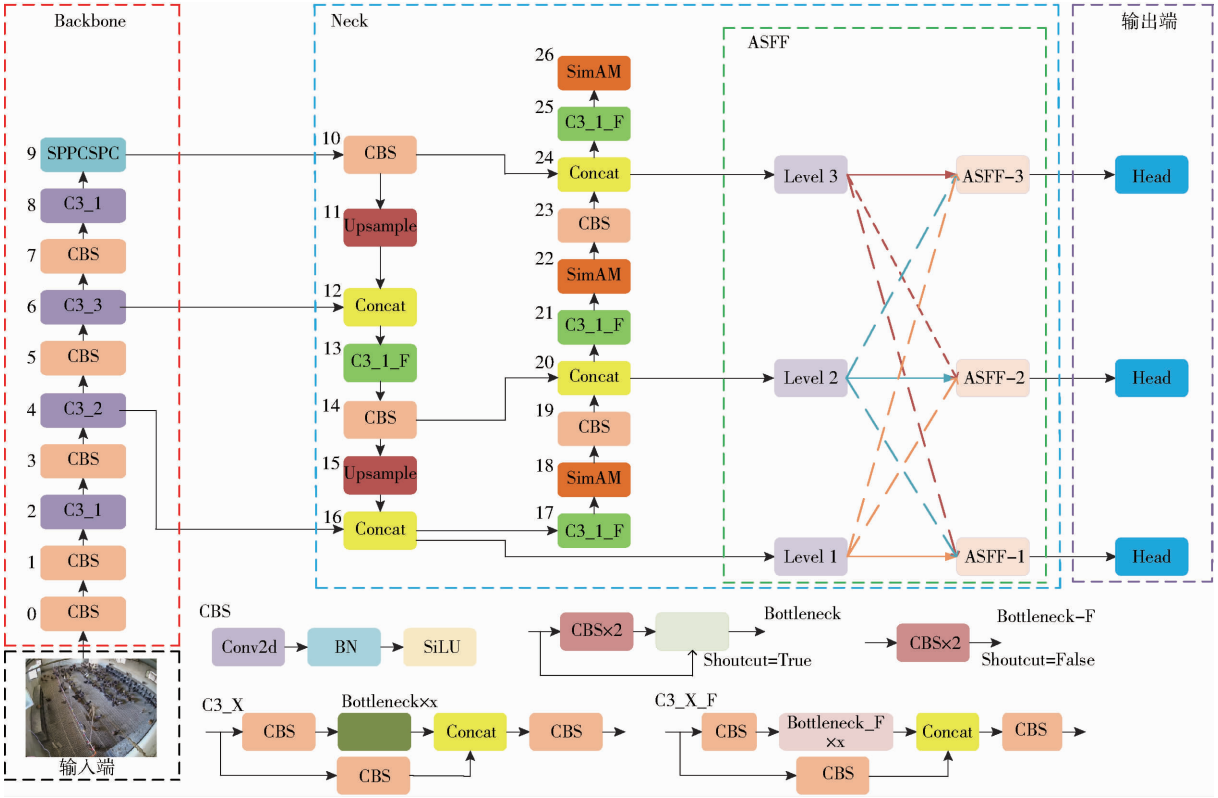


图 7　改进后的 YOLO v5s 网络结构图

Fig. 7　Structure diagram of improved YOLO v5s network

对模型识别出的蛋鸡数量进行统计,实现了计数功能,并将计数结果显示在预测图像的左上角。

2.2 实验参数设置

本研究采用的运行平台是 Intel Core i7 - 9700 CPU,主频为 3.0 GHz,运行内存为 16 GB,显卡为 NVIDIA GeForce RTX 3060,开发环境为 Python 3.8,Pytorch 版本为 1.8,Windows 10 操作系统。本研究输入的蛋鸡图像尺寸为 768 像素 ×768 像素,迭代次数设置为 300,训练批量大小(Batch size)设置为 8。每次训练结束后保存最后一轮权重和最好权重。试验中超参数设置如下:初始学习率设置为 0.01,采用余弦退火算法进行学习率衰减,优化器为 SGD,Momentum 为 0.937。

2.3 评价指标

本研究利用精准率(Precision)表示模型正确识别蛋鸡的占比,召回率(Recall)表示识别图像中蛋鸡个体的完全程度。利用精度均值(Average precision, AP)表示每类目标识别的精度。利用平均精度均值(Mean average precision, mAP)表示所有类别蛋鸡的平均识别精度,本研究由于只包括蛋鸡一个类别,因此,AP 值与 mAP 值相同。利用图像传输速率(Frames per second, FPS)来评价模型实际识别蛋鸡个体的速度。利用计数准确率(Accuracy)和计数平均准确率(mAcc)来评价模型对蛋鸡的计数精度。

3 实验结果与分析

3.1 消融实验

为了对所提出的 3 种改进方法的有效性进行评价,以 YOLO v5s 原模型为基础模型,利用精准率、召回率和平均精度均值作为评价指标,通过消融实验进行验证。各模型的改进结果如表 1 所示,表 1 中“√”表示使用此改进策略,“×”表示未使用此改进策略。

表 1 消融实验结果对比

Tab.1 Comparison of results of ablation experiments

%

模型序号	改进策略			精准率	召回率	平均精度均值
	SimAM 注意力机制	SPPCSPC 模块	ASFF 模块			
1	×	×	×	87.54	76.69	85.33
2	√	×	×	88.01	77.88	86.24
3	×	√	×	88.76	78.58	86.75
4	×	×	√	89.05	78.96	87.16
5	√	√	×	88.81	78.71	86.92
6	√	×	√	88.84	79.20	87.19
7	×	√	√	89.40	79.44	87.47
8	√	√	√	89.91	79.24	87.53

通过表 1 发现,单独增加 SimAM 注意力机制、SPPCSPC 模块和 ASFF 模块后的模型 2、3、4,对蛋鸡识别的精准率、召回率和平均精度均值均有提升,说明在增加 SimAM 注意力机制、SPPCSPC 模块和 ASFF 模块后,模型能够解决产蛋箱、食槽和饮水管等因素给蛋鸡个体识别带来的影响,能够扩大模型感受野,解决蛋鸡个体较小、模型识别较困难的问题,能够融合不同尺度蛋鸡特征,提升蛋鸡个体识别的精度。

在模型 5、6、7 中,将 SimAM 注意力机制模块、SPPCSPC 模块和 ASFF 模块,分别进行两两组合,加入到 YOLO v5s 原模型中,对蛋鸡个体进行识别,所得结果相比于 Baseline 模型均有所提高,且 3 个评价指标均高于单独添加 SimAM 注意力机制模块、SPPCSPC 模块和 ASFF 模块的模型 2、3、4。表明,将 SimAM 注意力机制模块、SPPCSPC 模块和 ASFF 模块分别进行两两组合,对模型识别蛋鸡个体均有一定的促进作用。

模型 8 为本研究提出的模型,将 3 种改进方法进行融合后,精准率、召回率和平均精度均值相比于模型 1 分别提高 2.37、2.55、2.20 个百分点。表明三者融合后仍然会起到一定的促进作用,能够有效提升模型对蛋鸡个体的识别效果。

3.2 不同时间段下检测结果分析

为了验证本文模型在不同时间段下对蛋鸡个体的识别效果,将本研究测试集中的 537 幅图像按照时间段 07:10—07:40、12:00—12:30、16:00—16:30 分类,并利用改进后的 YOLO v5s 模型进行测试,通过精准率、召回率和平均精度均值评价指标进行模型性能评估。不同时间段检测结果如表 2 所示。

表 2 不同时间段检测结果对比

Tab.2 Comparison of detection results in different time periods

时间段	图像数量/幅	精准率/%	召回率/%	平均精度均值/%
07:10—07:40	75	90.46	81.69	89.02
12:00—12:30	302	89.69	78.44	86.95
16:00—16:30	160	89.53	80.02	87.95

通过对比表 2 可以发现,在 07:10—07:40 时间段,本文模型对蛋鸡个体检测的精准率、召回率和平均精度均值均高于其他两个时间段,其中平均精度均值为 89.02%。在 12:00—12:30 时间段,本文模型对蛋鸡个体检测的精准率和平均精度均值最低,其中平均精度均值为 86.95%。07:10—07:40 时间段对蛋鸡检测的平均精度均值比 12:00—12:30 时间段的平均精度均值高 2.07 个百分点,分析原因

为，在 12:00—12:30 时间段，光照强度高于其他两个时间段，光照导致鸡体轮廓不清晰，蛋鸡特征不明显，不易于模型对特征的学习，致使模型对蛋鸡个体检测精度较其他两个时间段低。

3.3　不同模型检测结果分析

为了检验改进的 YOLO v5s 模型对蛋鸡个体识别的性能，利用本研究制作的蛋鸡数据集，分别对 YOLO v3 - tiny、YOLO v4 - tiny、YOLO v5s、PPYOLOE - s、YOLO v7 - tiny 和本文模型进行训练，并利用相同的测试集，通过精准率、召回率、平均精度均值、图像传输速率作为指标评估模型的检测精度和运算速度。各模型结果对比如表 3 所示。

表 3　不同模型性能对比

Tab. 3　Performance comparison of different models

模型	精准率/%	召回率/%	平均精度均值/%	图像传输速率/(f·s^{-1})
YOLO v3 - tiny	80.15	51.62	62.43	70.42
YOLO v4 - tiny	81.52	53.46	63.96	69.93
YOLO v5s	87.54	76.69	85.33	59.21
PPYOLOE - s	85.90	70.20	81.10	60.61
YOLO v7 - tiny	83.58	78.29	82.76	41.60
改进的 YOLO v5s	89.91	79.24	87.53	58.14

通过表 3 可知，在模型检测精度方面，本文模型的精准率、召回率和平均精度均值明显高于 YOLO v3 - tiny 和 YOLO v4 - tiny 模型，与 YOLO v5s 模型相比，分别高 2.37、2.55、2.20 个百分点，与 PPYOLOE - s 模型相比，分别高 4.01、9.04、6.43 个百分点，与 YOLO v7 - tiny 模型相比，分别高 6.33、0.95、4.77 个百分点。在模型检测速度方面，本文模型的图像传输速率高出 YOLO v7 - tiny 模型 16.54 f/s，与 YOLO v5s 几乎相同。综合考虑模型识别精度和检测速度，本文模型识别效果更优，能够胜任真实复杂环境下对蛋鸡个体进行识别的任务。

随机选择一幅图像，各模型检测效果如图 8 所示。通过观察图 8b、8c 中黄色框发现，由于位于摄像头远端的蛋鸡目标更小，有效特征也非常少，YOLO v3 - tiny 和 YOLO v4 - tiny 模型中出现了大量的漏检现象。观察图 8d、8f 中蓝框位置发现，由于饮水管对蛋鸡造成了遮挡，导致蛋鸡部分有效特征丢失，致使 YOLO v5s 和 YOLO v7 - tiny 模型出现误识别现象，将一只蛋鸡识别为多只。通过对比图 8e、8g 中绿框处发现，虽然 PPYOLOE - s 与本文模型均能正确识别出蛋鸡，但是 PPYOLOE - s 模型识别出的置信度低于本文模型。通过实际图像对比发现，本文模型对真实环境下蛋鸡的个体识别效果更优。综合考虑模型检测精度、运算速度和实际识别效果，本文模型具有更优的性能。

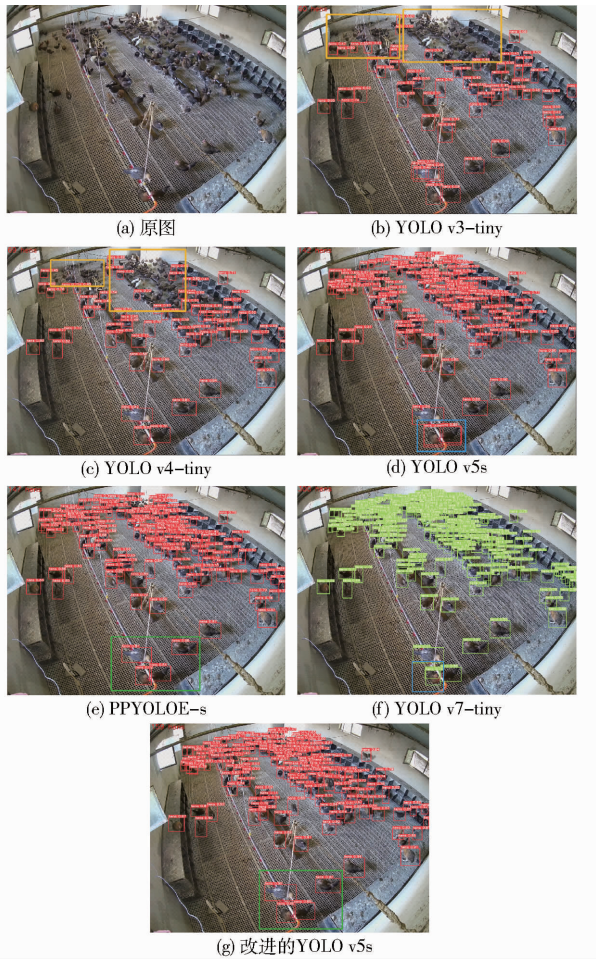


图 8　各模型检测效果

Fig. 8　Test effect diagrams of each model

3.4　蛋鸡计数结果分析

本研究 537 幅测试集中的蛋鸡数量最少为 120 只，最多为 247 只。为了检验改进的 YOLO v5s 模型在不同蛋鸡数量下的计数精度，将测试集按照鸡只数量划分为 120 ~ 180 只、181 ~ 210 只、211 ~ 247 只 3 个区间，分别利用 YOLO v5s 模型、本文模型对3 个区间图像中的蛋鸡进行识别，并通过计数平均准确率指标评估计数性能。改进前后模型计数平均准确率对比如表 4 所示，改进前后模型对每幅图像误识别数量对比如图 9 所示。计数效果如图 10 所示。

表 4　改进前后模型计数准确率对比

Tab. 4　Comparison of model counting accuracy before and after improvement

鸡只数量/只	图像数量/幅	计数平均准确率/%	
		YOLO v5s 模型	改进的 YOLO v5s 模型
120 ~ 180	233	93.27	95.42
181 ~ 210	191	92.28	94.72
211 ~ 247	113	91.30	94.16
120 ~ 247	537	92.28	94.77

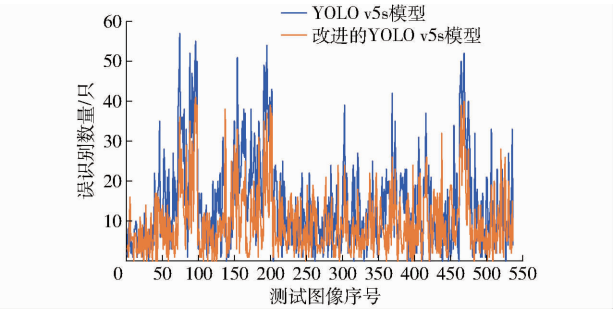


图 9 改进前后模型对每幅图像误识别数量对比

Fig. 9 Comparison of number of misrecognition of each image by model before and after improvement

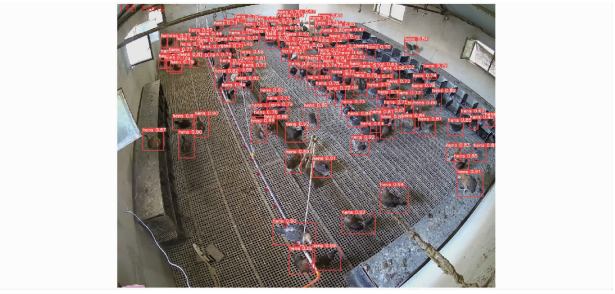


图 10 蛋鸡计数效果

Fig. 10 Renderings of laying hens counting

由表 4 可知,在鸡只数量为 120 ~ 180 只区间时,本文模型计数准确率最高,为 95.42%,较 YOLO v5s 模型高 2.15 个百分点。随着蛋鸡数量的不断增多,鸡体间的遮挡现象也逐渐严重,模型计数准确率有所下降。在鸡只数量为 211 ~ 247 只区间时,本文模型计数准确率最低,为 94.16%,较 YOLO v5s 模型高 2.86 个百分点。本文模型在 120 ~ 247 只区间的计数平均准确率为 94.77%,较 YOLO v5s 模型提升 2.49 个百分点。结果表明,本研究所提出的方法能够为饲养者提供一个自动化、高精度的蛋鸡计数方法。

从图 9 中可发现,在同一幅蛋鸡图像上,YOLO v5s 模型的误识别数量大部分都高于改进后的 YOLO v5s 模型的误识别数量,表明本文模型对蛋鸡的计数效果更优。

由图 10 可知,计数结果显示在图像左上角。图 10 左上角显示的 146,为置信度阈值为 0.40 时,利用改进后的 YOLO v5s 模型识别蛋鸡个体并获得的计数结果。

4 蛋鸡识别与计数系统设计

PyQt 是一种用于可视化界面开发的工具,是 Python 编程语言和 Qt 程序开发库的结合,它不仅具有 Python 编程语言的易用性,又具有 Qt 程序开发库的高效性,可以将 PyQt 理解成 Qt 框架的 Python 实现[34]。本研究运用 PyQt5 进行蛋鸡识别与计数系统设计。

4.1 蛋鸡识别与计数系统总体设计

为了提升系统的实用性,本研究拟设计一种页面简介、功能齐全且易于操作的系统。用户只需进行简单的操作,就可实现自动计数,同时会自动计算出饲养密度。蛋鸡识别与计数系统的总体框架如图 11 所示。整个系统主要由 5 个模块组成。

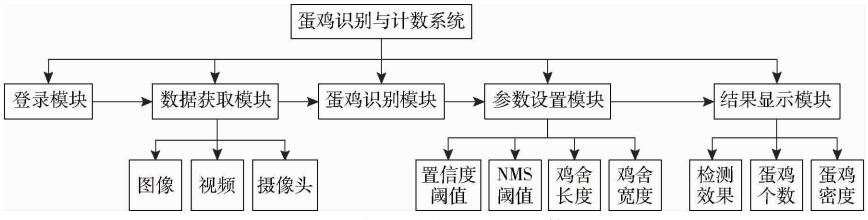


图 11 蛋鸡识别计数系统总体框图

Fig. 11 General framework of laying hens identification and counting system

蛋鸡识别与计数系统的总体流程为:用户输入正确的用户名和密码进入蛋鸡识别与计数系统,然后选择本地蛋鸡图像、视频或者调用摄像头,蛋鸡识别模块利用网络模型对图像、视频或者摄像头数据进行识别并计数。在参数设置模块中,可对模型的置信度阈值和 NMS 阈值进行调整,也可以输入蛋鸡鸡舍的长度和宽度,用于蛋鸡饲养密度计算。最后通过结果显示模块对识别效果、计数结果以及蛋鸡饲养密度进行输出。

4.2 蛋鸡识别与计数系统界面设计及系统测试

登录界面主要包括“用户名”、“密码”文本框和“登录”按钮;操作主界面如图 12 所示,主要包括:“图片检测”、“视频检测”、“摄像头检测”以及对应的“打开图片、视频、摄像头”按钮和“检测结果”按钮,在主界面最上方可以手动输入置信度阈值、NMS 阈值、鸡舍长度和宽度;主界面中间显示输入的图像、视频或摄像头数据以及对应的检测效果;在主界面最下方显示检测出的蛋鸡数量以及蛋鸡饲养密度。

蛋鸡识别与计数系统计数效果如图 13 所示。当系统软件启动以后,先输入用户名和密码进行登录,进入主界面;如果点击了界面左侧“图片检测”、“视频检测”和“摄像头检测”按钮,在右侧分别会有一个按钮用来打开图像、视频或者是调用摄像头,然



图 12　蛋鸡识别与计数系统操作主界面

Fig. 12　Main interface of operation of laying hens identification and counting system



图 13　蛋鸡识别与计数系统计数效果图

Fig. 13　Laying hens identification and counting system counting effect picture

后点击“检测结果”按钮，在界面中部可以显示检测效果图，并在最下方显示识别出蛋鸡个数和蛋鸡饲养密度。整个系统只需要用户输入用来计数的蛋鸡数据和鸡舍长度和宽度，系统能够自动实现蛋鸡个体的识别与计数功能，并能够显示蛋鸡饲养密度。

设计的蛋鸡识别与计数系统可以利用本地存储的图像、视频进行蛋鸡个体识别与计数，也可以通过直接调用摄像头，进行实时的蛋鸡个体识别与计数。本文基于机器视觉技术研发的蛋鸡个体识别与计数系统，可以实现实时计数，即使鸡只位置发生了瞬时变动，也可以立即获得任一时刻的计数结果，解决了由于蛋鸡位置随机瞬时变动，致使人工计数容易产生视觉错乱，计数结果偏差较大的问题。并且此系统能够实时显示蛋鸡的饲养密度，可以为养殖户合理控制蛋鸡数量，维持最佳饲养密度，获得最佳的蛋鸡生产性能提供数据依据，具有很高的实用价值。

5　结论

（1）提出了一种基于改进的 YOLO v5s 模型识别真实环境下蛋鸡个体的方法。在 YOLO v5s 模型的 Neck 中引入 SimAM 注意力机制，有效解决了真实环境下产蛋箱、食槽、饮水管等物体给蛋鸡的识别带来的干扰。将 YOLO v5s 模型的 SPPF（空间金字塔池化模块）改进为 SPPCSPC 模块，扩大了模型的感受野，解决了蛋鸡个体较小、识别较困难的问题。在 YOLO v5s 的 Neck 结构后添加自适应特征融合模块 ASFF，更好地融合了蛋鸡不同尺度的特征信息，提升了模型的识别效果。

（2）改进后的 YOLO v5s 模型对蛋鸡个体识别的平均精度均值为 87.53%，较 YOLO v5s 模型提高 2.20 个百分点，图像传输速率为 58.14 f/s。当蛋鸡数量在 120 ~ 247 只范围内，计数平均准确率为 94.77%，较 YOLO v5s 模型提升 2.49 个百分点。

（3）在改进的模型中通过调用检测接口，增加计数函数，实现了蛋鸡个体的计数。最后，对算法进行封装，开发了蛋鸡个体识别与计数系统，并能根据计数结果进行饲养密度的自动计算，为蛋鸡养殖者对蛋鸡数量的自动清点，合理控制饲养密度提供了有效的技术支持。

参　考　文　献

[1] JANCZAK A M, RIBER A B. Review of rearing-related factors affecting the welfare of laying hens[J]. Poultry Science, 2015, 94(7): 1454 - 1469.

[2] KEELING L J, ESTEVEZ I, NEWBERRY R C, et al. Production-related traits of layers reared in different sized flocks: the concept of problematic intermediate group sizes[J]. Poultry Science, 2003, 82(9): 1393 - 1396.

[3] 万文龙，俸艳萍，龚炎长，等. 不同饲养密度对地面平养蛋鸡福利状况和生产性能的影响[J]. 中国家禽，2019，41(19)：39 - 45.

[4] 王凯. 基于深度学习的蛋鸡行为检测方法研究与系统开发[D]. 杭州：浙江农林大学，2019.
WANG Kai. Detection method research and system development of laying hen behavior based on deep learning[D]. Hangzhou: Zhejiang A&F University, 2019. (in Chinese)

[5] DAWKINS M S, CAIN R, ROBERTS J. Optocal flow, flock behaviour and chicken welfare[J]. Animal Behaviour, 2012, 84(1): 219 - 223.

[6] 劳凤丹，滕光辉，李卓，等. 复杂环境中蛋鸡识别及粘连分离方法研究[J]. 农业机械学报，2013，44(4)：213 - 216，227.
LAO Fengdan, TENG Guanghui, LI Zhuo, et al. Recognition and conglutination separation of individual hens based on machine vision in complex environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2013, 44(4): 213 - 216, 227. (in Chinese)

[7] SO-IN C, POOLSANGUAN S, RUJIRAKUL K. A hybrid mobile environmental and population density management system for smart poultry farms[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2014, 109: 287 - 301.

[8] 杨硕. 基于机器视觉的放牧羊群粘连羊只分割计数算法研究[D]. 呼和浩特：内蒙古农业大学，2021.
YANG Shuo. Research on segmentation and counting algorithm of cohesion sheep in grazing flock based on machine vision[D]. Huhhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2021. (in Chinese)

[9] REN S, HE K, GIRSHICK R, et al. Faster R - CNN: towards real-time object detection with region proposal networks[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2016,39(6): 1137 - 1149.
[10] 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: 779788.
[11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: better, faster, stronger[C]// IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2017: 6517 - 6525.
[12] REDMON J, FARHADI A. YOLO v3: an incremental improvement[J]. ArXiv Preprint, arXiv: 1804.02767,2018.
[13] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H. YOLO v4: optimal speed and accuracy of object detection[J]. arXiv Preprint, arXiv: 2004.10934,2020.
[14] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[J]. arXiv Preprint, arXiv:2207.02696, 2022.
[15] CAO L B, XIAO Z H, LIAO H X, et al. Automated chicken counting in surveillance camera environments based on the point supervision algorithm: LC - DenseFCN[J]. Agriculture,2021,11(6):493.
[16] JIANG Y, LI L, ZHANG F, et al. Free range laying hens monitoring system based on improved MobileNet lightweight network [C]//2021 IEEE International Conference on Artificial Intelligence and Computer Applications (ICAICA), 2021: 487 - 494.
[17] 黄小平. 基于多传感器的奶牛个体信息感知与体况评分方法研究[D]. 合肥:中国科学技术大学,2020.
HUANG Xiaoping. Individual information perception and body condition score assessment for dairy cow based on multi-sensor [D]. Hefei: University of Science and Technology of China,2020. (in Chinese)
[18] 金耀. 基于机器视觉的生猪数量监测方法研究[D]. 南昌:江西农业大学,2021.
JIN Yao. Research on pig quantity detection method based on machine vision[D]. Nanchang: Jiangxi Agricultural University, 2021. (in Chinese)
[19] JUNOS M H, MOHD KHAIRUDDIN A S, THANNIRMALAI S, et al. An optimized YOLO-based object detection model for crop harvesting system[J]. IET Image Processing, 2021, 15(9): 2112 - 2125.
[20] MOALLEM P, SERAJODDIN A, POURGHASSEM H. Computer vision-based apple grading for golden delicious apples based on surface features[J]. Information Processing in Agriculture, 2017, 4(1): 33 - 40.
[21] 张志远,罗铭毅,郭树欣,等. 基于改进 YOLO v5 的自然环境下樱桃果实识别方法[J]. 农业机械学报,2022,53(增刊 1):232 - 240.
ZHANG Zhiyuan, LUO Mingyi, GUO Shuxin, et al. Cherry fruit detection method in natural scene based on improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(Supp.1):232 - 240. (in Chinese)
[22] ZHAO J, YAN J, XUE T, et al. A deep learning method for oriented and small wheat spike detection (OSWSDet) in UAV images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107087.
[23] EVERYINGHAM M, GOOL L V, CHRISTOPHE K L, et al. The pascal visual object classes (VOC) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010,88: 303 - 308.
[24] WANG Q, CHENG M, HUANG S, et al. A deep learning approach incorporating YOLO v5 and attention mechanisms for field real-time detection of the invasive weed solanum rostratum dunal seedlings[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022,199:107194.
[25] 徐诚极,王晓峰,杨亚东. Attention - YOLO:引入注意力机制的 YOLO 检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2019,55(6): 13 - 23,125.
XU Chengji, WANG Xiaofeng, YANG Yadong. Attention - YOLO: YOLO detection algorithm that introduces attention mechanism[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(6): 13 - 23,125. (in Chinese)
[26] YANG Lingxiao, ZHANG Ruyang, LI Lida, et al. SimAM: a simple, parameter-free attention module for convolutional neural networks[C]// Proceedings of the 38th International Conference on Machine Learning, New York, 2021: 11863 - 11874.
[27] 彭红星,何慧君,高宗梅,等. 基于改进 ShuffleNetV2 模型的荔枝病虫害识别方法[J]. 农业机械学报,2022,53(12):290 - 300.
PENG Hongxing, HE Huijun, GAO Zongmei, et al. Litchi diseases and insect pests identification method based on improved ShuffleNetV2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2022,53(12):290 - 300. (in Chinese)
[28] HE K, ZHANG X, REN S, et al. Spatial pyramid pooling in deep convolutional networks for visual recognition[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2015, 37(9): 1904 - 1916.
[29] LIN T Y, DOLLAR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition,2017: 2117 - 2125.
[30] WANG W, XIE E, SONG X, et al. Efficient and accurate arbitrary-shaped text detection with pixel aggregation network[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision,2019: 8440 - 8449.
[31] 肖粲俊,潘睿志,李超,等. 基于改进 YOLOv5s 绝缘子缺陷检测技术研究[J]. 电子测量技术,2022,45(24):137 - 144.
[32] LIU S, HUANG D, WANG Y. Learning spatial fusion for single-shot object detection[J]. arXiv Preprint, arXiv:1911.09516, 2019.
[33] 郭平秀, 李启南, 杨忠鹏. 一种图像增强及改进海洋生物图像检测算法[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(8): 208 - 216.
GUO Pingxiu, LI Qi'nan, YANG Zhongpeng. Image enhancement and improved marine biological image detection algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(8): 208 - 216. (in Chinese)
[34] 何润. 基于深度学习的农田杂草图像识别方法研究[D]. 长春:吉林农业大学,2021.
HE Run. Research on image recognition method of farmland weeds based on deep learning[D]. Changchun: Jilin Agricultural University,2021. (in Chinese)