doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.11.012

基于改进 YOLO v8n 模型的散养蛋鸡个体行为识别方法与差异分析

杨断利[1,2]　齐俊林[1,2]　陈　辉[3,4]　高　媛[1,2]　王连增[5]

(1. 河北农业大学信息科学与技术学院, 保定 071000; 2. 河北省农业大数据重点实验室, 保定 071000;
3. 河北农业大学动物科技学院, 保定 071000; 4. 农业农村部肉蛋鸡养殖设施工程重点实验室, 保定 071000;
5. 河北省蛋鸡产业技术研究院, 邯郸 056000)

摘要: 家禽行为与其生理状态密切相关,可利用行为数据对家禽健康状况进行评估。统计个体行为数据需要进行蛋鸡行为识别和个体身份识别,针对行为识别过程中,蛋鸡体型小、聚集遮挡,养殖环境光照变化等因素导致的蛋鸡有效特征表达不足,个体行为识别效果不理想问题,基于 YOLO v8n 网络构建行为识别模型,同时融合 ODConv、GhostBottleneck、GAM 注意力和 Inner-IoU 结构,通过减少图像特征丢失,放大全局交互信息,融合跨阶段特征,增强特征提取及泛化能力对模型进行改进,提升了蛋鸡采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索 5 种行为的识别精度。同时基于 YOLO v8n 模型构建了个体身份识别网络,并通过引入 MobileNetV3 模块对个体身份识别网络模型进行优化,提升了个体行为数据统计效率。试验结果表明,优化后行为识别模型对采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索行为识别平均精度(AP)分别达到 94.4%、93.0%、90.7%、91.7%、86.9%,平均精度均值(mAP)达到 91.4%,与 YOLO v5n、YOLO v6n、YOLO v7-tiny、YOLO v8n 相比,平均精度均值(mAP)分别提高 4.8、4.1、5.5、3.5 个百分点;个体身份识别模型参数量和运算量与 YOLO v8n 模型相比,减少 1.965×10^6 和 6.1×10^9。通过分析蛋鸡行为数据发现,行为数据与温度及蛋鸡个体本身有关,温度降低时,采食、站立次数增加,饮水次数减少,整理羽毛、俯身搜索次数几乎无变化,相同温度下,不同蛋鸡个体的行为数据差异较大,且差异值与蛋鸡体型有关。试验结果为依据行为数据评判蛋鸡健康状况、养殖场精准养殖及蛋鸡个体优选奠定了基础。

关键词: 散养蛋鸡; 行为识别; YOLO v8n; 多目标识别; MobileNetV3; ODConv

中图分类号: TP391; S24　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2024)11-0112-12　　**OSID**:

Individual Behavioral Identification and Differential Analysis of Free-range Laying Hens Based on Improved YOLO v8n Model

YANG Duanli[1,2]　QI Junlin[1,2]　CHEN Hui[3,4]　GAO Yuan[1,2]　WANG Lianzeng[5]

(1. *College of Information Science and Technology*, *Hebei Agricultural University*, *Baoding* 071000, *China*
2. *Hebei Key Laboratory of Agricultural Big Data*, *Baoding* 071000, *China*
3. *College of Animal Science and Technology*, *Hebei Agricultural University*, *Baoding* 071000, *China*
4. *Key Laboratory of Broiler and Layer Facilities Engineering*, *Ministry of Agriculture and Rural Affairs*, *Baoding* 071000, *China*
5. *Hebei Layer Industry Technology Research Institute*, *Handan* 056000, *China*)

Abstract: Poultry behavior is closely related to its physiological state, and behavioral data can be used to assess the health status of poultry. Statistical individual behavioral data is needed for laying hen behavioral identification and individual identification, to address the behavioral identification process, laying hen body size was small, aggregation of shade, breeding environment lighting changes and other factors resulting in the laying hen effective features expression was insufficient, individual behavioral

收稿日期: 2024-07-08　修回日期: 2024-08-24

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)、河北省现代农业产业技术体系建设专项资金项目(HBCT2023210201)、邯郸市科学技术研究与发展计划项目(22313014017)和河北省省属高等学校基本科研业务费研究项目(KY2023050)

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: 762499100@qq.com

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

identification effect was not ideal problem, based on the YOLO v8n network to build behavioral identification model, while fusing ODConv, GhostBottleneck, GAM attention and Inner－IoU structure, and the model was improved by reducing image feature loss, amplifying global interaction information, fusing cross-stage features, and enhancing the feature extraction and generalization ability, which improved the recognition accuracy of five behaviors of laying hens, namely, feeding, drinking, standing, feather arranging, and stooping to search. Meanwhile, the individual identification network was constructed based on the YOLO v8n model, and the individual identification network model was optimized by introducing the MobileNetV3 module, which improved the statistical efficiency of individual behavioral data. The experimental results showed that the optimized behavior identification model achieved 94.4%, 93%, 90.7%, 91.7%, 86.9% average precision (AP) for the recognition of feeding, drinking, standing, feather arranging, and stooping searching behaviors, respectively, and 91.4% mean average precision (mAP), which was comparable to that of YOLO v5n, YOLO v6n, and YOLO v7－tiny, YOLO v8n, the mean average precision mean (mAP) was increased by 4.8, 4.1, 5.5, and 3.5 percentage points, respectively; the number of parameters and the amount of operations of the individual identification model were reduced by $1.965\,1\times10^{6}$ and 6.1×10^{9} compared with that of the YOLO v8n model. It was found that by analyzing the behavioral data of the laying hens, the behavioral data were related to the temperature and the individual laying hens themselves, and that when the temperature was decreased, the number of feeding and standing was increased, the number of drinking was decreased, the number of finishing feathers and stooping to search almost did not change, the behavioral data of different individual laying hens varied greatly at the same temperature, and the value of the difference was related to the body size of the laying hens. The results of the experiment laid the foundation for judging the health status of laying hens based on behavioral data, precision breeding on farms and preferential selection of individual laying hens.

Key words: laying hen; behavior recognition; YOLO v8n; multi-target recognition; MobileNetV3; ODConv

0　引言

蛋鸡产业在我国乡村振兴中发挥着重要作用[1－4]。集约化饲养模式具有低本高效的优势，但易疫病频发，导致蛋品质下降[5－6]的问题。蛋鸡栖架散养[7－11]、地面平养、有机饲养等模式[6]与传统笼养相比可满足蛋鸡行为表达、提高蛋鸡健康水平，成为蛋鸡养殖发展的新趋势[9]。随着高质量动物产品需求的不断增加，蛋鸡异常状况的及时发现和防治，是实现减抗无抗高品质生产的有效手段。有研究表明，包括蛋鸡在内的家禽行为信息与其生理状态密切相关[12－13]，可通过获取行为数据及时对蛋鸡的健康状况予以评估。

目前识别鸡只行为的方法主要有传统方法和基于视觉的方法[14－15]。传统方法主要包括人工肉眼观测法和传感器检测法。人工肉眼观测法效率低、准确率不稳定，而且难以持续和全面监测；传感器检测法对鸡只是侵入式的，影响鸡只行为表达和身体发育[15]。基于视觉方法分为传统机器视觉和深度学习方法[16]。文献[17－21]通过人工图像分割、手动提取参数或特征等传统机器视觉方法，实现了鸡只行为识别。传统机器视觉方法分割效果依赖于人的主观经验，无法保证分割精度的稳定性。随着深度学习技术的发展，深度学习以其多结构处理数据，能够自动获取不同维度特征，具有识别效果更好的优势，被用于复杂真实养殖环境下的行为检测。文献[22－23]利用 YOLO 模型，实现了单只鸡日常行为和鸡群沙浴行为的识别。文献[24－25]使用改进的 CNN 模型实现了奶牛个体和猪只行为的检测。文献[26－27]利用时序网络分别实现了奶牛的跛行识别和进食、行走、躺卧、站立行为识别，时序网络通过多帧相邻图像中待检测目标的外观、形状等特征实现行为识别，因此时序网络一般用于单个目标的行为检测。文献[28－29]利用改进 YOLO 模型实现了猪只计数和蛋鸭行为识别。文献[30－32]基于改进 YOLO v5、YOLO v6 模型开展了散养蛋鸡群体日常行为识别，平均精度均值为 84.65%，同时对蛋鸡啄羽行为识别和鸡群体计数开展了研究。

目前蛋鸡行为识别主要针对群体行为和单只鸡的行为；对群体中每只蛋鸡个体行为进行识别并量化统计研究较少。本文以 YOLO v8n 模型为基础，通过引入全维度动态卷积（Omni-dimensional dynamic convolution，ODConv）模块、GhostBottleneck 模块、全局注意力机制（Global attention mechanism，GAM）模块、Inner－Iou 结构和 MobileNetV3 模块对模型进行优化，实现群体中每只蛋鸡个体行为识别

及次数统计,同时对不同蛋鸡个体行为差异性进行分析,以期为蛋鸡健康评价提供新的途径。

1 数据采集与预处理

1.1 试验材料

试验数据采集于 2023 年 9 月 1 日—10 月 18 日河北桃木疙瘩农业科技股份有限公司中庄养殖基地。参照文献[22,30,32]试验方案,采用 20 只太行蛋鸡作为试验对象,每只蛋鸡通过喷染不同颜色进行区分,为蛋鸡个体识别做准备,使用鸡舍以散养模式饲养蛋鸡,蛋鸡可在鸡舍内自由活动。鸡舍尺寸(长×宽×高)为 3 m×2 m×2 m,鸡舍内放置饮水桶和料槽。每天 09:00 和 14:00 喂食,17:00 收集鸡蛋。

1.2 数据采集

数据以视频形式进行采集。使用 DS-2CD3T47EWDV3-L 型焦距 2.8 mm 海康威视摄像头、DS-7804N-K1/4PD 型海康威视网络硬盘录像机以分辨率 2 560 像素×1 920 像素、帧率 25 f/s 录制并存储至容量为 4 TB 的硬盘中。摄像头安装在鸡舍顶部,以垂直向下角度采集视频,鸡舍采集图如图 1 所示。试验过程中,每天 08:00—18:00 录制鸡舍内蛋鸡活动视频,每天 19:00 导出当天录像数据。



图 1 采集图

Fig. 1 Diagram of collection

1.3 数据预处理

识别蛋鸡行为,首先需要明确各行为的评判标准,通过查阅文献得到了蛋鸡各行为的判定标准。采食行为是指蛋鸡将头部伸入食槽或在食槽前徘徊,饮水行为是指蛋鸡将头部伸入水槽或在水槽前徘徊,站立行为是指蛋鸡身体直立且目视前方,整理羽毛行为是指蛋鸡用喙整理身体表面羽毛,俯身搜索行为是指蛋鸡将头部伸向地面[30]。

对鸡舍内录像片段进行筛选,截取鸡只活跃度较高的片段,将筛选出的录像片段每隔 150 帧提取 1 幅图像,由于图像的质量会影响权重模型检测性能,因此需要对提取到的图像进行数据清洗,剔除画面模糊和高度相似的图像。处理后获得含有蛋鸡采食、饮水、站立、整理羽毛和俯身搜索行为的图像共 3 300 幅,各行为示例如图 2 所示。



图 2 蛋鸡不同行为示例图

Fig. 2 Diagram of different behaviors of laying hens

经过初步处理后图像存在数据不平衡的问题,采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索行为标签数量分别为 12 500、11 000、35 000、9 000、12 500 个,站立行为标签数量达到 35 000 个,整理羽毛行为标签数量仅有 9 000 个,不同行为标签数量差距较大,容易导致模型出现泛化能力差、鲁棒性不足问题。本文通过旋转、滤波、加噪及缩放等技术对数据进行增强,最终得到 4 000 幅图像,总计 80 000 个行为标签数据。其中,采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索行为标签数量分别为 16 000、15 200、16 800、16 900、15 100 个。各种数据增强方法如表 1 所示。

表 1 不同数据增强方法

Tab. 1 Different data enhancement methods

方法种类	方法描述
旋转	对图像随机进行 90°、180°、270°旋转
滤波	对图像随机进行高斯滤波、中值滤波处理
加噪	对图像进行添加高斯噪声处理
缩放	对图像随机缩放一定倍数

1.4 数据集制作

使用 LabelImg 软件对图像中蛋鸡的各种行为进行标注,制作 Pascal VOC[33]格式蛋鸡行为识别数据集;使用 LabelImg 软件对图像中的每只蛋鸡个体身份(标签名为 0~19)进行标注,制作 Pascal VOC 格式蛋鸡个体身份识别数据集。将上述两种数据集分别按照比例 8∶1∶1 划分为训练集、验证集、测试集,数据集制作流程如图 3 所示。

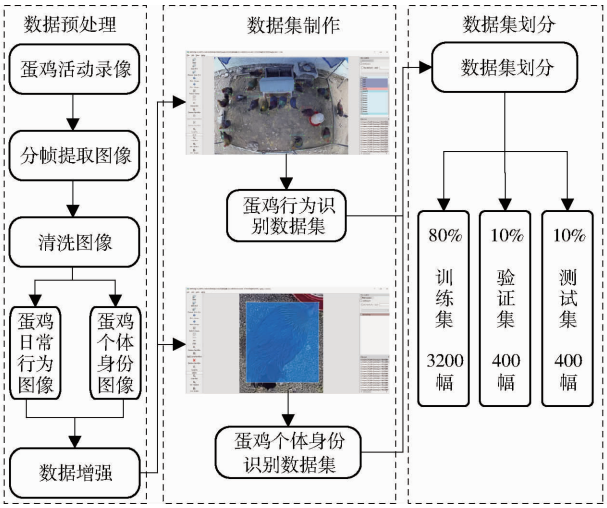

图 3　数据集制作流程图

Fig. 3　Data set making flowchart

按比例划分后的蛋鸡行为识别训练集、验证集和测试集数量分别为 3 200、400、400 幅，蛋鸡个体身份识别数据集中用于训练、验证、测试图像数量分别为 3 200、400、400 幅。

2　蛋鸡行为及个体身份识别方法

基于 YOLO v8n 模型构建蛋鸡行为及个体身份识别网络，并针对识别精度和速度进行了优化。

2.1　YOLO v8 网络模型

YOLO v8 是一种单阶段目标检测算法，其网络结构由输入端（Input）、主干特征提取网络（Backbone）、特征融合网络（Neck）和检测头（Prediction）4 部分组成。YOLO v8 输入端接收、处理图像数据并传入主干特征提取网络，主干特征提取网络主要使用 SPPF、ConvModule 和 CSPLayer_2Conv 结构提取目标的多维度特征。特征融合网络中使用 FPN 和 PAN 融合的结构，FPN 通过上采样自顶向下传递强语义特征，PAN 自底向上传递强定位特征[34]，特征融合网络将主干特征提取网络得到的不同维度特征图融合生成新的特征图，并传递到检测头用于预测[35]，提高了模型多尺度检测能力。最后利用检测头进行目标类别和位置的回归预测，并输出检测结果。

YOLO v8 通过在 Backbone、Neck 部分引入 CSPLayer_2Conv 结构（简写作 C2f 结构），使神经网络可以接收更丰富的梯度流信息，提高了特征融合能力和推理速度，同时网络更加轻量化。同时，YOLO v8 通过在检测头 Prediction 中引入解耦头结构，将 Anchor－Base 改为 Anchor－Free，采用直接预测目标中心的思路，减少了预测锚框数量，加快了非极大值抑制 NMS 的计算过程。根据模型参数量，YOLO v8 可分为 5 种模型：YOLO v8n、YOLO v8s、YOLO v8m、YOLO v8l 和 YOLO v8x，其对应的检测精度依次提高，检测速度依次降低，为了保证检测速度，选择 YOLO v8n 作为基本模型，用于识别蛋鸡行为和蛋鸡个体。

2.2　YOLO v8n 行为识别网络模型及其改进

2.2.1　ODConv 结构引入

蛋鸡体型较小，距离摄像头远近不同成像尺寸存在差异，且蛋鸡生性喜欢聚集，个体之间存在遮挡现象，这些因素导致 YOLO v8n 模型特征提取能力不足，行为识别精度不够。ODConv[36] 具有 4 个维度，分别是空间尺度、卷积核、输入通道和输出通道，通过并行策略进行 4 个维度权值的动态调节，实现了不同维度间的互补、协调。传统卷积的卷积核是静态的或只能在卷积核维度进行动态调节，相比之下，ODConv 的卷积核增加了多个维度动态调节能力，可根据输入数据的多维特征进行调整，特征提取能力更强，可实现更加复杂图像的特征提取。在数学上 ODConv 可以表示为

$$y = (\partial w_1 \odot \partial f_1 \odot \partial c_1 \odot \partial s_1 \odot w_1 + \cdots + \partial w_n \odot \partial f_n \odot \partial c_n \odot \partial s_n \odot w_n)\, x \tag{1}$$

其中，x 表示宽 W、高 H、通道数 C_{in} 的输入特征，y 表示宽 W、高 H、通道数 C_{out} 的输出特征。$w_i(i=1,2,\cdots,n)$ 表示不同的卷积核，∂w_i、∂f_i、∂c_i、和 ∂s_i 分别表示在卷积核、输出通道、输入通道和空间尺度 4 个维度的权值，$\odot$ 表示卷积核在不同维度上进行乘操作。

ODConv 结构如图 4 所示。首先，输入数据经过 GAP、FC 和 ReLU 等操作后得到不同维度的权值；然后，每个卷积核逐步与多个权值进行乘操作，并对加权后的卷积核累加得到 ODConv；最后，使用 ODConv 处理输入数据。引入 ODConv 模块，从多个维度调整卷积核的加权组合，可实现不同尺寸图像蛋鸡行为的更深层、多维度特征提取，增强蛋鸡行为识别效果。

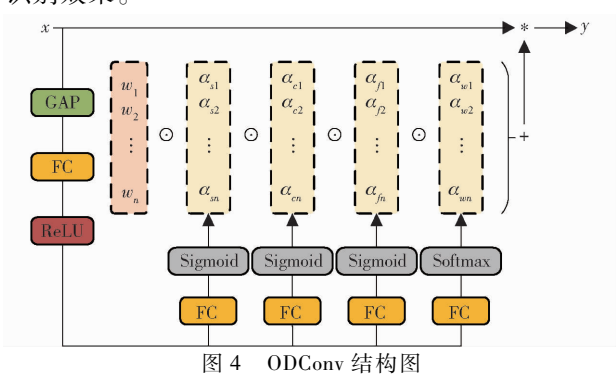

图 4　ODConv 结构图

Fig. 4　ODConv structure diagram

2.2.2 C2f 模块改进

由于鸡舍内光照的方向和强度处于一直变化的状态，摄像头的成像效果受到影响，而且鸡舍中的食槽、饮水桶等设施会遮挡鸡只，鸡只之间也会互相遮挡，这些因素使得采集到的图像会出现亮度不均匀、模糊、严重遮挡等情况，最终导致 C2f 模块不能提取到足够的蛋鸡行为特征。通过引入幽灵网络（Ghostnet）[37] 中的 GhostBottleneck 来替换 C2f 模块中的 Bottelneck，设计了 G_C2f 模块。GhostBottleneck 利用 linear 运算抑制了图像中亮度不均匀、模糊、严重遮挡产生的冗余信息表达，提高了 Backbone 特征提取能力。GhostConv 和 GhostBottleneck 结构如图 5 所示。

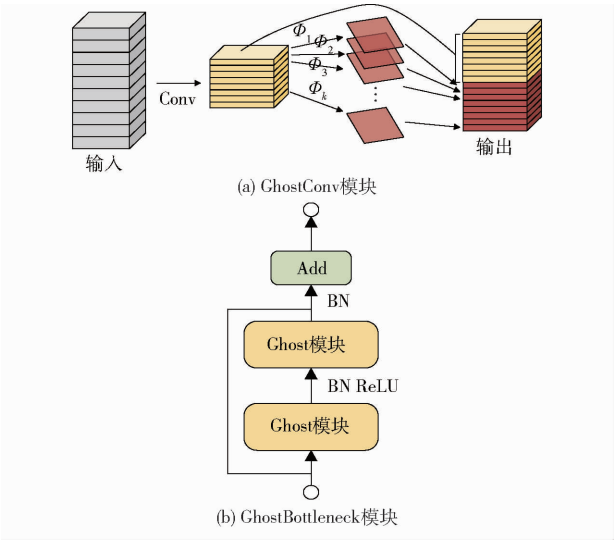

图 5 GhostConv 和 GhostBottleneck 结构图

Fig. 5 GhostConv and GhostBottleneck structure diagram

GhostConv 首先对输入数据进行卷积，然后进行 linear 运算，最后将卷积与 linear 运算各自生成的特征图进行 Concat 操作得到输出特征图，其中 linear 运算是通过 3×3 的 linear 内核对特征图逐个卷积。GhostBottleneck 由两个 GhostConv 叠加组成，输入数据首先经过用于增加特征通道数的 GhostConv，并进行正则化和 ReLU 激活函数处理，然后经过第 2 个 GhostConv 处理，得到与输入通道数相同的特征图，最后将前面的处理结果与输入特征图进行 Add 操作。这种结构减少了冗余特征的影响，实现了跨阶段特征融合，增强了对特征的学习能力。

2.2.3 GAM 注意力结构的引入

散养模式下蛋鸡可以自由活动，蛋鸡与固定摄像头角度不同，同种行为会呈现出不同的姿态。同种行为的多种姿态表现会导致该行为特征过于多样，造成该行为共同特征提取困难，影响行为识别效果。针对同种行为多种姿态呈现，导致共同特征提取困难问题，在 YOLO v8n 的 Neck 部分引入全局注意机制（Global attention mechanism，GAM）[38] 结构，利用 GAM 结构的通道注意力和空间注意力模块，进行行为特征融合处理，通过减少信息损失，放大行为主要特征表达方式，提取行为共同特征，GAM 结构如图 6 所示。

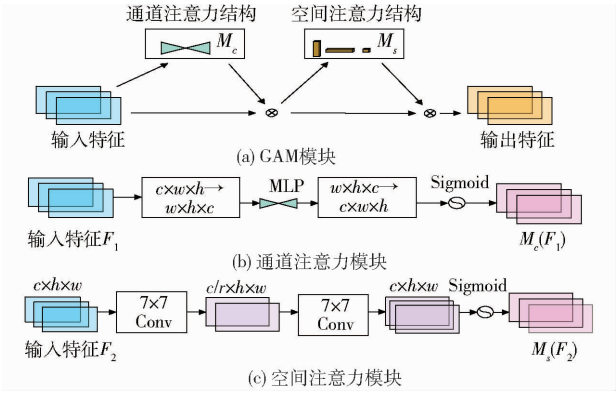

图 6 GAM 结构图

Fig. 6 GAM structure diagram

在图 6 的 GAM 结构中，输入特征图依次与通道注意力结构和空间注意力结构进行逐元素乘运算，得到输出特征图。其中，通道注意力结构首先使用三维排列对输入进行维度转换实现保留信息，然后通过双层 MLP 结构实现跨维度通道空间依赖性放大，最后恢复转换前的维度得到中间态数据；空间注意力模块接收中间态数据，然后使用两个 7×7 的卷积核处理，实现了空间维度下像素间关系特征的融合。GAM 结构通过通道和空间双重注意力模块，实现了共同特征的放大和提取，提高了模型的检测性能。

2.2.4 Inner－IoU 结构引入

YOLO v8n 模型使用 CIoU 边框损失函数计算 IoU 损失，实现梯度传播，加速模型收敛。但 CIoU 不能自我调整，模型泛化能力较差，当训练样本数据量有差异，同种行为多种姿态呈现情况时，会出现识别错误和漏检情况。本文引入 Inner－IoU[39] 结构替换 YOLO v8n 模型的 CIoU，Inner－IoU 结构可根据不同检测器和检测任务进行自我调整，利用 Inner－IoU 结构生成辅助边框计算 IoU 损失，可改善模型的泛化性能，降低数据量差异带来的负面效果，提高蛋鸡行为识别准确率。同时，Inner－IoU 结构中引入 ratio（尺度因子），ratio 控制辅助边框尺度，在边框回归过程中使用不同尺度辅助边框计算 IoU 损失，可加速模型收敛过程，提高了蛋鸡行为识别速度，Inner－IoU 结构如图 7 所示。

Inner－IoU 结构利用 ratio 分别为目标框和锚框构造辅助边框，辅助边框与实际边框位置不变，仅改变尺度。辅助边框构造过程公式为

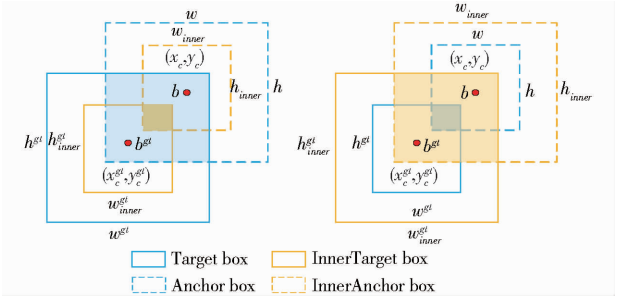

图 7　Inner－IoU 结构图

Fig. 7　Inner－IoU structure diagram

$$\begin{cases} b_l^{gt} = x_c^{gt} - \dfrac{w^{gt} ratio}{2} \\ b_r^{gt} = x_c^{gt} + \dfrac{w^{gt} ratio}{2} \end{cases} \tag{2}$$

$$\begin{cases} b_t^{gt} = y_c^{gt} - \dfrac{h^{gt} ratio}{2} \\ b_b^{gt} = y_c^{gt} + \dfrac{h^{gt} ratio}{2} \end{cases} \tag{3}$$

$$\begin{cases} b_l = x_c - \dfrac{w \cdot ratio}{2} \\ b_r = x_c + \dfrac{w \cdot ratio}{2} \end{cases} \tag{4}$$

$$\begin{cases} b_t = y_c - \dfrac{h \cdot ratio}{2} \\ b_b = y_c + \dfrac{h \cdot ratio}{2} \end{cases} \tag{5}$$

Inner－IoU Loss 定义公式为

$$inter = (\min(b_r^{gt}, b_r) - \max(b_l^{gt}, b_l))(\min(b_b^{gt}, b_b) - \max(b_t^{gt}, b_t)) \tag{6}$$

$$union = (w^{gt} h^{gt})(ratio)^2 + wh\ (ratio)^2 - inter \tag{7}$$

$$IoU^{inner} = \frac{inter}{union} \tag{8}$$

在式(2)～(8)中，b_l^{gt}、b_b^{gt} 和 b_r^{gt}、b_t^{gt} 为辅助目标框左上角横、纵坐标和右下角横、纵坐标；x_c^{gt}、y_c^{gt} 为辅助目标框中心点横、纵坐标；w^{gt}、h^{gt} 为实际目标框的宽度、高度；b_l、b_b 和 b_r、b_t 为辅助锚框左上角横、纵坐标和右下角横、纵坐标；x_c、y_c 为辅助锚框中心点横、纵坐标；w、h 为实际锚框的宽度、高度；*ratio* 为尺度因子，控制辅助边框尺度大小；*inter* 为辅助锚框与辅助目标框之间重叠区域面积；*union* 为辅助锚框与辅助目标框不重叠区域面积和。

将 Inner－IoU 结构引入 YOLO v8n 模型，对 IoU 较大的情况，可使用小尺寸辅助边框加快收敛速度，对于 IoU 较小的情况，可使用大尺寸辅助边框加快收敛速度，同时 Inner－IoU 具有更强的泛化能力，可在检测框回归过程中提升模型检测精度。Inner－IoU 结构引入 YOLO v8n 模型，可优化模型对蛋鸡行为的识别能力，获得更优的行为识别结果。

本文引入 ODConv、G_C2f、Inner－IoU 结构和 GAM 注意力对 YOLO v8n 模型进行优化，优化后的模型称为改进 YOLO v8n 行为识别模型，网络结构如图 8 所示。

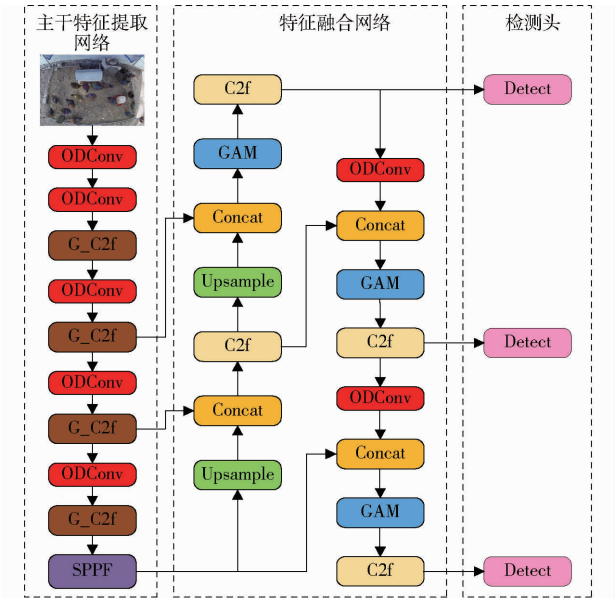

图 8　改进 YOLO v8n 行为识别模型结构图

Fig. 8　Improved YOLO v8n behavior recognition model structure diagram

图 8 中红色模块为 ODConv，替换 Backbone 和 Neck 网络中的标准卷积，棕色模块为 G_C2f，替换 Backbone 网络中的 C2f，蓝色模块为 GAM 注意力，插入至 Neck 网络的 C2f 与 Concat 之间。

2.3　YOLO v8n 个体身份识别网络模型及其改进

将蛋鸡个体行为识别分为两个步骤：首先对鸡群行为进行识别，然后将行为识别结果输入个体身份识别网络进行蛋鸡身份识别。因此在满足行为识别精度的前提，为了提升个体行为检测速度，需要减少蛋鸡身份识别耗时，引入 MobileNetV3[40] 模块替换 YOLO v8n 的主干特征提取网络。由于 YOLO v8n 使用普通标准卷积提取特征，网络运算复杂，速度较慢，MobileNetV3 使用深度可分离卷积替代了普通标准卷积，同时引入倒残差结构，大大降低了运算量和参数量，可以有效减少运算资源需求，提升模型整体的运行速度。本节基于 MobileNetV3 优化 YOLO v8n，构建蛋鸡个体身份识别模型，使用 1.4 节制作的蛋鸡个体身份识别数据集进行训练，得到蛋鸡个体身份识别权重。

MobileNetV3 结构如图 9 所示，输入数据首先使用 1×1 卷积处理提升通道维度数量，然后使用 3×3 大小的深度可分离卷积处理高维数据，提取蛋鸡个体身份特征，再通过池化、FC、激活函数处理放大感受野，强化特征信息，最后使用 1×1 卷积减少通道数并输出特征图。

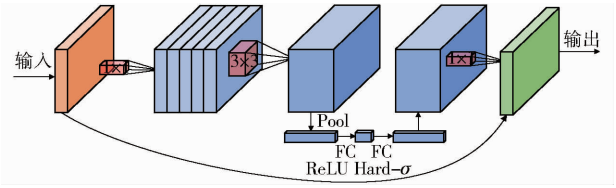

图 9 MobileNetV3 结构图

Fig. 9 MobileNetV3 structure diagram

2.4 蛋鸡个体行为量化统计

蛋鸡个体行为量化统计流程如图 10 所示,分为蛋鸡群体行为识别和蛋鸡个体身份识别两部分。首先,利用蛋鸡行为识别数据集训练改进 YOLO v8n 行为识别模型并识别蛋鸡各种行为,将行为识别结果保存在含有蛋鸡行为信息图像和全部检测框坐标值(左上、右下 2 个点的坐标值)的 2 个文件中。改进 YOLO v8n 行为识别模型使用矩形框将检测到的行为进行标记,获得某一时刻鸡群各种行为的分布信息,并进行统计。然后,使用模型预测的检测框坐标信息对原图进行裁剪,得到多幅只含有一只蛋鸡的图像,将裁剪后的图像输入已经完成训练的个体身份识别模型,获得处于各种行为的蛋鸡身份,并统计每只蛋鸡各种行为持续时间。

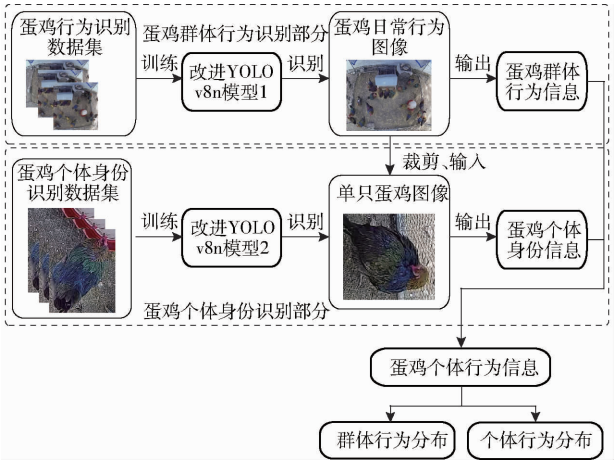

图 10 蛋鸡个体行为量化统计流程图

Fig. 10 Quantitative statistical flow chart of individual behavior of laying hens

2.5 试验环境与参数设置

本试验运行环境为 Windows 10,CPU 为 Intel Core i7 - 9700,GPU 为 Nvidia GeForce RTX3060 (12 GB),内存容量为 16 GB,开发语言为 Python 3.9.18,深度学习框架为 Pytorch 1.13.1,使用 CUDA 11.6 为 GPU 进行加速,训练参数如表 2 所示。

2.6 评价指标

使用精确率、召回率、平均精度(Average precision,AP)和平均精度均值(Mean average precision,mAP)作为评价指标。

表 2 训练参数

Tab. 2 Training parameters

参数名称	参数设置	参数名称	参数设置
imgsz	640	batch	16
epochs	300	workers	6
Optimizer	SGD	lr0	0.01
lrf	0.01	cos_lr	True

3 试验结果与分析

3.1 蛋鸡行为识别结果

3.1.1 ODConv 引入有效性分析

将 YOLO v8n 模型的 Backbone 和 Neck 部分普通卷积全部替换为 ODConv,其余保持不变。为了验证 ODConv 模块的有效性,分别将 ODConv 和常见的 DWConv、GhostConv 引入 YOLO v8n,使用相同的蛋鸡行为识别数据集进行训练和验证,对比试验结果如表 3 所示。

表 3 不同卷积改进性能对比

Tab. 3 Comparison of improved performance of different convolution %

模型	mAP	精确率	召回率
YOLO v8n	87.9	80.9	83.8
YOLO v8n + DWConv	89.4	85.0	82.8
YOLO v8n + GhostConv	89.5	84.1	84.1
YOLO v8n + ODConv	90.3	86.5	84.5

从表 3 可以看出,与 YOLO v8n 原模型相比,引入 DWConv 后,mAP 和精确率分别提升 1.5、4.1 个百分点,召回率降低 1 个百分点;引入 GhostConv 后,mAP、精确率和召回率分别提高 1.6、3.2、0.3 个百分点;引入 ODConv 后,mAP、精确率和召回率分别提高了 2.4、5.6、0.7 个百分点。由以上分析可知,引入 ODConv 后模型检测效果优于其它优化模型,mAP 提至 90.3%,证明 ODConv 模块对小目标、聚集和目标成像尺寸变化的情况,具有较强的特征学习能力。

3.1.2 C2f 模块改进有效性分析

利用本文提出的 G_C2f 替换 YOLO v8n 模型 Backbone 的 C2f 结构,其它保持不变。为了验证 G_C2f 模块优化后的有效性,使用相同蛋鸡行为识别数据集对 YOLO v8n 和 G_C2f 改进 YOLO v8n 后的模型进行对比试验。YOLO v8n 和改进后模型 mAP、精确率、召回率对比结果如表 4 所示。

从表 4 可以看到,使用 G_C2f 替换 C2f 优化 YOLO v8n 模型后,虽然模型的精确率、召回率下降 0.5、0.1 个百分点,但是综合性能指标 mAP 提升 0.7 个百分点,达到 88.6%,表明 G_C2f 优化后的

表 4　C2f 结构改进性能对比

Tab. 4　C2f structure improved performance comparison

%

模型	mAP	精确率	召回率
YOLO v8n	87.9	80.9	83.8
YOLO v8n + G_C2f	88.6	80.4	83.7

YOLO v8n 模型具有更好的检测性能，在无关特征干扰的情况下具有较强的特征学习能力。

3.1.3　GAM 注意力结构引入有效性分析

在 YOLO v8n 模型 Neck 部分的 14 和 15 层、17 和 18 层、20 和 21 层之间插入 GAM 注意力结构，其它部分保持不变。为了验证 GAM 结构的有效性，依次将常见的 ShuffleAttention、GCT 和 GAM 结构引入 YOLO v8n 模型的相同位置，使用相同蛋鸡行为识别数据集进行训练和验证，试验对比结果如表 5 所示。

表 5　不同注意力结构改进性能对比

Tab. 5　Comparison of improvement performance of different attention structures

%

模型	mAP	精确率	召回率
YOLO v8n	87.9	80.9	83.8
YOLO v8n + ShuffleAttention	88.1	83.4	80.8
YOLO v8n + GCT	89.8	84.4	84.0
YOLO v8n + GAM	90.7	87.7	83.9

将 ShuffleAttention 结构插入 Neck 后，mAP、精确率提升 0.2、2.5 个百分点，召回率降低 3 个百分点；插入 GCT 结构后，mAP、精确率、召回率 3 项指标提升 1.9、3.5、0.2 个百分点；引入 GAM 结构后，mAP、精确率、召回率 3 项指标提升 2.8、6.8、0.1 个百分点，总体优于其它两个模块。综合而言，插入 GAM 注意力结构后，模型具有更优的检测效果，说明 GAM 结构在同行为多姿态情况下具备较强的特征提取能力。

3.1.4　Inner－IoU 结构引入有效性分析

将 YOLO v8n 模型的边框损失函数 CIoU 与 Inner_IoU 融合，其余保持不变，对 YOLO v8n 模型进行优化。使用相同蛋鸡行为识别数据集训练原模型和改进后模型，对比验证 Inner－IoU 结构的有效性，试验对比结果如表 6 所示。

表 6　IoU 结构改进性能对比

Tab. 6　IoU structure improved performance comparison

%

模型	mAP	精确率	召回率
YOLO v8n	87.9	80.9	83.8
YOLO v8n + Inner－IoU	89.2	86.0	80.2

从表 6 可以看到，虽然召回率降低 3.6 个百分点，但优化后模型的 mAP、精确率分别提升 1.3、5.1 个百分点，由于平均精度均值（mAP）反映了模型整体的识别能力，因此综合而言，引入 Inner－IoU 结构的模型具有更好的检测效果。

3.1.5　消融试验

为验证利用各模块优化 YOLO v8n 模型后，总体改进 YOLO v8n 行为识别模型性能是否有提升，以各行为 AP 和 mAP 作为评价指标，设计了一组 G_C2f、Inner－IoU、ODConv 和 GAM 改进的消融试验。为了试验结果的准确性、公正性，在训练中使用相同的模型参数，并使用相同的蛋鸡行为识别数据集进行训练，试验结果如表 7 所示。

表 7　消融试验结果对比

Tab. 7　Comparison of ablation results

%

模型	mAP	AP				
		采食	饮水	站立	整理羽毛	俯身搜索
YOLO v8n	87.9	92.5	92.4	87.7	86.4	80.7
YOLO v8n + G_C2f	88.6	93.7	93.0	89.0	86.6	80.6
YOLO v8n + Inner－IoU	89.2	92.8	92.1	88.8	89.1	83.4
YOLO v8n + ODConv	90.3	94.3	92.7	90.2	88.6	85.8
YOLO v8n + GAM	90.7	94.1	92.2	89.7	91.1	86.5
YOLO v8n + G_C2f + ODConv	90.4	94.3	93.0	90.2	88.8	85.8
YOLO v8n + G_C2f + GAM	91.0	94.3	93.0	90.0	91.1	86.6
YOLO v8n + ODConv + GAM	91.1	94.4	92.9	90.3	91.5	86.6
改进 YOLO v8n	91.4	94.4	93.0	90.7	91.7	86.9

由表 7 可知，原模型对采食、饮水行为识别精度较高，分别为 92.5%、92.4%，但对站立、整理羽毛和俯身搜索行为识别精度较低，分别为 87.7%、86.4% 和 80.7%。原因在于以俯拍方式采集行为数据时，用于区分站立和俯身搜索行为的蛋鸡下肢特征不明显，视觉图像相似，识别过程中两种行为容易混淆，因此站立、俯身搜索两种行为识别精度较低；蛋鸡整理羽毛行为的主要视觉特征是其头部、翅膀与躯干的相对位置发生了变化，但由于蛋鸡头部较小且存在个体聚集的情况，导致有效特征不能完全利用，造成了整理羽毛行为识别精度较低。引入 G_C2f 模块后站立、整理羽毛行为分别提升 1.3、0.2 个百分点，但俯身搜索行为降低 0.1 个百分点，分析原因在于 G_C2f 结构消除冗余特征的同时，也降低了部分有效特征的表达，后续将通过引入其它改进措施消除该结构带来的负面效果；引入 Inner－IoU 后，站立、整理羽毛、俯身搜索行为分别提升 1.1、2.7、2.7 个百分点；引入 ODConv 后，站立、整理羽毛、俯身搜索行为分别提升 2.5、2.2、5.1 个百分点；引入 GAM 后，站立、整理羽毛、俯身搜索行为分别

提升 2、4.7、5.8 个百分点。最终改进后的 YOLO v8n 行为识别模型对采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索行为的识别精度分别达到 94.4%、93%、90.7%、91.7%、86.9%，mAP 达到 91.4%，与原模型相比，各行为识别精度均有提升，mAP 提升 3.5 个百分点，证明改进 YOLO v8n 行为识别模型具有更优的性能。

混淆矩阵可以通过模型预测结果与实际类别之间的数量关系展示在不同类别上的预测准确性和错误情况，能够详细反映模型的分类性能，改进 YOLO v8n 行为识别模型在 1.4 节制作的蛋鸡行为识别数据集上生成的混淆矩阵如图 11 所示。

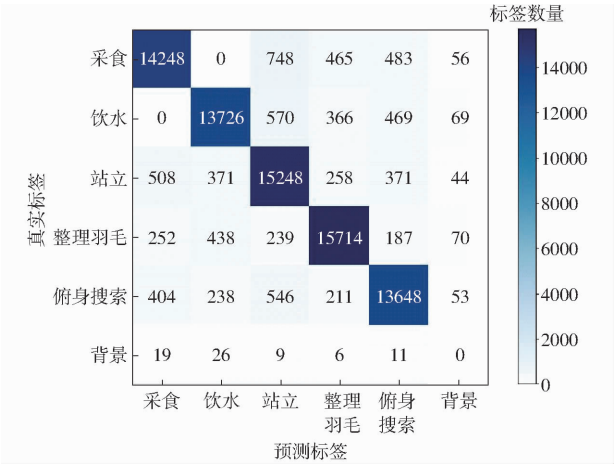

图 11 改进 YOLO v8n 行为识别模型的混淆矩阵

Fig. 11 Confusion matrix of improved YOLO v8n behavior recognition model

从图 11 可看出，采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索行为标签被正确识别数量为 14 248、13 726、15 248、15 714、13 648，占比达到 89.05%、90.3%、90.76%、92.98%、90.38%，表明本文行为识别模型具有较优的分类性能。

3.1.6 改进 YOLO v8n 行为识别模型与其它主流模型对比试验

为进一步检验改进 YOLO v8n 行为识别模型的检测性能，设计了一组改进 YOLO v8n 与其它主流单阶段目标检测算法识别蛋鸡行为对比试验。

随机从本试验的蛋鸡行为识别数据集中选择 1 幅图像，分别利用 YOLO v5n、YOLO v6n、YOLO v7－tiny、YOLO v8n 和本文行为识别模型对此图像进行识别，识别效果如图 12 所示。从图 12 可以看到，YOLO v5n、YOLO v6n、YOLO v7－tiny 和 YOLO v8n 均出现了未识别或识别错误的情况（图 12 箭头所示），但改进 YOLO v8n 模型可以正确识别。在 YOLO v8n 识别结果中 1、19 号因聚集遮挡出现了漏检，15 号因拍摄角度导致头部特征不明显，将站立错误识别为整理羽毛。在 YOLO v7－tiny 识别结果中因聚集将 1、16、19 号识别为一只鸡，未识别出 1、16 号，10 号因聚集，遮挡了部分鸡头画面，模型将整理羽毛识别成站立，5、2 号因拍摄角度导致鸡身将鸡头部分遮挡，将俯身搜索、整理羽毛识别成站立。在 YOLO v6n 识别结果中 1 号因聚集遮挡出现了漏检，8 号因食槽遮挡了部分身体画面，模型将站立识别成俯身搜索。在 YOLO v5n 识别结果中 1 号因聚集遮挡出现了漏检，2、15 号因拍摄角度导致画面中鸡头区域较小，特征不明显，2 号错误识别为站立，15 号错误识别为俯身搜索。

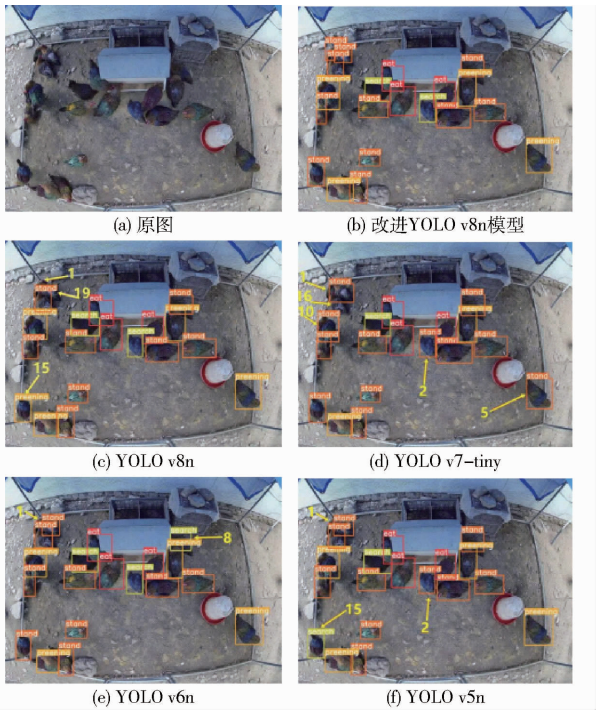

图 12 不同模型对蛋鸡行为识别效果

Fig. 12 Effect of different models on behavior recognition of laying hens

使用本文 1.4 节制作的蛋鸡行为识别数据集训练 YOLO v5n、YOLO v6n、YOLO v7－tiny、YOLO v8n 和本文行为识别模型，利用指标对比验证本文行为识别模型性能，试验结果如表 8 所示。

表 8 不同模型性能对比

Tab. 8 Performance comparison of different models

%

模型	mAP	AP				
		采食	饮水	站立	整理羽毛	俯身搜索
YOLO v5n	86.6	90.8	92.5	86.5	86.2	77.1
YOLO v6n	87.3	92.9	91.3	88.0	85.9	78.6
YOLO v7－tiny	85.9	92.6	92.5	87.2	82.2	74.9
YOLO v8n	87.9	92.5	92.4	87.7	86.4	80.7
改进 YOLO v8n	91.4	94.4	93.0	90.7	91.7	86.9

从表 8 可以看到，本文行为识别模型对采食、饮

水、站立、整理羽毛和俯身搜索行为识别的 AP 分别达到 94.4%、93.0%、90.7%、91.7% 和 86.9%，与 YOLO v5n、YOLO v6n、YOLO v7 - tiny 和 YOLO v8n 比较，mAP 指标分别提高 4.8、4.1、5.5、3.5 个百分点，均优于其它模型。

3.1.7　蛋鸡个体身份识别结果分析

使用相同的蛋鸡个体身份识别数据集分别训练 YOLO v8n 模型和利用 MobileNetV3 改进的 YOLO v8n 模型，对比验证改进模型的性能，试验结果如表 9 所示。

表 9　蛋鸡个体身份识别模型性能

Tab. 9　Performance of individual identification model for laying hens

模型	精确率/%	召回率/%	F1 值/%	mAP/%	参数量	运算量
YOLO v8n	94.2	92.6	93.4	97.3	$3.157\,2\times10^{6}$	8.9×10^{9}
MobileNetV3 + YOLO v8n	92.1	92.0	92.1	96.9	$1.192\,1\times10^{6}$	2.8×10^{9}

从表 9 可看到，与 YOLO v8n 原模型相比，改进模型精确率、召回率、F1 值、mAP 指标虽下降 2.1、0.6、1.3、0.4 个百分点，但仍达到 92.1%、92%、92.1%、96.9%，表明利用 MobileNetV3 改进后的 YOLO v8n 模型，在满足行为识别精度的同时，尽可能地提升了个体行为检测速度。

随机从本试验的蛋鸡个体身份识别数据集中选择 1 幅图像，使用改进的蛋鸡个体身份识别网络模型进行识别个体身份，识别效果如图 13 所示。

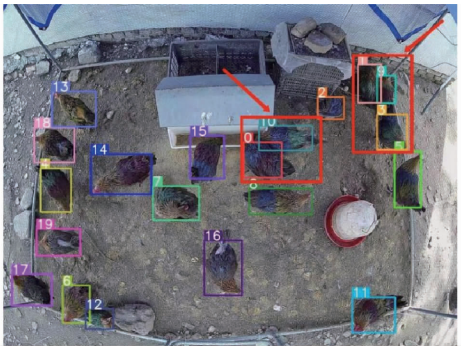

图 13　蛋鸡个体身份识别效果

Fig. 13　Effect of individual identification of laying hens

从图 13 可以看到，改进的 YOLO v8n 个体身份识别网络正确地识别出了所有的 20 只鸡，对图中红框标注出的蛋鸡聚集这种个体难以识别的情况，也能正确识别。同时，模型参数量和运算量由原来的 $3.157\,2\times10^{6}$ 和 8.9×10^{9} 减少到 $1.192\,1\times10^{6}$ 和 2.8×10^{9}，减少 $1.965\,1\times10^{6}$ 和 6.1×10^{9}，模型参数量和运算量几乎减少 1/2，表明引入 MobileNetV3 后，个体身份识别网络模型在正确识别身份的同时，可明显提升模型检测速度，具有更优的性能。

个体身份识别模型在 1.4 节制作的蛋鸡个体身份识别数据集上生成的混淆矩阵如图 14 所示。从图 14 可以看到，每只蛋鸡身份标签数量均为 400，被正确区分的标签数量均超过 350。正确识别数量最多的 6 号鸡达到 377，正确识别数量最少的 8 号鸡也达到 353，表明本文个体身份识别模型性能优良。

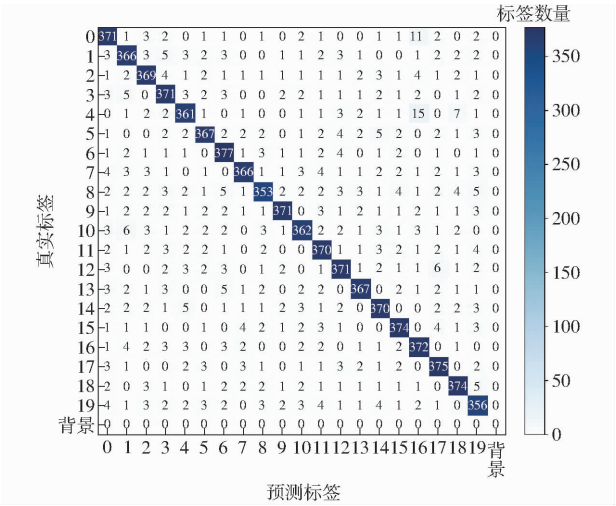

图 14　个体身份识别模型的混淆矩阵

Fig. 14　Confusion matrix of individual identity model

3.2　不同蛋鸡个体行为差异分析

统计蛋鸡行为数据发现，温度对行为有较大影响，试验选取温度变化较大的连续 3 d（2023 年 9 月 18 日温度为 12 ~ 27℃，19 日温度为 6 ~ 18℃，20 日温度为 8 ~ 22℃）进行行为数据差异化分析。选取这 3 d 视频，以比例 1∶250 提取视频帧进行抽样检测，使用改进 YOLO v8n 行为识别模型对样本图像进行蛋鸡行为识别，并将结果送入个体身份识别模型确定蛋鸡 ID，求得每只蛋鸡每天各种行为次数。

通过试验发现，当温度为 12 ~ 27℃时，鸡群采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索行为平均次数为 123、37、318、133、133 次，当温度处于 6 ~ 18℃时，5 种行为平均次数为 140、24、341、135、135 次，当温度处于 8 ~ 22℃时，5 种行为平均次数为 130、27、326、138、137 次。

温度为 6 ~ 18℃时蛋鸡采食次数比 12 ~ 27℃、8 ~ 22℃分别增加 17、10 次，站立次数分别增加 23、15 次，饮水次数减少 13、3 次，整理羽毛次数分别为 135、133、138 次，俯身搜索次数分别为 135、133、137 次。分析发现，当温度降低时，蛋鸡采食次数、站立次数会增加，饮水次数会减少，整理羽毛、俯身搜索

次数几乎无变化,试验结果为养殖户依据环境温度调整采食饮水量,实现节本增效、精准养殖提供了数据依据。

对 3 d 各蛋鸡行为数据进行统计分析发现,0 号蛋鸡采食次数最多,3 d 次数分别为 185、235、193 次,2 号和 9 号蛋鸡采食次数较少,3 d 次数分别为 67、81、78 次和 77、84、81 次,采食次数相差达到一倍以上,但这 3 只蛋鸡产蛋率相差不大,均为 3 d 产蛋 2 ~ 3 枚。同时 12 号蛋鸡采食次数远低于其它蛋鸡,但俯身搜索次数较高,经分析发现,12 号蛋鸡较其它蛋鸡体型明显偏小,推测由于 12 号蛋鸡在竞争食物中处于劣势地位,因此出现了采食少、俯身搜索地面散落饲料行为次数较高的情况。

总体而言,通过对健康蛋鸡个体各行为数据的分析发现:健康的蛋鸡个体,行为数据与温度有关,温度降低时,采食、站立次数增加,饮水次数减少,整理羽毛、俯身搜索次数几乎无变化。相同温度下,不同蛋鸡个体的行为数据差异较大,且差异值与蛋鸡体型有关。体型差异不大的情况下,同一温度不同蛋鸡个体采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索行为发生次数分别介于 67 ~ 235 次、13 ~ 47 次、254 ~ 448 次、72 ~ 225 次、75 ~ 267 次之间。试验结果为蛋鸡健康状况评判提供了数据支持,同时,相同条件下,不同蛋鸡个体各行为数据差异较大,行为数据也为养殖场进行个体优选奠定了基础。

4 结论

(1)提出了一种基于改进 YOLO v8n 模型识别鸡群中个体行为的方法。改进 YOLO v8n 模型对蛋鸡采食、饮水、站立、整理羽毛、俯身搜索 5 种行为识别的平均精度(AP)分别达到 94.4%、93.0%、90.7%、91.7%、86.9%,平均精度均值(mAP)达到 91.4%。

(2)以 YOLO v8n 为基础构建了蛋鸡个体身份识别模型,减少了运算资源,加快了识别速度。蛋鸡个体身份识别模型的精确率、召回率、F1 值和 mAP 达到 92.1%、92.0%、92.1% 和 96.9%,模型的参数量和运算量仅有 $1.192\ 1\times10^{6}$ 和 2.8×10^{9},相比改进前减少 $1.965\ 1\times10^{6}$ 和 6.1×10^{9}。

(3)通过对不同蛋鸡个体行为的差异性分析发现,行为数据与温度及蛋鸡个体本身有关,温度降低时,采食、站立次数增加,饮水次数减少,其它行为几乎无变化。相同温度下,不同蛋鸡个体行为数据差异较大,各行为发生次数分别介于 67 ~ 235 次、13 ~ 47 次、254 ~ 448 次、72 ~ 225 次、75 ~ 267 次之间。

参 考 文 献

[1] 陆鑫. 蛋鸡健康养殖技术的发展趋势[J]. 中国畜牧兽医文摘,2017,33(8):21.

[2] 程欢,孙志华,白文娟,等. 2019 年以来我国蛋鸡产业发展形势分析及建议[J]. 中国畜牧杂志,2022,58(12):295 - 299.

[3] 朱宁,杨东群,秦富. 中美蛋鸡产业发展比较研究[J]. 中国家禽,2018,40(14):1 - 5.
ZHU Ning, YANG Dongqun, QIN Fu. Comparative study of layer industry development in China and America[J]. China Poultry, 2018,40(14):1 - 5. (in Chinese)

[4] 牛旭达,房灿,姚慧敏,等. 2021 年石家庄市蛋鸡产业发展概况[J]. 北方牧业,2022(9):12 - 14.

[5] MICHEL V, HUONNIC D. A comparison of welfare, health and production performance of laying hens reared in cages or in aviaries[J]. Br. Poult. Sci. ,2003,44(5):775 - 776.

[6] 谢守前,詹凯,金光明,等. 中国蛋鸡福利化养殖现状与发展趋势[J]. 中国农学通报,2018,34(17):129 - 134.
XIE Shouqian, ZHAN Kai, JIN Guangming, et al. The present situation and developing trend of laying hens' welfare in China [J]. Chinese Agricultural Science Bulletin, 2018,34(17):129 - 134. (in Chinese)

[7] 王永芬,席磊,赵亚军,等. 栖架式舍饲散养模式对蛋鸡行为与鸡舍环境的影响[J]. 西北农林科技大学学报(自然科学版),2017,45(1):21 - 27.
WANG Yongfen, XI Lei, ZHAO Yajun, et al. Effects of housing range mode with perches on behavior of laying hens and environment of henhouse[J]. Journal of Northwest A&F University(Natural Science Edition), 2017,45(1):21 - 27. (in Chinese)

[8] 陈华,童勤,李保明,等. 新型栖架立体散养系统对长产蛋周期下蛋鸡产蛋性能及淘汰蛋鸡品质的影响研究[J]. 中国家禽,2022,44(5):81 - 87.
CHEN Hua, TONG Qin, LI Baoming, et al. Study on laying performance and quality of phase-out layers with extended production cycle in a new large cage aviary unit system[J]. China Poultry, 2022,44(5):81 - 87. (in Chinese)

[9] 杨柳,李保明. 蛋鸡栖架立体散养系统研究的发展趋势与问题[J]. 中国畜牧杂志,2017,53(3):1 - 2,8.

[10] CARMICHAEL N L, WALKER W, HUGHES B O. Laying hens in large flocks in a perchery system: influence of stocking density on location, use of resources and behaviour[J]. British Poultry Science, 1999, 40(2): 165 - 176.

[11] TAUSON R. Management and housing systems for layers-effects on welfare and production[J]. World's Poultry Science Journal, 2005, 61(3): 477 - 490.

[12] BLOKHUIS H J, VAN NIEKERK T F, BESSEI W, et al. The laywel project: welfare implications of changes in production systems for laying hens[J]. World's Poultry Science Journal, 2007, 63(1): 101 - 114.

[13] 王珑翰,张良,高建波,等. 蛋鸡健康监测和行为识别及死鸡移除系统研究进展[J]. 中国家禽,2022,44(10):83 - 88.
WANG Longhan, ZHANG Liang, GAO Jianbo, et al. Research progress on health monitoring, behavior recognition and dead chicken removal system for layer production[J]. China Poultry, 2022,44(10):83 - 88. (in Chinese)

[14] 赵守耀. 蛋鸡行为识别与健康评估系统研究[D]. 太原:中北大学,2022.
ZHAO Shouyao. Study on behavior recognition and health assessment system of laying hens[D]. Taiyuan: North University of China, 2022. (in Chinese)

[15] 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. (in Chinese)
[16] 李娜.舍饲散养模式下鸡只行为分析与监测关键技术研究[D].保定:河北农业大学,2021.
LI Na. Key technology research of behavior analysis and monitoring of chickens in free-range feeding mode[D]. Baoding: Hebei Agricultural University, 2021. (in Chinese)
[17] LEROY T, VRANKEN E, VAN BRECHT A, et al. A computer vision method for on-line behavioral quantification of individually caged poultry[J]. Transactions of the ASABE, 2006, 49(3): 795 - 802.
[18] POURSABERI A, WICHMAN A, BAHR C, et al. Automatic monitoring of turkeys: a vision-based approach to detect and analyse the behaviour of turkeys in transport cages based on ellipse fitting[J]. American Journal of Physiology, 2009, 267(1): 295 - 308.
[19] AYDIN A. Development of an early detection system for lameness of broilers using computer vision[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2017, 136: 140 - 146.
[20] 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 CSAE, 2012,28(24):157 - 163. (in Chinese)
[21] 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. (in Chinese)
[22] 王凯,姜吴昊,吕艳,等.基于深度学习的笼养蛋鸡行为实时检测方法[J].中国农业大学学报,2019,24(11):123 - 133.
WANG Kai, JIANG Wuhao, LÜ Yan, et al. Real-time detection method for cage laying hens' behavior based on deep learning [J]. Journal of China Agricultural University, 2019,24(11):123 - 133. (in Chinese)
[23] SOZZI M, PILLAN G, CIARELLI C, et al. Measuring comfort behaviours in laying hens using deep-learning tools[J]. Animals, 2022, 13(1): 33.
[24] ANDREW W, GREATWOOD C, BURGHARDT T. Visual localisation and individual identification of Holstein friesian cattle via deep learning[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, 2017: 2850 - 2859.
[25] XU J, ZHOU S, XU A, et al. Automatic scoring of postures in grouped pigs using depth image and CNN - SVM[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 194: 106746.
[26] LI Q, CHU M, KANG X, et al. Temporal aggregation network using micromotion features for early lameness recognition in dairy cows[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107562.
[27] 王克俭,孙奕飞,司永胜,等.基于时空特征的奶牛视频行为识别[J].农业机械学报,2023,54(5):261 - 267,358.
WANG Kejian, SUN Yifei, SI Yongsheng, et al. Video behavior recognition of dairy cows based on spatio-temporal features [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(5):261 - 267,358. (in Chinese)
[28] 杨秋妹,陈淼彬,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)
[29] 谷月,王树才,严煜,等.基于改进 YOLO v4 的笼养蛋鸭行为实时识别方法[J].农业机械学报,2023,54(11):266 - 276.
GU Yue, WANG Shucai, YAN Yu, et al. Method for real-time behavior recognition of cage-reared laying ducks based on improved YOLO v4[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(11):266 - 276. (in Chinese)
[30] 杨断利,王永胜,陈辉,等.基于 SEEC - YOLO v5s 的散养蛋鸡日常行为识别与统计系统[J].农业机械学报,2023,54(9):316 - 328.
YANG Duanli, WANG Yongsheng, CHEN Hui, et al. Daily behavior recognition and real-time statistics system of free-range laying hens based on SEEC - YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(9): 316 - 328. (in Chinese)
[31] 杨断利,王永胜,陈辉,等.复杂环境下蛋鸡个体识别与自动计数系统研究[J].农业机械学报,2023,54(6):297 - 306.
YANG Duanli, WANG Yongsheng, CHEN Hui, et al. Individual identification and automatic counting system of laying hens under complex environment[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(6):297 - 306. (in Chinese)
[32] 杨断利,王永胜,陈辉,等.基于改进 YOLO v6 - tiny 的蛋鸡啄羽行为识别与个体分类[J].农业机械学报,2023,54(5): 268 - 277.
YANG Duanli, WANG Yongsheng, CHEN Hui, et al. Feather pecking abnormal behavior identification and individual classification method of laying hens based on improved YOLO v6 - tiny[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(5):268 - 277. (in Chinese)
[33] EVERINGHAM M, VAN GOOL L, WILLIAMS C K I, et al. The pascal visual object classes (voc) challenge[J]. International Journal of Computer Vision, 2010, 88: 303 - 338.
[34] 王志强.基于深度学习的车道线检测和目标识别研究[D].石家庄:石家庄铁道大学,2022.
WANG Zhiqiang. Research on lane line detection and target recognition based on deep learning[D]. Shijiazhuang: Shijiazhuang Tiedao University, 2022. (in Chinese)
[35] YAO J, QI J, ZHANG J, et al. A real-time detection algorithm for kiwifruit defects based on YOLO v5[J]. Electronics, 2021, 10(14): 1711.
[36] LI C, ZHOU A, YAO A. Omni-dimensional dynamic convolution[J]. arXiv Preprint arXiv:2209.07947, 2022.
[37] HAN K, WANG Y, TIAN Q, et al. Ghostnet: more features from cheap operations[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 1580 - 1589.
[38] LIU Y, SHAO Z, HOFFMANN N. Global attention mechanism: retain information to enhance channel-spatial interactions[J]. arXiv Preprint arXiv:2112.05561,2021.
[39] ZHANG H, XU C, ZHANG S. Inner - IoU: more effective intersection over union loss with auxiliary bounding box[J]. arXiv Preprint arXiv:2311.02877, 2023.
[40] HOWARD A, SANDLER M, CHU G, et al. Searching for MobilenetV3[C]// Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision,2019: 1314 - 1324.