DOI: 10.12398/j.issn.2096-7217.2026.01.005

基于GMA-YOLO11n的黄羽肉鸡行为多目标检测方法研究

陈虹菲[1]，王孙缘[1]，于佳琪[1]，刘俊岭[2]，肖茂华[3]，钱燕[1]，邹修国[1*]

(1. 南京农业大学智慧农业学院(人工智能学院)，江苏南京，211800；2. 江苏深农智能科技有限公司，江苏南京，211800；3. 南京农业大学工学院，江苏南京，211800)

摘要：通过日常巡检对肉鸡异常状态进行及时识别，是提升集约化养殖管理效率的重要手段。相比传统人工巡检方式，基于计算机视觉的自动化巡检在检测效率和一致性方面具有明显优势，但在实际养殖环境中，肉鸡个体密集分布，小目标、多尺度变化及遮挡现象普遍存在，给视觉检测模型的稳定应用带来挑战。针对上述问题，本研究基于YOLO11n(you only look once)模型，提出了一种改进的目标检测方法GMA-YOLO11n(GSConv and multi-scale attention YOLO11n)。该模型在Backbone中引入GSConv轻量化卷积模块以降低计算复杂度；并通过多尺度特征融合新增160×160的高分辨率特征层，以增强对小尺度和密集目标的检测能力；同时在多尺度特征输入前引入SE(squeeze-and-excitation)通道注意力模块，提升关键特征表达。试验结果表明，该模型能够有效实现肉鸡饮水、进食、行走等日常行为及异常状态的多类别检测，在数据集Ⅰ和数据集Ⅱ上的平均精度均值*mAP*分别达到93.87%和90.45%，较基线模型均有所提升，且推理速度满足实际视频巡检需求。

关键词：黄羽肉鸡；行为检测；YOLO11n；注意力机制；多尺度特征

中图分类号：S24 **文献标识码**：A **文章编号**：2096-7217(2026)01-0043-09

陈虹菲，王孙缘，于佳琪，刘俊岭，肖茂华，钱燕，邹修国. 基于GMA-YOLO11n的黄羽肉鸡行为多目标检测方法研究[J]. 智能化农业装备学报(中英文)，2026，7(1)：43－51

CHEN Hongfei, WANG Sunyuan, YU Jiaqi, LIU Junling, XIAO Maohua, QIAN Yan, ZOU Xiuguo. Multi-objective monitoring method of yellow-feathered broiler behavior based on GMA-YOLO11n model [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2026, 7(1): 43－51

0 引言

鸡肉因其高蛋白、低脂肪的优点，成为人们健康饮食的主要选择之一。需求量的不断增长促使肉鸡养殖从自由放养转向密集式室内养殖，该养殖模式普遍存在养殖密度大，舍内通风不足等问题，易导致鸡群疾病的发生和传播[1]。若未及时干预，会导致重大经济损失。通过监测肉鸡的食欲、精神状态等行为信息，可以实现疾病的早期预警，减少潜在的经济损失[2]。

传统的疾病筛查任务主要依靠人工巡检，然而，随着家禽养殖规模的扩大，该方法效率低下且漏检率高。COX[3]在2002年首次提出精密畜牧养殖(precision livestock farming，PLF)的概念，即利用可穿戴传感器、声音分析、图像识别等现代技术来实现智能养殖。其中，可穿戴传感器常用于监测牛、羊等大型动物的行为并获取生理数据[4-6]，该方法虽然确保了高精度，但可能会引起动物的应激反应。此外，为小体积家禽配备可穿戴传感器会大大提高成本，经济效益不高。声音信息也是反映动物健康状况的重要指标之一。DU等[7]基于Kinect麦克风阵列开发了一种监测夜间鸟类异常叫声的监控系统，在小型群体测试中准确率可达73.6%。CUAN等[8]基于卷积神经网络(CNN，convolutional neural network)提出一种病鸡异常声音检测模型，试验结果表明，模型识别的准确率与肉鸡的病毒感染时间成正比。说明基于声音的识别技术并不适用于大规模的养殖场中的早期疾病筛查。

相比之下，对于长时间的群体行为监测问题，视觉技术提供了更优的解决方案，它能够通过对图像信息

收稿日期：2025-12-02 修回日期：2026-01-12

基金项目：江苏省国际合作项目(BZ2023013)；国家重点研发子课题(2024YFD200030204)

第一作者：陈虹菲，2001年生，硕士，研究方向为动物表型及智能养殖(装备)技术。E-mail：2023119023@stu.njau.edu.cn

*通信作者：邹修国，男，1979年生，博士，副教授，研究生导师；研究方向为动物表型及智能养殖(装备)技术。E-mail：zouxiuguo@njau.edu.cn

的提取、处理和理解,实现检测、追踪和分割任务。既不易受温度、噪声等环境因素的影响,又以非侵入性的方式进行,不会导致动物应激[9]。尤其是基于深度学习的视觉技术,近年来在农业领域得到广泛应用[10]。YOLO是一个有代表性的目标检测模型[11-17]。它将图像分为多个网格,并在每个网格上同时预测多个边界框和类别概率,再利用非极大值抑制算法(NMS,non-maximum suppression)从中筛选出最佳的结果,可以用于多项实时检测任务,如家禽运动跟踪、异常行为检测、植物异常表型检测等[18-20]。在实际应用时,往往需要对YOLO模型作改进以适应不同场景的需求。LIN[21]等以YOLOv8为基础,集成带小目标检测层的BiFPN模块增强小目标特征融合能力,引入坐标注意力机制,并采用Focaler IoU优化传统CIoU,实现复杂遮挡背景下菠萝目标的精准识别。QIAN等[22]将YOLOv8n主干网络替换为HGNetV2结构,在SPPF中加入LSKA注意力模块减少参数与计算量,在头网络集成SEAM模块增强复杂遮挡场景下的特征提取能力,实现精度与效率的平衡,适用于农业场景的实时杂草检测。WU等[23]提出轻量级高效网络DNE-YOLO用于苹果检测,融合CBAM注意力机制与CARAFE上采样算子强化目标关注度,通过GSConv与WIOU损失函数减少参数、降低数据集依赖,在多环境数据集上检测准确率达90.7%。FAN等[24]基于YOLOv5重构特征提取模块,整合ShuffleNet v2、三层BiFPN及并行混合注意力机制,设EIOU损失函数提升多尺度重叠目标检测能力,实现棉花田杂草检测。ZHANG等[25]提出改进轻量级模型Sheep-YOLO,集成MLCA注意力模块、SIoU损失函数与CARAFE提升模型对养殖密度和光照条件的适应性,在羊群数据集中识别准确率超96%。WU等[26]提出奶牛行为识别算法DMSF-YOLO,通过替换主干与颈部网络模块、设计多尺度特征提取模块、引入动态检测头,实现多尺度特征融合与背景干扰抑制。试验表明,该算法在自建数据集上的精准度、召回率等核心指标均显著提升,可满足奶牛场行为快速精准识别需求。

受此启发,本研究提出了GMA-YOLO11n模型,结合注意力机制和多尺度特征融合思想,提高模型面临多尺度目标和遮挡挑战时的表现性能,本研究的主要内容如下:

1)收集、扩展并划分了两个不同养殖规模下的黄羽肉鸡日常行为数据集。

2)提出GMA-YOLO11n模型,在YOLO11n框架基础上引入GSConv轻量化卷积结构,并通过多尺度特征融合策略为检测头增加高分辨率特征层,同时在关键检测分支前引入通道注意力机制SE,以增强模型对多尺度目标和关键行为特征的表达能力。

3)利用GMA-YOLO11n模型识别数据集Ⅰ测试集中随机的150张图像,结合每张图像的识别结果和相应的*THI*值,分析肉鸡行为与热应激环境间的相关性。

1 黄羽肉鸡图像数据采集与预处理

1.1 数据采集

数据集Ⅰ、Ⅱ均采集于江苏省南京市六合区金牛湖街(118°52′38″E,32°26′54″N)。数据集Ⅰ在2.9 m×1.9 m×1.8 m的鸡舍内采集,如图1所示。由鸡舍顶部的半球网络摄像头(CS-C4W-3C2WFR)采集俯视图像,舍内共养殖35只黄羽肉鸡。



图1 数据集Ⅰ采集场所

Figure 1 Collection site of dataset Ⅰ

数据集Ⅱ在12.5 m×5 m×2.5 m的鸡舍内采集,如图2所示,由巡检机器人的旋转摄像头采集不定角度图像,舍内养殖1 250只黄羽肉鸡。

两个数据集在养殖规模、拍摄视角及环境复杂度方面存在明显差异,可用于评估模型在不同养殖场景下的适用性。



图2 数据集Ⅱ的采集场所

Figure 2 Collection site of dataset Ⅱ

1.2 数据预处理

数据以视频的形式采集,剔除掉人为因素的干扰(喂食,通风等)。每0.5 min截取一次图像,数据集Ⅰ共

获得 3 382 张图像，图像大小为 1 280 像素×720 像素。数据集Ⅱ共获得 1 565 张图像，图像大小为 4 032 像素×3 024 像素。由于在密集养殖环境中获得的黄羽肉鸡图像存在相互遮挡，背景杂乱等问题。本研究使用 MOSAIC 数据增强方法[27]来丰富多尺度的数据信息。即随机读取 4 张图像进行拼接、缩放、平移和旋转，可以增加样本大小和小样本数量。经过数据增强后，数据集Ⅰ共获得 4 460 张，数据集Ⅱ共获得 2 060 张。根据 8∶1∶1 的比例将数据集Ⅰ、Ⅱ划分为训练集、验证集和测试集。

结合视觉特征，本研究对两个数据集中黄羽肉鸡的日常行为与状态进行分类标注。数据集Ⅰ中的类别包括：进食、饮水、异常（脖子蜷缩或俯卧在地）以及其他（站立、行走和梳理羽毛）4 类。数据集Ⅱ中的类别包括：啄食、异常（脖子蜷缩或俯卧在地），其他（站立、行走和梳理羽毛）及死亡 4 类。其中，“异常”和“死亡”主要用于描述肉鸡在视觉层面可观测到的非正常状态，而非对其生理或疾病原因作出直接判定。以上类别的示例图像分别展示在图 3 和图 4 中。

所有图像均使用 Labelimg 软件对数据集Ⅰ、Ⅱ进行标注，并转换为 Pascal Voc 格式保存以便后续处理。

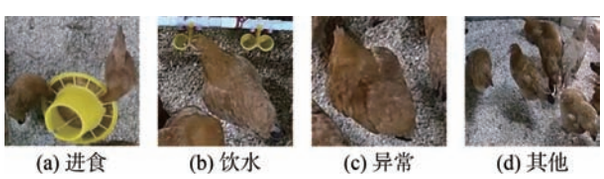


图 3　数据集Ⅰ中肉鸡日常行为示例

Figure 3　Examples of broiler behavior classification in dataset Ⅰ



图 4　数据集Ⅱ中肉鸡日常行为示例

Figure 4　Examples of broiler behavior classification in dataset Ⅱ

2　GMA-YOLO11n 鸡行为多目标检测模型构建

近年来，YOLO 系列目标检测算法在网络结构设计与轻量化方向不断演进，逐步形成了以高效特征提取和实时检测为核心的单阶段检测框架。YOLO11n 作为新一代轻量化目标检测模型，在保持较高检测精度的同时，进一步优化了网络结构与计算效率，在速度与精度之间取得了较好的平衡。与早期版本相比，YOLO11n 未直接采用传统的 C3 模块结构，而是在 Backbone 设计中继承并发展了 CSPNet 提出的跨阶段特征分流与融合思想，通过改进的轻量化特征提取模块实现高效的信息流动与特征表达。

尽管 YOLO11n 在通用目标检测任务中表现良好，但在本研究所构建的肉鸡行为数据集中，仍然存在小尺寸目标易漏检、复杂场景下行为特征区分度不足等问题。针对上述不足，本研究以 YOLO11n 为基础模型，从特征提取结构与多尺度特征建模方面对网络进行改进，提出 GMA-YOLO11n 模型，以进一步提升模型在复杂养殖场景下的检测精度。

2.1　GSConv 卷积块

在 YOLO11n 模型中，卷积模块（Conv）主要应用于 Backbone 的特征提取阶段，用于逐层完成特征映射与空间下采样。传统标准卷积在具备较强特征表达能力的同时，通常伴随着较高的参数规模和计算开销，这在一定程度上限制了模型在资源受限场景下的应用。为提升网络的计算效率与推理速度，近年来研究者提出了多种轻量化卷积结构，例如基于廉价特征生成思想的 GhostNet[28] 以及引入通道重排机制的 ShuffleNet[29]。其中，GhostNet 通过将部分特征映射由低成本线性运算生成，以减少冗余计算；ShuffleNet 则通过通道分组与通道重排（Channel Shuffle）机制，增强分组卷积中不同通道之间的信息流动能力，在降低计算复杂度的同时保持较好的特征表达性能。

在上述研究基础上，LI 等[30]提出了 GSConv（Ghost-Shuffle Convolution）结构。该模块将标准卷积与轻量化卷积思想相结合，首先通过分组卷积生成主要特征映射，再利用 Ghost 操作产生冗余特征，随后引入通道重排机制以加强不同通道之间的信息交互，其基本结构示意图如图 5 所示。相较于传统标准卷积，GSConv 在显著降低参数量和浮点运算量（FLOPs）的同时，仍能够保持较强的特征表达能力，已在轻量化目标检测网络中展现出良好的性能与效率权衡特性。

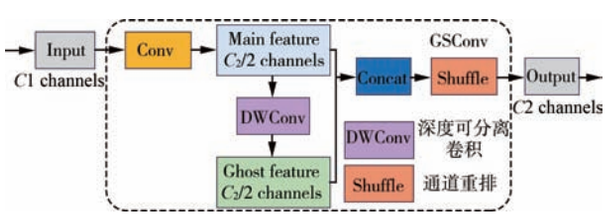


图 5　GSConv 卷积模块结构示意图

Figure 5　Diagram of GSConv (Ghost-Shuffle Convolution) module structure

基于上述分析，本研究在 YOLO11n 模型的 Backbone 部分对部分标准卷积层进行 GSConv 替换，主要作用于中低层特征提取阶段（P2/4 与 P3/8 下采样位置）。该设计一方面避免在高分辨率浅层特征上引入过高的计算开销，另一方面在保留空间细节信息的

同时有效减少冗余计算,从而提升模型整体运行效率,为后续多尺度特征融合与目标检测提供更加高效的特征表示。

2.2 新增高分辨率(160×160)特征层

原YOLO11n模型的Head层是基于P3(80×80)、P4(40×40)和P5(20×20)3个尺度特征图,生成边界框(bounding box)和置信度(confidence)的最终检测结果。但是在处理多尺度目标问题时,低分辨率的特征图容易丢失细节信息,对小目标物体造成漏检。因此本研究在Head决策层前新增了一个160×160的特征层,一定程度上保留了原始图像的细节信息,提高模型在小目标上的检测性能。

本研究在原YOLO11n的模型基础上,对来自高层语义特征的特征图进行上采样,使其空间尺寸与浅层高分辨率特征保持一致;随后,通过Concat操作在通道维度上将两类特征进行融合,并经后续特征整合模块生成新的检测特征层。该P2特征层在640×640输入条件下对应的空间分辨率为160×160,能够在引入一定语义信息的同时,保留更多原始图像的纹理与边缘细节信息。

通过引入P2特征层,模型检测头由原来的3尺度结构扩展为4尺度结构(P2、P3、P4和P5),实现对不同尺度目标的覆盖,从而提升模型在小尺度黄羽肉鸡行为检测任务中的检测稳定性与鲁棒性。

2.3 SE模块

SE模块是一种通道注意力机制模块,主要包含压缩和激励两个步骤[31],其结构示意如图6所示。

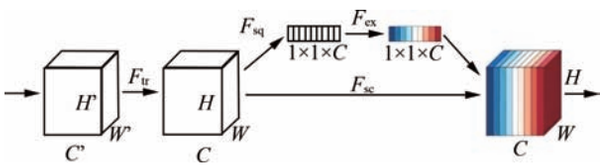


图6 SE注意力机制模块结构示意图

Figure 6 Diagram of SE attention mechanism module structure

输入特征图X,经过标准卷积操作F_{tr}后得到特征图集合U。其中,U的空间尺寸为$H\times W$,通道数为C,第c个通道对应的特征图记为u_c。压缩阶段对每个通道的特征图u_c进行全局平均池化操作,将其空间信息压缩为单一标量,特征图$U(H\times W\times C)$压缩成特征向量$z(1\times 1\times C)$,该过程如式(1)所示。

激励阶段由两个全连接层完成,第1个全连接层将压缩后的特征映射到较低维度的空间,并通过Relu非线性激活层,在减少计算量的同时保持非线性。第2个全连接层将特征映射回原始通道维度,并通过Sigmoid激活函数生成取值范围在(0,1)之间的通道注意力权重向量$\boldsymbol{s}$,该过程如式(2)所示。最后,缩放阶段利用通道注意力权重对输入特征进行重标定。将第c个通道对应的权重s_c与输入特征图u_c相乘,得到得到第c个通道重标定后的输出特征图$\tilde{x}_c$,如式(3)所示。因此SE模块能够抑制不重要的通道特征,提高模型提取有效特征的能力。

$$z_c=F_{sq}(u_c)=\frac{1}{H\times W}\sum_{i=1}^{H}\sum_{j=1}^{W}u_c(i,j) \tag{1}$$

$$\boldsymbol{s}=F_{ex}(z,\boldsymbol{W})=\sigma\left(\boldsymbol{W}_2\cdot Relu(\boldsymbol{W}_1\cdot z)\right) \tag{2}$$

$$\tilde{x}_c=F_{sc}(u_c,s_c)=s_c\cdot u_c \tag{3}$$

式中:F_{sq}——压缩函数;

F_{ex}——激励函数;

F_{sc}——缩放函数;

H、W——特征图的高度和宽度;

c——通道索引;

$\boldsymbol{W}_1$、$\boldsymbol{W}_2$——全连接层的权重矩阵;

s_c——第c个通道对应的重要性权重;

u_c——第c个通道对应的输入特征图。

改进之后的GMA-YOLO11n网络结构如图7所示。

2.4 试验环境与评价指标

2.4.1 试验环境

试验基于Python 3.9和CUDA 11.3环境完成。硬件设备的参数为Nvidia GeForce RTX 3080、Intel Core i7-12700KF CPU,16 GB@3.0 GHz。深度学习框架为PyTorch 1.9.0。

2.4.2 评价指标

本研究选择FPS对模型的识别速度进行评估,是指模型每秒能够处理多少帧图像。选择精确度(P)、召回率(R)、平均精度均值(mAP)对模型的识别精度进行评估,评价指标的计算方法如式(4)—式(7)所示。

$$P=\frac{TP}{TP+FP} \tag{4}$$

$$R=\frac{TP}{TP+FN} \tag{5}$$

$$AP=\int_0^1 P\cdot R\mathrm{d}R \tag{6}$$

$$mAP=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}AP_i \tag{7}$$

式中:TP——被正确判断的肉鸡数量;

FP——其他类别被误判为正确类别的肉鸡数量;

FN——正确类别被误判为其他类别的肉鸡数量;

N——测试样本的类别数量。

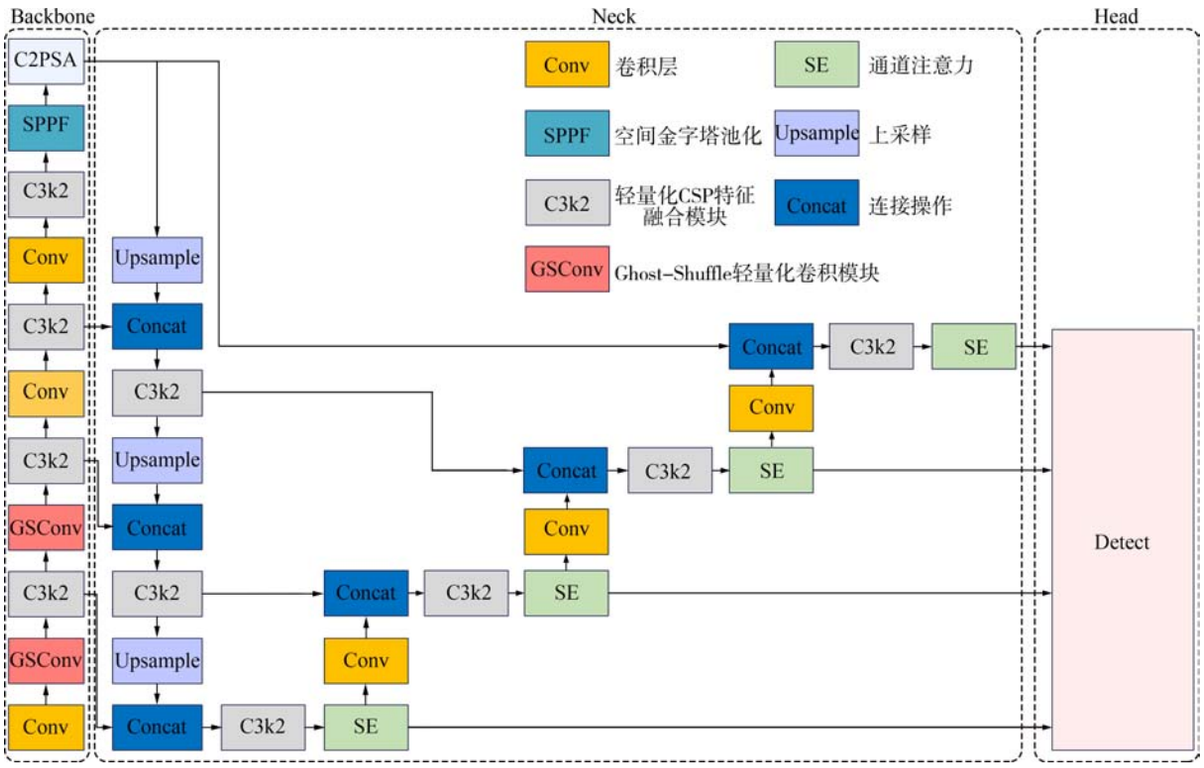


图 7　GMA-YOLO11n模型结构示意图

Figure 7　Diagram of the GMA-YOLO11n model structure

3　结果与分析

3.1　主流目标检测模型对比试验

为了验证提出的GMA-YOLO11n模型在肉鸡日常行为检测与分类问题上的可行性和有效性，本试验将GMA-YOLO11n与3种主流的目标检测模型在数据集Ⅰ、Ⅱ上进行了性能对比。主要训练参数设为*Batch size*=8，*Epoch*=100，学习率调整采用余弦退火算法，令其随着模型迭代轮数不断改变，以避免陷入局部最优解，设置*Initial learning rate*=0.01，*Minimum learning rate*=0.001，结果如表1、表2所示。

从结果可以看出，作为单阶段目标检测模型，YOLO系列算法和SSD（single shot MultiBox detector）在运行速度上有很大的优势。Faster R-CNN虽然在数据集Ⅰ、Ⅱ上的检测精度都较高，分别达到89.07%和82.1%，超过了基础模型YOLO11n，但运行速度*FPS*分别只能达到16帧/s和9帧/s，远远不能达到处理视频的要求。相比之下，GMA-YOLO11n模型的*mAP*在数据集Ⅰ、Ⅱ上分别为93.87%和90.45%，均达到最高。同时检测速度与原YOLO11n模型相比只有轻微损失，可以达到检测视频的要求，由此可见，GMA-YOLO11n在检测精度和运行速度上均占优势。在数据集Ⅰ上，GMA-YOLO11n的*mAP*达到93.87%，较基础YOLO11n提高了2.65个百分点；而在数据集Ⅱ上，GMA-YOLO11n的*mAP*达到90.45%，较基础YOLO11n提高了5.25个百分点。相较于数据集Ⅰ，在数据集Ⅱ上的性能提升幅度更为显著，这表明GMA-YOLO11n在处理多尺度目标时表现更加优越。

表 1　主流模型在数据集Ⅰ上的性能比较

Table 1　Comparison of the performance of mainstream models on dataset Ⅰ

模型	*mAP*/%	*P*/%	*R*/%	*FPS*/(帧·s^{-1})
SSD	83.75	83.71	83.59	29
Faster R-CNN	91.67	89.07	88.02	16
YOLO11n	91.22	84.33	85.49	37
GMA-YOLO11n	93.87	88.12	89.73	36

表 2　主流模型在数据集Ⅱ上的性能比较

Table 2　Comparison of the performance of mainstream models on dataset Ⅱ

模型	*mAP*/%	*P*/%	*R*/%	*FPS*/(帧·s^{-1})
SSD	79.4	78.6	79.1	19
Faster R-CNN	86.7	82.1	81.7	9
YOLO11n	85.2	81.8	81.2	21
GMA-YOLO11n	90.45	83.97	83.3	22

GMA-YOLO11n 和 YOLO11n 在数据集Ⅰ、Ⅱ上的识别结果对比如图 8、图 9 所示。可以明显看出在数据集Ⅰ中,由于水槽的遮挡,YOLO11n 会对仅有局部特征的肉鸡造成漏检,相比之下 GMA-YOLO11n 可以更好地捕捉小尺寸目标。在数据集Ⅱ中,每张图像上包含的肉鸡数量明显增多,异常肉鸡的特征信息极容易被忽视,导致 YOLO11n 对异常行为的识别发生误判,而 GMA-YOLO11n 新增的大尺寸特征检测层可以较好地保留原图的细节信息,从而提高检测精度。

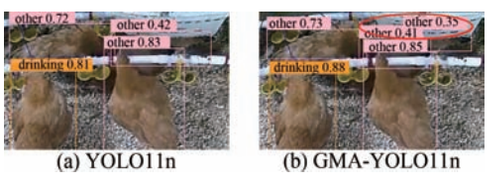


图 8 YOLO11n 与 GMA-YOLO11 在数据集Ⅰ的结果对比

Figure 8 Comparison of YOLO11n and GMA-YOLO11n on dataset Ⅰ

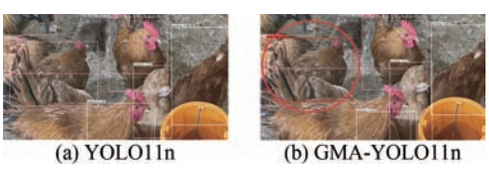


图 9 YOLO11n 与 GMA-YOLO11n 在数据集Ⅱ的结果对比

Figure 9 Comparison of YOLO11n and GMA-YOLO11n on dataset Ⅱ

3.2 消融实验

为验证系统分析所提出 GMA-YOLO11n 各改进组件对模型性能的贡献,在相同试验条件下设计并开展了消融实验。通过逐步引入不同结构模块,对比各子模块对检测精度与计算效率的影响,从而验证模型结构设计的合理性与有效性。主要训练参数设为 *Batch size*=8,*Epoch*=100,学习率调节采用余弦退火算法,*Initial learning rate*=0.01,*Minimum learning rate*=0.001。在数据集Ⅰ、Ⅱ上的训练结果如表 3、表 4 所示。

从表 3 和表 4 可以看出,各改进模块对模型检测性能与计算效率的影响存在差异。在 dataset Ⅰ上,基线模型 YOLO11n(模型 A)在各项指标上均表现稳定;引入 GSConv 轻量化卷积结构(模型 B)后,模型在两个数据集上的推理速度均得到显著提升,*FPS* 明显提高,但检测精度出现小幅波动。这表明 GSConv 在有效降低计算复杂度、提升运行效率的同时,对特征表达能力产生了一定影响。

在此基础上进一步引入 P2 高分辨率特征检测层(模型 C),模型在数据集Ⅰ和数据集Ⅱ上的 *mAP* 均获得明显提升,尤其在小目标密集分布和多尺度目标场景下检测性能改善。与此同时,由于额外特征层的引入增加了计算量,模型推理速度出现一定程度下降,但整体仍保持在可接受范围内。

最终,在融合 GSConv、P2 特征层以及 SE 通道注意力机制后(模型 D),模型在两个数据集上均取得了最高的检测精度,*P* 与 *R* 指标同步提升,说明注意力机制能够进一步增强关键特征的判别能力。综合来看,各模块在不同阶段分别从计算效率、多尺度特征表达和特征增强角度对模型性能进行了有效补充,使得 GMA-YOLO11n 在检测精度与运行速度之间实现了较为理想的平衡。

表 3 不同模型改进组件的消融实验结果(数据集Ⅰ)

Table 3 Ablation study results of different model components on dataset Ⅰ

模型	*mAP* /%	*P* /%	*R* /%	*FPS* /(帧·s^{-1})
A	91.22	84.33	85.49	37
B	91.05	83.60	86.72	41
C	93.10	86.90	86.11	36
D(Ours)	93.87	88.12	89.73	36

注:模型 A:YOLO11n(Baseline);模型 B:YOLO11n+GSConv;模型 C:YOLO11n+GSConv+P2;模型 D:GMA-YOLO11n,下同。

表 4 不同模型改进组件的消融实验结果(数据集Ⅱ)

Table 4 Ablation study results of different model components on dataset Ⅱ

模型	*mAP* /%	*P* /%	*R* /%	*FPS* /(帧·s^{-1})
A	85.20	81.80	81.2	21
B	86.39	81.76	82.8	28
C	88.80	83.10	82.2	23
D(Ours)	90.45	83.97	83.3	22

3.3 热应激试验

为了验证肉鸡日常行为与疾病之间潜在的联系,本试验在采取数据集Ⅰ的室内鸡舍中安装了温湿度传感器,根据截取的每张图像所对应的时间,记录下相应的温度(temperature),和湿度(humidity)数据,并根据式(8)计算出每张图像在时间上相对应的温湿度指数(*THI*)值,该指数可以衡量家禽在高温高湿环境下的不适程度[32],其计算方法如式(8)所示。从数据集Ⅰ的测试集中随机选取 150 张图像,根据每张图像在时间上对应的温度,湿度计算出每张图像对应的 *THI* 值。

$$THI=(0.8\times T)+[(H/100)\times(T-14.4)]+46.4 \tag{8}$$

式中:*T*——温度;

H——相对湿度。

根据皮尔逊相关系数进行相关性分析，结果如表5所示。结果表明，饮水、进食两类行为与*THI*之间的相关性较弱，可能因为受到家禽品种、养殖方式等多种因素的影响。而异常行为与*T*，*H*，*THI* 3项指标之间都有显著的相关性，其中与*THI*值呈显著正相关，相关系数为0.424，说明家禽在高温高湿环境下的不适反应可以体现在日常行为上，表明通过视觉技术对肉鸡行为进行持续监测，在热应激条件下具有作为辅助性早期预警手段的潜在应用价值。

表5　肉鸡日常行为与环境参数的相关性分析

Table 5　Correlation analysis between broilers′ daily behavior and environmental parameters

	饮水/只	进食/只	异常/只
THI	0.050	−0.131	0.424**
T/℃	0.201*	−0.081	0.362**
H/%	−0.349**	0.014	−0.193*

注：*表示$P<0.05$，**表示$P<0.01$。

4　结论

本研究提出了一种改进的GMA-YOLO11n目标检测模型，利用计算机视觉技术在大规模的肉鸡养殖场中完成低成本且高效的巡检任务。

在YOLO11n基础模型上，从轻量化特征提取与多尺度特征建模两个方面对网络结构进行了优化：一方面，引入GSConv卷积块替换部分标准卷积层，在降低参数量和计算开销的同时保持特征表达能力；另一方面，通过上采样与Concat操作为检测头新增一层160×160的高分辨率特征层（P2），增强模型对小尺度目标和密集目标的感知能力，并结合通道注意力模块SE进一步强化关键信息表达。

试验结果表明，GMA-YOLO11n在两个不同养殖规模的数据集上均取得了较优的检测性能。在数据集Ⅰ和数据集Ⅱ上，其*mAP*分别达到93.87%和90.45%，在保持较高检测精度的同时，推理速度仍满足实际视频监测需求。对比试验与消融实验结果进一步验证了GSConv、P2检测层以及SE模块在提升模型性能方面的有效性，说明所提出的网络结构设计在精度与效率之间取得了良好的平衡，尤其在多尺度目标和复杂场景下表现更为稳定。

在应用层面，本研究基于GMA-YOLO11n的行为识别结果，对肉鸡日常行为与环境温湿度参数进行了相关性分析。结果表明，异常行为与温度、湿度及*THI*指数之间存在显著相关关系，且与*THI*呈显著正相关（$P<0.01$），说明在高温高湿环境下，肉鸡的不适反应能够在异常行为特征中得到体现。该结果从统计相关性的角度支持了利用视觉技术对肉鸡行为进行持续监测，作为热应激状态下健康风险早期预警的辅助手段具有一定可行性。

需要指出的是，肉鸡行为受品种、饲养密度和环境等多重因素影响，基于视觉的行为识别主要用于早期预警，尚难以直接代替基于生理指标的健康诊断分析。未来工作可在现有模型基础上引入目标跟踪与时序建模方法，实现对单只肉鸡异常行为的连续追踪与分析，并结合更多环境与生理信息，进一步提升系统在大规模养殖场景中的实用价值和智能化水平。

参　考　文　献

[1] 介邓飞，魏萱，叶章颖，等. 肉鸡密闭养殖箱的氨气排放检测方法[J]. 农业工程学报，2015，31(22)：235−239.
JIE Dengfei，WEI Xuan，YE Zhangying，et al. Detection method of ammonia emissions from broiler chamber [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering，2015，31(22)：235−239.

[2] YAO H，SUN Q，ZOU X，et al. Research of yellow-feather chicken breeding model based on small chicken chamber [J]. INMATEH Agricultural Engineering，2018，56(3)：91−100.

[3] COX S. Information technology：The global key to precision agriculture and sustainability [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2002，36(2-3)：93−111.

[4] WANG L，ZHANG M，LI Y，et al. Wearable multi-sensor enabled decision support system for environmental comfort evaluation of mutton sheep farming [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2021，187：106302.

[5] ZHANG M，FENG H，LUO H，et al. Comfort and health evaluation of live mutton sheep during the transportation based on wearable multi-sensor system [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2020，176：105632.

[6] ZHANG K，HAN S，WU J，et al. Early lameness detection in dairy cattle based on wearable gait analysis using semi-supervised LSTM-Autoencoder [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2023，213：108252.

[7] DU X，LAO F，TENG G. A sound source localisation Analytical method for monitoring the abnormal night vocalisations of poultry [J]. Sensors，2018，18(9)：2906.

[8] CUAN K，LI Z，ZHANG T，et al. Gender determination of domestic chicks based on vocalization signals [J]. Computers and Electronics in Agriculture，2022，199：107172.

[9] DHANYA V G，SUBEESH A，KUSHWAHA N L，et al. A deep learning based computer vision approaches for smart agricultural applications [J]. Artificial Intelligence in

Agriculture, 2022, 6: 211－229.

[10] 李前, 初梦苑, 康熙, 等. 基于计算机视觉的奶牛跛行识别技术研究进展[J]. 农业工程学报, 2022, 38(15): 159－169.
LI Qian, CHU Mengyuan, KANG Xi, et al. Research progress on lameness recognition technology in dairy cows using computer vision [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38 (15): 159－169.

[11] REDMON J, FARHADI A. YOLO9000: Better, faster, stronger [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2017: 7263－7271.

[12] 贾岚, 徐雪环, 罗德弢, 等. 基于CrossStage-YOLO的跨阶段作物害虫检测[J]. 南京农业大学学报, 2025, 48(3): 744－754.
JIA Lan, XU Xuehuan, LUO Detao, et al. Cross-stage crop pest detection based on CrossStage-YOLO [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2025, 48(3): 744－754.

[13] 李小祥, 张洁, 秦柯贝, 等. 基于改进YOLOv8的轻量级复杂环境苹果叶片病害检测方法[J]. 南京农业大学学报, 2025, 48(3): 734－743.
LI Xiaoxiang, ZHANG Jie, QIN Kebei, et al. A lightweight method for apple leaf disease detection in complex environments based on improved YOLOv8 [J]. Journal of Nanjing Agricultural University, 2025, 48(3): 734－743.

[14] 韩宇, 齐康康, 郑纪业, 等. 基于改进YOLOv11的轻量化肉牛面部识别方法[J]. 智慧农业(中英文), 2025, 7(3): 173－184.
HAN Yu, QI Kangkang, ZHENG Jiye, et al. Lightweight cattle facial recognition method based on improved YOLOv11 [J]. Smart Agriculture, 2025, 7 (3): 173－184.

[15] 蔡家一, 刘世伟, 单龙祥, 等. 基于机器视觉与YOLO v5的裂纹蛋分拣机器人设计与试验[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(1): 41－50.
CAI Jiayi, LIU Shiwei, SHAN Longxiang, et al. Design and experiment of cracked egg sorting robot based on machine vision and YOLO v5 [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(1): 41－50.

[16] 李明煌, 苏力德, 张永, 等. 基于改进YOLOv8n-pose和三维点云分析的蒙古马体尺自动测量方法[J]. 智慧农业(中英文), 2024, 6(4): 91－102.

[17] 吴擎, 韦润轩, 周乐, 等. 基于改进YOLOv5s的轻量化鲜茶叶识别方法[J]. 智能化农业装备学报(中英文), 2025, 6(1): 1－14.
WU Qing, WEI Runxuan, ZHOU Le, et al. Lightweight fresh tea leaf recognition method based on improved YOLOv5s [J]. Journal of Intelligent Agricultural Mechanization, 2025, 6(1): 1－14.

[18] 杨坚, 钱振, 张燕军, 等. 采用改进YOLOv4-tiny的复杂环境下番茄实时识别[J]. 农业工程学报, 2022, 38(9): 215－221.
YANG Jian, QIAN Zhen, ZHANG Yanjun, et al. Real-time recognition of tomatoes in complex environments based on improved YOLOv4-tiny [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(9): 215－221.

[19] 燕红文, 刘振宇, 崔清亮, 等. 基于改进Tiny-YOLO模型的群养生猪脸部姿态检测[J]. 农业工程学报, 2019, 35(18): 169－179.
YAN Hongwen, LIU Zhenyu, CUI Qingliang, et al. Detection of facial gestures of group pigs based on improved Tiny-YOLO [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(18): 169－179.

[20] 杨蜀秦, 刘杨启航, 王振, 等. 基于融合坐标信息的改进YOLO V4模型识别奶牛面部[J]. 农业工程学报, 2021, 37(15): 129－135.
YANG Shuqin, LIU Yangqihang, WANG Zhen, et al. Improved YOLO V4 model for face recognition of diary cow by fusing coordinate information [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37 (15): 129－135.

[21] LIN C, JIANG W, ZHAO W, et al. DPD-YOLO: Dense pineapple fruit target detection algorithm in complex environments based on YOLOv8 combined with attention mechanism [J]. Frontiers in Plant Science, 2025, 16: 1523552.

[22] QIAN S, JIANG F. Corn and weed object detection based on improverd YOLOv8n [C]// 2025 IEEE 8th International Conference on Electronic Information and Communication Technology (ICEICT). IEEE, 2025: 584－588.

[23] WU H, MO X, WEN S, et al. DNE-YOLO: A method for apple fruit detection in diverse natural environments [J]. Journal of King Saud University-Computer and Information Sciences, 2024, 36(9): 102220.

[24] FAN X, SUN T, CHAI X, et al. YOLO-WDNet: A lightweight and accurate model for weeds detection in cotton field [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109317.

[25] ZHANG M, HONG D, WU J, et al. Sheep-YOLO: Improved and lightweight YOLOv8n for precise and intelligent recognition of fattening lambs′ behaviors and vitality statuses [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 236: 110413.

[26] WU C, FANG J, WANG X, et al. DMSF-YOLO: Cow

behavior recognition algorithm based on dynamic mechanism and multi-scale feature fusion [J]. Sensors, 2025, 25(11): 3479.

[27] BOCHKOVSKIY A, WANG C, LIAO H. YOLOv4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. arXiv preprint arXiv: 2004.10934, 2020.

[28] 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.

[29] ZHANG X, ZHOU X, LIN M, et al. ShuffleNet: An extremely efficient convolutional neural network for mobile devices [C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 6848－6856.

[30] LI H, LI J, WEI H, et al. Slim-neck by GSConv: A better design paradigm of detector architectures for autonomous vehicles [J]. arXiv preprint arXiv: 2206.02424, 2022, 10: 5.

[31] HU J, SHEN L, SUN G. Squeeze-and-excitation networks [C]// Proceedings of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition. 2018: 7132－7141.

[32] 严格齐，李浩，施正香，等. 奶牛热应激指数的研究现状及问题分析[J]. 农业工程学报，2019，35(23)：226－233.
YAN Geqi, LI Hao, SHI Zhengxiang, et al. Research status and existing problems in establishing cow heat stress indices [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2019, 35(23): 226－233.

Multi-objective monitoring method of yellow-feathered broiler behavior based on GMA-YOLO11n model

CHEN Hongfei[1], WANG Sunyuan[1], YU Jiaqi[1], LIU Junling[2], XIAO Maohua[3], QIAN Yan[1], ZOU Xiuguo[1*]

(1. *College of Smart Agriculture* (*College of Artificial Intelligence*), *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 211800, *China*; 2. *Jiangsu Shennong Intelligent Technology Co., Ltd.*, *Nanjing* 211800, *China*; 3. *College of Engineering*, *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 211800, *China*)

Abstract: Timely identification of abnormal conditions in broiler chickens through routine inspections is a crucial means to improve the efficiency of intensive poultry farming management. In intensive poultry farming, computer vision-based inspection technologies outperform traditional manual methods in both accuracy and efficiency, showing significant potential for development. However, in large-scale farms, challenges such as multi-scale targets and occlusion pose considerable difficulties for models. To address these issues, this study proposes an improved object detection method, termed GMA-YOLO11n (GSConv and multi-scale attention YOLO11n), based on the YOLO11n (you only look once) framework. Specifically, a GSConv lightweight convolution module is introduced into the Backbone to reduce computational complexity, and a high-resolution feature layer of 160×160 is added through multi-scale feature fusion to enhance the detection of small-scale and densely distributed targets. In addition, a squeeze-and-excitation (SE) channel attention module is incorporated before multi-scale feature inputs to strengthen the representation of key features. Experimental results demonstrate that the proposed model can effectively perform multi-class detection of daily behaviors, including drinking, feeding, and walking, as well as abnormal states of broiler chickens. The model achieves mean average precision values of 93.87% and 90.45% on Dataset Ⅰ and Dataset Ⅱ, respectively, both outperforming the baseline model, while maintaining an inference speed that satisfies practical video inspection requirements.

Keywords: yellow-feathered broilers; behavior detection; YOLO11n; attention mechanism; multi-scale features

Foundation items: Jiangsu Provincial International Cooperation Project (BZ2023013); Sub-project of the National Key Research and Development Program of China (2024YFD200030204)

First Author: CHEN Hongfei, E-mail: 2023119023@stu.njau.edu.cn

* **Correspondence Author:** ZOU Xiuguo, E-mail: zouxiuguo@njau.edu.cn