

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2519186

# 基于改进 YOLOv10s 的攻击状态下群养猪身份识别<sup>\*</sup>

陈 晨 蒋 毅 朱伟兴

(江苏大学电气信息工程学院 镇江 212013)

**摘要:** 目前,基于计算机视觉的猪攻击识别主要采用深度学习算法。然而,这些方法仅识别猪群/成对猪的攻击并不能确定哪些猪参与攻击。因此,识别猪个体身份有助于推动攻击识别从群体/成对级细化为个体级。针对群养猪攻击过程中身体变形和重叠等因素对猪身份识别精度的影响,本文提出一种改进 YOLOv10s 的猪身份识别模型 IDBS-YOLOv10s。首先,在骨干网络中采用 InceptionNeXt-DCNv3 替代 c2f 中的卷积以减小模型的参数和计算量,从而增强 YOLOv10s 网络提取特征的能力。然后,在颈部采用加权双向特征金字塔网络以增强模型融合不同特征层的能力。接着,在检测头前添加 SEAM 注意力机制以增强模型提取猪身份的关键特征信息的能力。最后,采用检测头 v10detect 识别个体猪身份。该模型的身份识别准确率为 94.3%,召回率为 93.7%,平均精度均值为 95.8%,模型权重仅为 15.2 MB。结果表明该方法能够识别攻击场景下猪身份。

**关键词:** 群养猪;身份识别;YOLOv10s;双向特征金字塔;深度学习

**中图分类号:** TP391.4;TN911.73 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 210.7020

## Identification of group-housed pigs under aggression situations based on improved YOLOv10s

Chen Chen Jiang Yi Zhu Weixing

(School of Electrical and Information Engineering, Jiangsu University, Zhenjiang 212013, China)

**Abstract:** Presently, computer vision-based pig aggression recognition mainly adopts deep learning algorithms. However, these methods only recognize aggression from the pig herd/pairwise pigs and cannot determine which pigs are involved in aggression. Therefore, recognizing the identity of individual pigs helps to refine aggression recognition from the herd/pairwise level to the individual level. Regarding the influence of factors, e. g., body deformation, overlapping, etc., on the accuracy of pig identification in the aggression process of group-housed pigs, an improved YOLOv10s model IDBS-YOLOv10s for pig identification was proposed in this paper. Firstly, the InceptionNeXt-DCNv3 was used to replace the convolution in c2f in the backbone network to reduce the parameter and computational complexity of the model, thereby enhancing the ability of YOLOv10s network to extract features. Secondly, the weighted bidirectional feature pyramid network was used in the Neck layer to enhance the ability of the model to fuse different feature layers. Then, the SEAM attention mechanism was added before the detection head to enhance the ability of the model to extract key feature information of pig identities. Finally, the detection head v10detect was used to recognize the identity of individual pigs. The identification precision of this model was 94.3%, the recall was 93.7%, the mean average precision was 95.8%, and the model weight was only 15.2 MB. The results indicate that this method can be used to recognize the identity of pigs under aggression scenes.

**Keywords:** group-housed pigs; identification; YOLOv10s; bidirectional feature pyramid; deep learning

## 0 引 言

生长期切换时人工分栏是常规操作,这将引起猪攻击以建立新的社会等级制度<sup>[1]</sup>。攻击不仅危害动物健康与福

利,还可能导致猪场经济损失<sup>[2]</sup>。目前,基于计算机视觉的猪攻击识别主要采用深度学习算法。例如,Chen 等<sup>[3]</sup>采用视觉几何组网络(visual geometry group 16, VGG16)和长短期记忆网络(long short-term memory, LSTM)提取时空

收稿日期:2025-06-24

\* 基金项目:国家自然科学基金(32102598)项目资助

特征用于识别猪群攻击。Gao等<sup>[4]</sup>采用基于卷积神经网络-门控循环单元(convolutional neural network-gated recurrent unit, CNN-GRU)的混合模型识别成对猪攻击。Yan等<sup>[5]</sup>融合时间注意力模块和模态注意力模块提取空间和运动特征以识别猪攻击。

然而,上述研究仅识别猪群/成对猪的攻击并不能确定哪些猪参与攻击。因此,识别猪身份有助于推动攻击识别从群体/成对级细化为个体级。此外,商品猪血统纯正导致外观相似度高,且攻击产生的猪体形变、遮挡等因素增加了身份识别难度<sup>[6]</sup>。例如,在攻击过程中猪的快速运动导致猪体形变和拖影现象,个体间的连续交互接触产生目标粘连,加之群养环境下猪体间或猪和背景饲养设施间的遮挡,这些因素导致识别模型出现误检或漏检问题。因此,识别攻击状态下猪身份具有应用价值。

近年来,主流的深度学习算法被广泛用于猪身份识别研究。例如,Hansen等<sup>[7]</sup>采用改进的VGG网络识别猪脸以确定猪身份。李德平等<sup>[8]</sup>结合YOLO(you only look once)与Otsu多阈值分割算法以识别粘连猪的身份。Wang等<sup>[9]</sup>采用二阶段卷积神经网络(convolutional neural network, CNN)识别猪身份。Lee等<sup>[10]</sup>采用Tiny YOLOv3网络识别猪身份。Deng等<sup>[11]</sup>采用单阶段目标检测网络(single shot multibox detector, SSD)识别复杂环境下的猪身份。

然而,上述方法并未涉及攻击场景下猪身份识别。于是,本文尝试基于YOLOv10s模型提出一种攻击状态下猪身份识别算法IDBS-YOLOv10s(InceptionNeXt-DCNv3-BiFPN-SEAM-you only look once version 10)。YOLOv10<sup>[12]</sup>是当前目标检测领域的一种新型算法,其采用一致双重分配策略,消除了YOLO系列在训练阶段对非极大值抑制(non-maximum suppression, NMS)的依赖。根据模型尺度的不同,YOLOv10分为6个版本:YOLOv10n、YOLOv10s、YOLOv10m、YOLOv10b、YOLOv10l和YOLOv10x。为提升猪攻击场景下的个体身份识别精度并更好地满足实时检测需求,本研究选取YOLOv10s网络作为主干模型。

本文提出的IDBS-YOLOv10s算法针对猪攻击场景进行以下设计:1)一方面可变形卷积(deformable convolutional networks v3, DCNv3)能更好地捕捉由猪体形变产生的变化姿态特征,另一方面InceptionNeXt能在维持模型性能的前提下提升检测速度。本文将二者进行融合,采用InceptionNeXt架构并融合DCNv3卷积,以增强模型的特征提取能力并实现模型的高精度和轻量化。2)加权双向特征金字塔网络(bidirectional feature pyramid network, BiFPN)能更好地融合深层语义特征和浅层细节特征,有效缓解因猪相互遮挡和粘连导致的特征混淆问题,从而提升猪身份的身份识别精度。3)遮挡感知注意力(separated and enhancement attention module, SEAM)有

助于网络更全面地关注猪的整个身体及关键部位,通过建立特征通道间的动态依赖关系,提升对猪关键身份特征的提取能力。

## 1 方法与实验

### 1.1 视频采集

视频数据采自密歇根州立大学的猪养殖教学与研究中心。实验对象为8头保育阶段仔猪,血统为Yorkshire Dam×PIC。猪栏尺寸为1.78 m×1.88 m,配备进食器和饮水器。采用1 080 p摄像机(CTP-TLVA29AV)拍摄RGB俯视图频,安装高度2.44 m。视频分辨率为1 180 pixel×830 pixel,帧率为30 fps。将8头26.5±0.52日龄仔猪混养于猪栏,每头猪背部标有数字1~8,目的是在采用算法识别这些个体猪时提供后续真实样本。记录混养后前3天(9:00~17:00)视频,该期间攻击频发能够采集充足的实验数据。

### 1.2 数据集构建

为了评估模型的猪身份识别性能,对3天视频进行分帧处理,并标注攻击状态下的18 000帧。其中,将第1天的12 300帧按照7:3的比例划分为训练集和验证集,将第2、3天的5 700帧作为测试集。数据帧中攻击状态包括头头撞击、头体撞击、平行挤压、逆平行挤压、咬脖、咬体和咬耳<sup>[13]</sup>。采用Labelimg软件标注猪栏内8头猪的身份ID(Pig1~Pig8)以构建数据集。

### 1.3 模型训练环境和参数配置

该实验中计算机处理器为Intel(R)Xeon(R) Platinum 8358P CPU@2.60 GHz带有90 GB RAM内存。操作系统为Ubuntu 20.04。显卡采用24 G NVIDIA GeForce RTX 3090。软件环境配置Python 3.8、CUDA 11.8和PyTorch 2.0.0。模型输入尺寸为640 pixel×640 pixel。训练批次batchsize、迭代次数epoch和初始学习率分别为16、100和0.01。采用SGD优化器,动量为0.9,权值衰减系数为0.0005。

### 1.4 身份识别模型

主干网络YOLOv10s在YOLOv8的基础上引入3种新模块:空间与通道解耦下采样(spatial-channel decoupled downsampling, SCDown)、特征提取模块(convolutional-to-feature concatenation with inverted bottleneck, C2fCIB)和部分自注意力(pyramid squeeze attention, PSA)模块。其中,SCDown模块通过点卷积调整通道维度,并利用深度卷积实现空间下采样,从而完成空间与通道的解耦操作;C2fCIB模块中的紧凑逆瓶颈结构(CIB)采用高效深度卷积进行空间特征混合,并借助点卷积实现通道特征混合;PSA模块则是一种高效的部分自注意力机制,通过逐步细化空间注意力以增强模型的特征提取能力。颈部网络保留了特征金字塔网络(feature pyramid network, FPN)与路径聚合网络(path aggregation network, PANet)结构,用于融合多尺度特征。检测头部分引入了双重标签分配策略,同时



1.6 加权双向特征金字塔网络

加权双向特征金字塔网络<sup>[15]</sup>是一种多尺度特征融合方法,旨在有效地结合不同层次的特征信息以提高模型的识别性能。传统的特征金字塔网络<sup>[16]</sup>采用从上而下的单向特征融合方式,如图 3(a)所示。随后,路径聚合网络<sup>[17]</sup>通过增加自底向上的路径增强特征,从而缩短低层与高层之间的信息传递路径,如图 3(b)所示。然而,BiFPN 引入了双向信息流,其允许自下而上传递信息并跨层流动,从而实现更全面的尺度特征融合。这种双向特征传播机制提高了特征融合的计算效率,且减少了不同尺度之间的信息丢失,如图 3(c)所示。

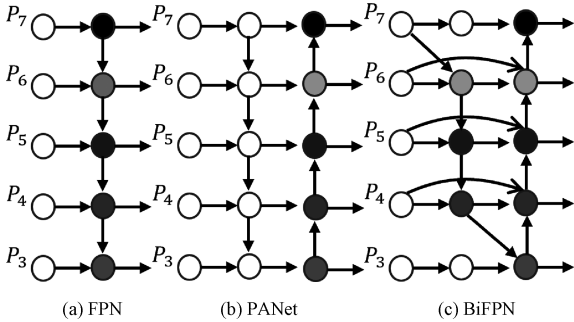


图 3 不同网络结构的对比

Fig. 3 Comparison of different network structures

在攻击状态下对猪进行身份识别,猪体会产生形变、拖影,单尺度特征往往无法捕捉到完整的信息。引入 BiFPN 能够充分融合不同层级的特征,使模型更好地捕获猪身份的多尺度信息,有助于提高在攻击状态下猪身份识别的精度。此外,BiFPN 的双向信息流能够有效减少特征传播过程中的信息丢失,使模型更准确地关注猪的细微特征。

1.7 SEAM 注意力机制融合

为了应对攻击状态下猪的遮挡问题,引入了多头注意力机制 SEAM<sup>[18]</sup>,其结构如图 4 所示。

该模块通过两种并行的注意力机制运行。一种专注于分离被遮挡的猪身份特征,另一种专注于增强特征。该并行机制使得 SEAM 能够更有效地应对猪遮挡问题。由于 SEAM 采用多视角特征融合方式,可从多个位置和尺度上同时提取特征。因此,在猪攻击场景中其能从被遮挡猪的两侧获取猪的多视角信息,进而更全面地理解和识别遮挡猪的整体形态,而非仅依赖于未遮挡部分。同时在不同尺度方面,模型可从较小尺度上提取被遮挡部分的特征,并从较大尺度上提取猪的整体轮廓。这种多尺度特征融合的方式有助于改善被遮挡猪体的检测,从而减少由遮挡导致的漏检。

首先特征  $X$  通过由 3 个通道空间混合模块 (channel and spatial mixing module, CSMM) 组成的残差网络,3 个模块的 patch 分别为 6、7、8。CSMM 模块为具有残差连接的深度可分离卷积。使用深度可分离卷积按深度逐层操

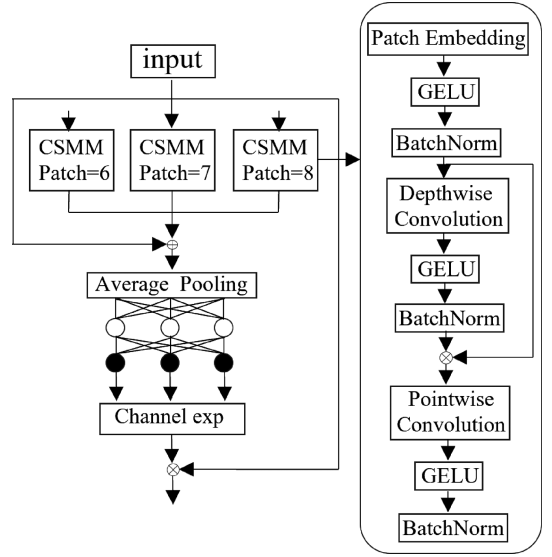


图 4 SEAM 模块的结构

Fig. 4 Structure of SEAM module

作,在学习不同通道特征的同时减少计算量,但忽略了通道之间的联系。因此,通过逐点卷积的方法将不同深度卷积的输出进行组合。然后通过两层全连接网络来融合各个通道之间的信息得到权重  $Y$ 。最后,SEAM 模块的输出被扩展到与输入特征  $X$  相同的形状,并与原始特征相乘得到注意力权重  $W$ ,从而增强网络对猪身体遮挡下的身份识别能力。其计算过程为:

$$Y = \exp(\epsilon(\text{Linear}(\text{ReLU}(\text{Linear}(X)))))) \quad (1)$$

式中: $Y$  为通道信息权重, $X$  为输入特征, $\epsilon$  为激活函数,exp 为指数函数。

$$W = X \cdot Y, \text{expand\_as}(X) \quad (2)$$

式中: $W$  为注意力权重,expand\_as 为  $Y$  扩展到与  $X$  相同形状。

1.8 评价指标

该研究采用精确率 (precision,  $P$ )、召回率 (recall,  $R$ ) 和平均精度均值 (mean average precision, mAP) 评价提出算法的性能。同时使用参数量 (parameters) 和浮点运算量 (giga floating point operations, GFLOPs) 来衡量模型的轻量化性能,帧率 (frame rate) 作为衡量检测速度的指标。其中, $P$  和  $R$  用来评估模型检测的准确度和能否检测出实际标记的物体。

$$P = \frac{TP}{TP + FP} \quad (3)$$

$$R = \frac{TP}{TP + FN} \quad (4)$$

$$AP = \int_0^1 P(R) dR \quad (5)$$

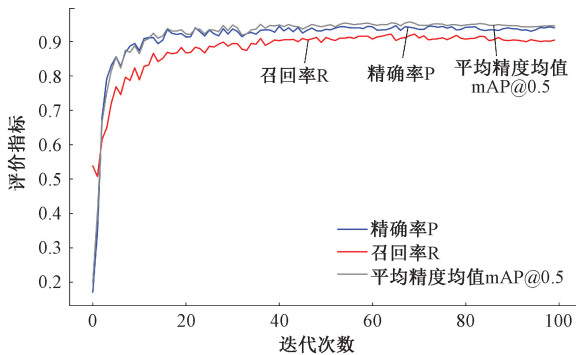
$$mAP = \frac{\sum_{i=1}^c AP_i}{C} \quad (6)$$

式中:  $TP$  (true positives) 为正确识别的数量。  $FP$  (false positives) 为负样本被错误划分为正样本的数量。  $FN$  (false negative) 为正样本被错误划分为负样本的数量。  $AP$  (average precision, AP) 是精确率和召回率曲线所围成的面积。  $mAP$  是所有类别  $AP$  值的平均。  $C$  为检测的类别总数。

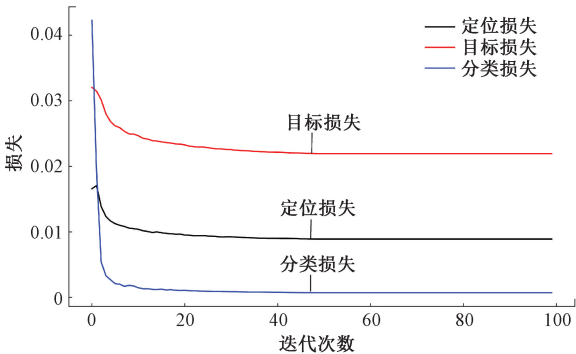
## 2 结 果

### 2.1 模型训练结果

改进模型共训练 100 轮次, 训练初期模型学习效率较高, 精确率、召回率和  $mAP@0.5$  增长较快, 模型的定位损失、目标损失和分类损失逐渐减小, 大约迭代到 80 次时, 趋于稳定。 100 次迭代后, 模型的精确率为 94.8%, 召回率为 94.5%, 平均精度均值为 96.4%, 如图 5 所示。



(a) 精确率、召回率和平均精度均值曲线  
(a) Precision, recall, and mean average precision curve



(b) 定位损失、目标损失和分类损失曲线  
(b) Positioning loss, target loss and classification loss curves

图 5 训练结果

Fig. 5 Training results

### 2.2 不同注意力机制对比实验

为了分析不同注意力机制的性能, 本文将 SEAM、卷积注意力机制模块 (convolutional block attention module, CBAM)<sup>[19]</sup>、坐标注意力机制 (coordinate attention, CA)<sup>[20]</sup>、高效通道注意力机制 (efficient channel attention, ECA)<sup>[21]</sup> 4 种注意力机制进行对比。如表 1 所示, 与 CBAM、CA 和 ECA 等主流注意力机制相比, SEAM 注意力机制不仅计算量和参数都减小, 而且在精确率指标上分

别实现了 0.8%、0.4% 和 0.2% 的提升,  $mAP$  指标上也分别取得了 0.7%、0.4% 和 0.2% 的性能增益。结果表明, SEAM 的性能优于其他 3 种注意力机制。

表 1 不同注意力机制性能的对比

Table 1 Comparison of the performance of different attention mechanisms

注意力机制	P/%	mAP/%	Params/M	GFLOPs
SEAM	93.6	94.5	7.9	23.6
CBAM	92.8	93.8	8.1	24.7
CA	93.2	94.1	8.1	24.5
ECA	93.4	94.3	8.0	24.5

### 2.3 消融实验

为了系统评估各改进模块的有效性, 该研究设计了 5 组对照实验进行消融分析, 如表 2 所示, 与原始模型相比, 引进 C2f-ID 模块后模型的  $mAP$ 、 $P$ 、 $R$  分别提升 1.0%、1.3%、2.9%。同时模型的参数量减少了 0.6 M。引入加权双向特征金字塔网络相较于仅采用 C2f-ID 模块的基准模型,  $mAP$ 、 $P$  和  $R$  分别提升了 0.2%、0.2% 和 0.3%, 同时模型参数量仅有轻微增加。然后, 在检测头前引入 SEAM 注意力机制后, 模型性能获得提升,  $mAP$ 、精确率和召回率分别提高 0.5%、0.5% 和 0.6%, 同时参数量减少 0.1 M。最终, 当同时集成 3 种改进策略时, 模型性能达到最优水平,  $mAP$ 、精确率和召回率分别提升至 95.8%、94.3% 和 93.7%。与原始模型相比, 这 3 个指标分别实现了 2.3%、2.2% 和 4.1% 的提升, 同时模型参数量减少了 0.7 M。综合消融实验结果表明, 所提出的多策略联合优化方案不仅能够获得最佳的识别效果, 还能实现模型的轻量化改进。

### 2.4 不同算法对比分析

为展示本文模型的性能, 将改进模型其与当前主流目标检测模型 Faster-RCNN<sup>[22]</sup>、YOLOv4<sup>[23]</sup>、YOLOv5s<sup>[24]</sup>、YOLOv7<sup>[25]</sup>、YOLOv8s<sup>[26]</sup>、YOLOv10s、YOLOv11s<sup>[27]</sup> 进行对比分析, 如表 3 所示, 改进模型与 Faster-RCNN、YOLOv4、YOLOv5s、YOLOv7、YOLOv8s、YOLOv10s、YOLOv11s 模型相比,  $mAP$  分别提升了 17.5%、11.2%、2.4%、2.9%、2.5%、2.3%、1.9%。IDBS-YOLOv10s 模型的参数量为 7.3 M, 计算量为 20.8 G, 模型权重大小为 15.2 MB, 实现了更轻量化的模型。并且, 改进后的网络模型 IDBS-YOLOv10s 的检测速度好于 YOLOv8s 等 5 种模型。综合对比实验结果表明, 本研究提出的 IDBS-YOLOv10s 模型在保持轻量化优势的同时, 提升了识别精度。这种性能优势主要得益于模型采用了加权双向特征金字塔网络、SEAM 注意力机制等创新设计, 有效增强了特征融合能力和关键信息提取能力。

为了进一步验证本文改进的 YOLOv10s 模型的性能

表2 消融试验

Table 2 Ablation experiments

C2f-ID	BiFPN	SEAM	平均精度/%								mAP/%	P/%	R/%	Params/M
			Pig1	Pig2	Pig3	Pig4	Pig5	Pig6	Pig7	Pig8				
—	—	—	93.1	94.4	90.0	94.1	96.2	95.2	91.0	95.1	93.5	92.1	89.6	8.0
✓	—	—	94.5	93.8	91.4	93.9	97.9	95.9	92.3	95.9	94.5	93.4	92.5	7.4
✓	✓	—	93.2	95.9	92.8	94.4	97.6	95.6	92.6	95.4	94.7	93.6	92.8	7.5
✓	—	✓	93.6	96.5	92.9	94.8	97.5	95.5	92.5	96.3	95.0	93.9	93.1	7.3
✓	✓	✓	94.6	96.1	92.7	95.5	97.8	96.3	93.4	96.6	95.8	94.3	93.7	7.3

表3 不同方法的综合对比

Table 3 Comprehensive comparison of different methods

模型	Params/ M	GFLOPs	权重/ MB	mAP/ %	FPS/ fps
Faster-RCNN	28.3	947.3	108.1	78.3	15.5
YOLOv4	64.4	143.3	244.2	84.6	32.6
YOLOv5s	7.0	16.0	13.7	93.4	173.8
YOLOv7	103.2	36.5	71.3	92.9	104.2
YOLOv8s	11.1	28.5	22.5	93.3	123.3
YOLOv10s	8.0	24.5	16.5	93.5	208.6
YOLOv11s	9.5	21.3	19.3	93.9	221.5
改进模型	7.3	20.8	15.2	95.8	204.4

优势,将本文模型与近期研究者提出的挤奶场景下奶牛识别方法YOLOv8-DW<sup>[28]</sup>模型、羊脸细粒度特征的身份识别方法Biliner-CNN<sup>[29]</sup>和羊身份识别MobileNetV2<sup>[30]</sup>模型在相同条件下进行实验对比,结果如表4所示,相较于畜牧领域其他优秀模型,本文模型在猪攻击场景下身份识别的精确率、召回率、平均精度均值和检测速度优于其他3种模型。

表4 与改进模型的实验结果对比

Table 4 Comparison of experimental results with the improved model

模型	P/%	R/%	mAP/%	FPS/fps
YOLOv8-DW	92.3	92.8	93.2	108.3
Biliner-CNN	84.1	85.6	86.3	131.2
MobileNetV2	90.8	90.2	91.4	123.6
改进模型	94.3	93.7	95.8	204.4

## 2.5 模型识别结果分析

模型的身份识别结果如图6所示。可见IDBS-YOLOv10s模型对猪在攻击交互过程中产生的拖影、粘连、遮挡、重叠等影响都有较好的身份识别结果。例如,图6(a)中攻击中的猪2和3产生了严重的拖影。图6(b)中猪2、3和5之间产生了粘连。图6(c)中猪3和6、猪2和5产生了遮挡,且猪7被喂食器部分遮挡。图6(d)中猪

3被猪8重叠。结果表明改进的模型可以提高个体猪身份识别能力,可以在一定程度上解决因攻击而造成的猪体遮挡、形变等问题。

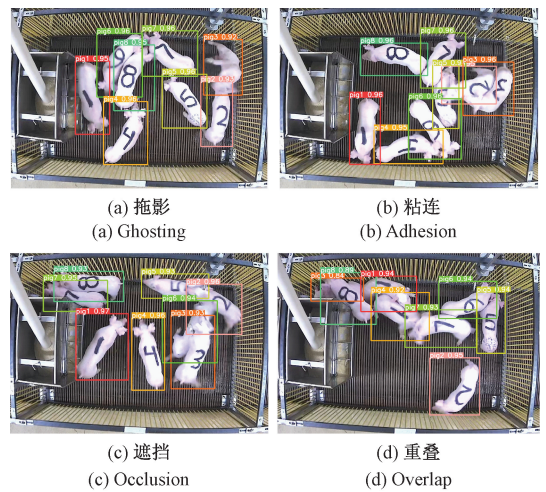


图6 模型的身份识别结果

Fig. 6 Identification results of the model under different situations

## 3 讨论

传统计算机视觉方法识别猪身份依赖人工设计的特征描述,特征提取的稳定性和泛化能力受限于猪栏复杂环境下的特征提取,难以适应规模化养殖场景的需求。本文提出的IDBS-YOLOv10s深度学习不仅能够有效解决复杂环境下猪身份识别问题,而且能够有效地缓解攻击状态下猪体遮挡、形变和拖影问题,从而提高个体猪身份识别的精度。然而,当前研究仅针对特定品种保育期猪进行训练和测试,尚未考虑品种差异和生长变化(如体型、纹理等)对识别的影响。未来工作将聚焦于增加数据集的多样性,对所提出算法的性能进行进一步验证和测试,通过定期更新模型等方式进一步提升算法的泛化能力。

在消融实验中,c2f-ID模块通过将InceptionNeXt和DCNv3卷积融入C2f模块后,提升了特征提取能力并减少了模型的参数量。加权双向特征金字塔网络增强了模型在不同特征层间的融合能力,提高了对遮挡猪的身份识别能力,在参数量几乎不变的条件下实现了识别精度的提

升。SEAM 注意力机制能够有效增强模型对猪关键身份特征的提取能力。此外,通过对比消融实验结果证明了每个改进模块对模型特征提取和轻量化的有效性。在与当前主流目标检测算法对比实验中, IDBS-YOLOv10s 模型的 FPS 略低于 YOLOv10s 和 YOLOv11s,是由于引入了 BiFPN 网络和 SEAM 注意力机制,略微增加了模型的推理时间,但仍然远远超过 24 fps 的最低要求。

## 4 结 论

为识别攻击场景下猪个体的身份,本文基于 YOLOv10s 框架提出了一种改进的 IDBS-YOLOv10s 猪身份识别模型。该模型通过 3 个关键性改进实现模型性能的优化提升:设计 C2f-ID 模块改进骨干网络,能够在减少参数数量的同时提升模型的特征提取能力;在颈部引入加权双向特征金字塔网络并采用可学习权重机制优化多尺度特征融合,能够提高模型对遮挡猪身份的识别能力;在检测头前引入 SEAM 注意力模块,能够使模型聚焦于图像中显著区域以减少因遮挡引发的错位、局部特征混叠等的影响。该模型在保持轻量化(15.2 MB 权重,204.4 fps)的同时,mAP 达到 95.8%,较原始模型提升 2.3%且参数量减少 0.7 M。结果表明所提出方法能够识别攻击状态下个体猪的身份,有助于推动当前猪攻击识别研究从群体/成对级细化为个体级。

## 参考文献

- [1] VERDON M, RAULT J L. Aggression in group housed sows and fattening pigs [M]. Woodhead Publishing, 2018: 235-260.
- [2] BUIJS S, MUNIS R. A review of the effects of non-straw enrichment on tail biting in pigs[J]. *Animals*, 2019, 9(10): 824.
- [3] CHEN CH, ZHU W X, STEIBEL J, et al. Recognition of aggressive episodes of pigs based on convolutional neural network and long short-term memory[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2020, 169: 105166.
- [4] GAO Y, YAN K, DAI B SH, et al. Recognition of aggressive behavior of group-housed pigs based on CNN-GRU hybrid model with spatio-temporal attention mechanism[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2023, 205: 107606.
- [5] YAN K, DAI B SH, LIU H G, et al. Deep neural network with adaptive dual-modality fusion for temporal aggressive behavior detection of group-housed pigs [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 224: 109243.
- [6] CHEN CH, ZHU W X, NORTON T. Behaviour recognition of pigs and cattle: Journey from computer

vision to deep learning[J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2021, 187: 106255.

- [7] HANSEN M E, SMITH M L, SMITH L N, et al. Towards on-farm pig face recognition using convolutional neural networks [J]. *Computers in Industry*, 2018, 98: 145-152.
- [8] 李德平, 朱伟兴. 基于 YOLO 目标检测的生猪多阈值 Otsu 分割方法[J]. *软件导刊*, 2021, 20(8): 179-184.  
LI D P, ZHU W X. Multi-threshold Otsu segmentation method for live pigs based on YOLO object detection[J]. *Software Guide*, 2021, 20(8): 179-184.
- [9] WANG W H, DAI J F, CHEN ZH, et al. InternImage: Exploring large-scale vision foundation models with deformable convolutions[C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2023: 14408-14419.
- [10] LEE S, AHN H, SEO J, et al. Practical monitoring of undergrown pigs for IoT-based large-scale smart farm[J]. *IEEE Access*, 2019, 7: 173796-173810.
- [11] DENG M H, YU R. Pig target detection method based on SSD convolution network [J]. *Journal of Physics: Conference Series*, 2020, 1486(2): 022031.
- [12] WANG AO, CHEN H, LIU L H, et al. Yolov10: Real-time end-to-end object detection[J]. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 2024, 37: 107984-108011.
- [13] CHEN CH, LIU R, ZHU W X, et al. Aggression recognition for individual pigs based on YOLOv8 and DCTM-UniformerV2 [J]. *Biosystems Engineering*, 2026, 261: 104345.
- [14] LI Z P, ZHU Y J, SUI S S, et al. Real-time detection and counting of wheat ears based on improved YOLOv7 [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2024, 218: 108670.
- [15] TAN M X, PANG R M, LE Q V. Efficientdet: Scalable and efficient object detection[C]. *IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2020: 10781-10790.
- [16] LIN T Y, DOLLÁR P, GIRSHICK R, et al. Feature pyramid networks for object detection [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2017: 2117-2125.
- [17] LIU S, QI L, QIN H F, et al. Path aggregation network for instance segmentation [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 2018: 8759-8768.
- [18] YU Z P, HUANG H B, CHEN W J, et al. Yolo-

- facev2: A scale and occlusion aware face detector[J]. Pattern Recognition, 2024, 155: 110714.
- [19] WOO S H, PARK J, LEE J Y, et al. CBAM: Convolutional block attention module[C]. European Conference on Computer Vision(ECCV), 2018: 3-19.
- [20] HOU Q B, ZHOU D Q, FENG J S. Coordinate attention for efficient mobile network design [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2021: 13713-13722.
- [21] WANG Q L, WU B G, ZHU P F, et al. ECA-Net: Efficient channel attention for deep convolutional neural networks [C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2020: 11534-11542.
- [22] 关忠榜,杨颜博,李敏超. 基于改进 Mask R-CNN 的牛脸目标检测算法[J]. 电子测量技术, 2023, 46(24): 133-138.
- GUAN ZH B, YANG Y B, LI M CH. Cow face target detection algorithm based on improved mask R-CNN[J]. Electronic Measurement Technology, 2023, 46(24):133-138.
- [23] BOCHKOVSKIY A, WANG C Y, LIAO H Y M. Yolov4: Optimal speed and accuracy of object detection [J]. ArXiv preprint arXiv: 2004. 10934, 2020.
- [24] 宋春宁,李寅中. 面向复杂环境的改进 YOLOv5 安全帽检测算法[J]. 电子测量技术, 2025, 48(7):163-170.
- SONG CH N, LI Y ZH. Improved YOLOv5 safety helmet detection algorithm for complex environments[J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(7):163-170.
- [25] WANG C Y, BOCHKOVSKIY A, LIAO H Y M. YOLOv7: Trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]. IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464-7475.
- [26] 窦维嘉,陈凯,王娟平,等. 基于 YOLOv8 的钛棒表面缺陷检测[J]. 电子测量技术, 2025, 48(14):56-64.
- DOU W J, CHEN K, WANG J P, et al. Surface defect detection of Titanium rods based on YOLOv8 [J]. Electronic Measurement Technology, 2025, 48(14): 56-64.
- [27] KHANAM R, HUSSAIN M. Yolov11: An overview of the key architectural enhancements [J]. ArXiv preprint arXiv:2024.410:17725.
- [28] 李泽昊,王月明,蒲朝焱. 基于背部特征的挤奶场景下奶牛识别方法[J]. 农业工程学报, 2025, 41(11): 201-208.
- LI Z H, WANG Y M, PU ZH Y. Dairy cow recognition method based on back features in milking scenarios[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2025, 41(11):201-208.
- [29] 宣传忠,吕尧,刘苏慧,等. 基于深度学习的羊脸细粒度特征的身份识别[J]. 数字农业与智能农机, 2023(3): 26-30,58.
- XUAN CH ZH, LYU Y, LIU S H, et al. Identity recognition based on fine-grained features of sheep faces through deep learning [J]. Digital Agriculture and Intelligent Agricultural Machinery, 2023(3): 26-30,58.
- [30] 王光普,宣传忠,刘苏慧,等. 基于深度学习的羊面部身份识别研究进展[J]. 内蒙古农业大学学报(自然科学版), 2024, 45(6):84-93.
- WANG G P, XUAN CH ZH, LIU S H, et al. Research progress on sheep facial identity recognition based on deep learning[J]. Journal of Inner Mongolia Agricultural University (Natural Science Edition), 2024, 45(6):84-93.

## 作者简介

陈晨(通信作者),博士,讲师,主要研究方向为深度学习、农业信息检测。

E-mail: ainice1987@163.com