doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.23.033

基于 YOLO 与多尺度特征融合的雏鸡性别识别模型研究

赵小明[1]　高　逸[1]　李　春[2]　刘功聚[3]　林辉杰[1]　郭贤海[1,4]　楼亮亮[1]

(1. 台州学院人工智能学院, 台州 318000; 2. 杭州孚嘉科技有限公司, 杭州 311121;
3. 浙江体育职业技术学院科研处, 杭州 311215; 4. 浙江和盈畜牧科技有限公司, 台州 317200)

摘要: 现代家禽生产对早期雏鸡性别鉴定提出迫切需求,规模化养殖对分性别精准饲养的依赖度持续提升。尽管泄殖道检查、腹腔镜检查和基因检测等传统方法能够实现雏鸡性别鉴定,但这些传统性别分类方法因设备成本与时间消耗较高或人工判读误差偏大而限制其规模化应用。为此,本研究提出基于人工智能的雏鸡视觉性别识别模型 YDaDE(YOLO-based dual attention dynamic and efficient net),旨在提供低成本、高效率、高精度的行业解决方案。同时本研究建立了行业首个标准化雏鸡性腺图像数据集,数据资源为模型训练与评估提供可靠基础。YDaDE 采用 YOLO 目标检测精准定位性腺区域,从而减轻羽毛遮挡与光照变化带来的干扰;DaDE 分类模型在特征融合阶段集成动态高效融合模块与双边注意力机制,以获得鲁棒多尺度表征与高效推理。实验结果表明,YDaDE 模型在实际应用条件下达到平均识别准确率 91.67%。

关键词: 雏鸡性别识别; 目标检测; 动态融合模块; 双边注意力机制; 多尺度融合

中图分类号: TP391.41　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)23-0349-11　　**OSID**:

Chick Sex Identification Model Based on YOLO and Multi-scale Fusion

Zhao Xiaoming[1]　Gao Yi[1]　Li Chun[2]　Liu Gongju[3]　Lin Huijie[1]　Guo Xianhai[1,4]　Lou Liangliang[1]

(1. *School of Artificial Intelligence, Taizhou University, Taizhou* 318000, *China*
2. *Hangzhou Fujia Technology Co., Ltd., Hangzhou* 311121, *China*
3. *Science and Research Office, Zhejiang College of Sports, Hangzhou* 311215, *China*
4. *Zhejiang Heying Animal Science and Technology Co., Ltd., Taizhou* 317200, *China*)

Abstract: Modern poultry production increasingly requires early chick sex identification to support large-scale and sex-specific management strategies, which are essential for improving economic efficiency and animal welfare. However, traditional sex identification methods, including cloacal examination inspection, laparoscopy, and genetic testing, suffer from inherent limitations in large-scale applications due to their high operational costs, time consumption, invasiveness, and susceptibility to human-induced errors. To overcome these challenges, an AI-based visual chick sex identification model, termed YDaDE (YOLO-based dual attention dynamic and efficient net) was proposed, which was designed to achieve low-cost, high-efficiency, and high-accuracy performance under practical production conditions. In addition, a standardized chick gonad image dataset was constructed to facilitate reliable model training, validation, and performance evaluation. The establishment of this dataset also addressed the current lack of standardized visual resources for chick gonad-based sex identification and provided a valuable benchmark for subsequent research in automated poultry sexing. The proposed framework employed a YOLO-based detector to localize gonad regions, thereby reducing interference from feather occlusion and illumination variation, while the DaDE classifier integrated dynamic efficient feature fusion and dual-attention mechanisms for robust multi-scale representation and efficient inference. Experimental results demonstrated that the proposed model achieved an average recognition accuracy of 91.67%, indicating robustness and generalization capability. Overall, the proposed approach can provide a practical and

收稿日期: 2025-09-06　修回日期: 2026-01-17

基金项目: 浙江省"尖兵领雁"研发攻关计划项目(2024C01022、2026C01029、2026C02A1241)

作者简介: 赵小明(1964—),男,教授,主要从事人工智能研究,E-mail: tzxyzxm@163.com

通信作者: 楼亮亮(1986—),男,教授,博士,主要从事电路系统与嵌入式系统研究,E-mail: lou0908@126.com

deployable solution for hatcheries and large-scale poultry farms, enabling sex-specific precision feeding, optimized resource allocation, and more sustainable poultry production.

Key words: sex identification of chicks; object detection; dynamic fusion module; dual attention mechanism; multi-scale fusion

0 引言

在现代家禽生产中,雄性雏鸡需投喂高能日粮促进增重,雌性雏鸡则需高蛋白日粮优化产蛋性能。为此,雏鸡性别的早期识别对于优化饲料分配、改善动物福利以及提升经济和环境可持续性至关重要[1-2]。通过早期性别识别实现分性别精准管理,不仅能够有效避免饲料资源浪费,更能显著提升养殖场的整体运营效率[3]。

传统雏鸡性别识别方法体系主要分为孵化前与孵化后两类。孵化前方法包括胚胎液激素测定[4]、卵子光谱分析和卵内基因检测[5],其准确率通常可达 95%。但上述方法需配置数十万元的检测仪器,样品制备与分析耗时长达 36 h,导致该类技术难以满足商业孵化场低成本与高效率的生产需求[6-7]。孵化后方法(如羽毛鉴别、泄殖腔检查)依赖专业技工的视觉检查与经验判断,经专业培训的熟练技工处理量可达 1 000 只/h,但准确率常低于 80%,且因操作疲劳及品种更替等因素,识别准确率降至 55%[8]。因此,研发兼具高精度、低人工依赖与低成本的新型雏鸡性别鉴定技术已成为行业核心需求。

人工智能技术的发展为雏鸡性别识别开辟新路径,基于声学与羽毛图像纹理特征的识别技术为低成本高效鉴定提供新方向。Cuan 等[9]提出基于雏鸡声学特征与轻量卷积神经网络的性别识别方法,实验室准确率达 91.25%,但易受实际养殖环境噪声影响。相比之下,Soliman-Cuevas 等[10]基于羽毛视觉特征进行性别识别,不受噪声干扰,但准确率仅 83.33%,且存在人工预处理量大、计算资源需求高等问题。

为解决声学识别易受环境干扰及羽毛特征方案精度不足的局限,本文构建了基于雏鸡性腺图像的性别识别模型,同时采集并标注了 1 203 幅高分辨率一日龄雏鸡性腺图像(雄性 611 例,雌性 592 例),补足相关研究数据集短板。相较于羽毛特征识别,泄殖腔检查法通过直接观察性腺器官获取最可靠的生理信息[11]。在雏鸡性腺形态上,雄性呈现明显的圆形突起状,雌性则相对平坦[12]。

此外,雏鸡性腺在图像中占比极低,属于典型的微小目标检测任务。由于小目标特征信息匮乏且易受背景噪声淹没,其精准检测一直是计算机视觉领域的难点[13]。针对这一问题,现有研究通常采用特征金字塔网络(FPN)[14]进行多尺度特征融合,或引入注意力机制[15]以增强对关键区域的关注度。然而,在实际检测场景中,雏鸡性腺隐匿于绒毛之下,需操作者指压泄殖腔周边组织方能将其暴露[16]。这一特定的操作流程不可避免地引入了手指遮挡与羽毛纹理等复杂背景干扰,使得单纯依靠通用的小目标检测算法难以在复杂的养殖环境下兼顾推理速度与抗干扰能力。为此,本文提出基于 YOLO 目标检测[17]驱动的雏鸡性别识别模型 YDaDE,通过 YOLO[18]精准定位性腺区域并屏蔽羽毛与粪便干扰,集成深度可分离卷积[19]、动态融合模块及双边注意力机制构建 DaDE 分类模型,以此实现雏鸡性别可信识别。

1 检测模型建立

YDaDE 雏鸡性别检测模型框架如图 1 所示,该模型首先通过 YOLO 目标检测模块定位雏鸡性腺区域进行预处理,随后将处理后的图像输入 DaDE 分类器进行性别判别。

1.1 数据集准备与处理

本研究在商业化孵化场内采集并整理了一日龄黄羽鸡性腺图像数据集,共包含 1 203 幅高分辨率图像,其中雄性样本 611 例,雌性样本 592 例。采集过程中统一使用 USB 2.0 2MP 工业相机模块(型号:SNS-GM1094-V1.0,搭载 GC2083 型图像传感器),最大输出分辨率为 1 920 像素×1 080 像素,配合可调焦镜头及固定相机支架,确保不同样本间成像比例一致。拍摄时采用冷光源照明系统,色温约 5 500 K,平均照度约 500 lx,以减少组织表面反光并提升性腺区域对比度。为确保数据准确性,所有样本均由两名具有丰富经验的禽类性别鉴定专家进行双重标注,并采用交叉复核的方式防止出现误判,从而保证了数据标签的可靠性。具体如图 2 所示(圆圈处为雏鸡雄性特征)。

为在数据量有限的情况下获得最佳模型性能,本研究采用了系统的图像预处理流程以提高图像一致性并减少潜在偏差。所有输入图像均统一调整为 256 像素×256 像素,并基于 ImageNet 统计特性进行归一化处理,以便于迁移学习并加快模型收敛。

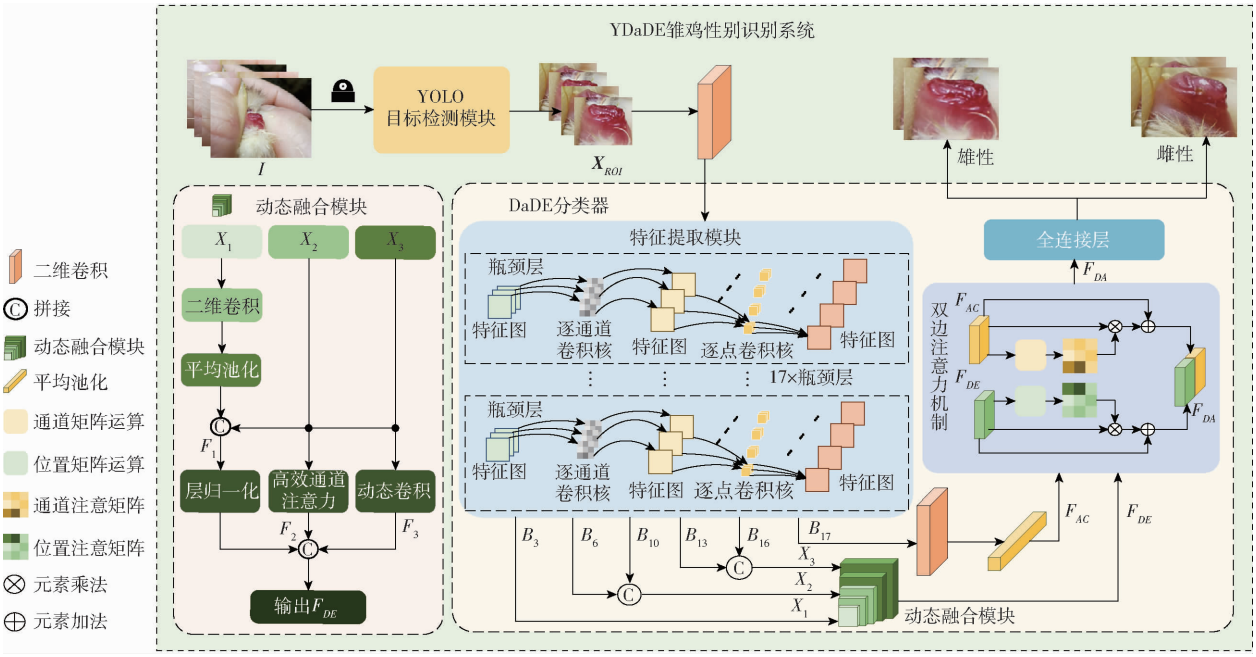


图 1　YDaDE 具体架构

Fig. 1　Specific architecture of YDaDE

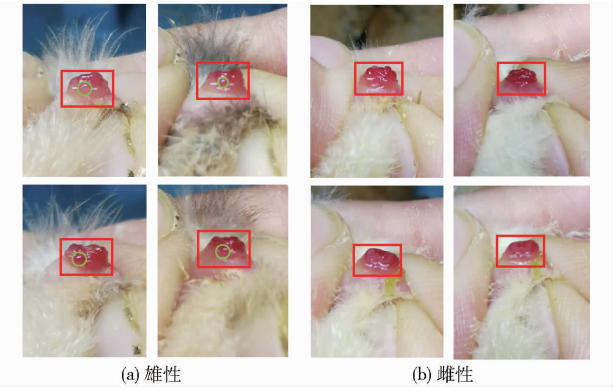


图 2　一日龄黄羽鸡性腺图像数据集

Fig. 2　Dataset of gonadal images of one-day-old yellow-feathered chickens

具体公式为

$$I=\frac{\frac{\boldsymbol{X}_{raw}}{255}-\boldsymbol{\mu}}{\boldsymbol{\delta}} \tag{1}$$

式中　I——归一化后的输入图像

$\boldsymbol{X}_{raw}$——原始像素值

$\boldsymbol{\mu}$、$\boldsymbol{\delta}$——基于 ImageNet 数据集统计得到的 RGB 各通道均值向量、标准差向量

同时，为提升模型的泛化能力与对环境干扰的鲁棒性，在训练阶段引入了多种数据增强操作。具体而言，随机旋转与翻转模拟了拍摄角度的多样性；亮度和对比度调整（±20%）模拟了不同光源条件下可能产生的阴影变化；高斯噪声扰动则在一定程度上模拟了由羽毛密度不均造成的图像纹理模糊与局部遮挡现象，迫使模型学习更具判别力的深层语义特征。通过这些处理，数据集的多样性显著提高，使模型能够更好地适应光照变化、羽毛密度差异及局部遮挡等复杂场景。

1.2　目标检测模块

当输入图像 $\boldsymbol{I}\in\mathbf{R}^{H_0\times W_0\times 3}$，其中 H_0 和 W_0 分别表示原始输入图像的高度和宽度，YOLO 目标检测模块能够识别出对应雏鸡性腺的一个或多个边界框 $\hat{\boldsymbol{b}}$，该边界框的表示形式为[20]

$$\hat{\boldsymbol{b}}=\mathrm{YOLO}(\boldsymbol{I})=[\hat{x},\hat{y},\hat{w},\hat{h}] \tag{2}$$

式中　$(\hat{x},\hat{y})$——雏鸡性腺图像的预测中心坐标

$\hat{w}$、$\hat{h}$——雏鸡性腺的预测宽度、高度

一旦获得边界框 $\hat{\boldsymbol{b}}$，目标检测模块就会从原始图像 $\boldsymbol{I}$ 中提取相应的目标区域。定义一个函数 $\phi(\cdot,\cdot)$，将目标区域调整至适合分类器处理的固定尺寸，公式为

$$\boldsymbol{X}_{ROI}=\phi(\boldsymbol{I},\hat{\boldsymbol{b}})\in\mathbf{R}^{H_1\times W_1\times 3} \tag{3}$$

式中　$\boldsymbol{X}_{ROI}$——提取出来的目标区域，用作瓶颈层的输入以进行特征提取

H_1、W_1——裁剪和调整大小后 $\boldsymbol{X}_{ROI}$ 的固定高度、宽度，确保瓶颈层的输入具有一致的空间维度

1.3　DaDE 分类器

如图 1 所示，DaDE 分类器作为雏鸡性别识别模型的核心组件，负责对 YOLO 目标检测模块输出的性腺区域图像进行精准的性别分类。DaDE 通过深度特征提取、多尺度特征融合和注意力机制优化，实现对雏鸡性腺特征的有效捕获和判别，从而完成

雏鸡性别识别任务。

1.3.1 特征提取模块

如图 1 所示,DaDE 分类器特征提取模块由 17 个瓶颈层组成。每个瓶颈层依次由 3 个主要操作组成:首先通过 1×1 扩展卷积增加通道维度,然后利用 3×3 深度可分离卷积对各通道进行空间特征提取,最后通过 1×1 投影卷积将通道数降回低维。具体表示为

$$\boldsymbol{\Phi}(x)=W_{\text{proj}}\text{ReLU}(W_{\text{dw}}\odot(\text{ReLU}(W_{\text{exp}}x))) \tag{4}$$

$$x_1=\text{Conv}(\boldsymbol{X}_{ROI}) \tag{5}$$

$$B_i=x_i+\boldsymbol{\Phi}(x_i)\quad(i=1,2,\cdots,17) \tag{6}$$

式中 $\boldsymbol{\Phi}(x)$——瓶颈内的变换函数

W_{exp}——展开卷积核

W_{dw}——逐通道卷积核

W_{proj}——逐点卷积核

ReLU(·)——修正线性单元激活函数

$\odot$——深度卷积操作

Conv(·)——卷积操作

x_1——卷积提取雏鸡性腺图像 $\boldsymbol{X}_{ROI}$ 得到的初始特征

x_i——第 i 个瓶颈层的输入

B_i——第 i 个瓶颈层的输出

1.3.2 动态融合模块

鉴于雌雄雏鸡性腺存在显著形态学相似性,单一层级深度特征提取难以充分捕获其复杂判别信息。为此,本研究引入图 1 所示动态融合模块。该模块由动态卷积[21]和高效通道注意力[22]组成,通过集成来自不同级别的特征,解决了单个特征的局限性。动态融合模块的多尺度输入定义为

$$X_1=B_3 \tag{7}$$

$$X_2=\text{Concat}(B_6,B_{10}) \tag{8}$$

$$X_3=\text{Concat}(B_{13},B_{16}) \tag{9}$$

式中 X_1、X_2、X_3——聚合模块的 3 个多尺度输入

Concat(·)——沿着通道维度合并特征映射的通道级连接操作

动态融合模块中的中间特征映射由一系列操作生成,定义为

$$F_1=\text{Concat}(\text{Conv}(\text{Avgpool}(X_1)),X_2,X_3) \tag{10}$$

$$\text{GAP}(x)=\frac{1}{H_2W_2}\sum_{i=1}^{H_2}\sum_{j=1}^{W_2}x_{ij} \tag{11}$$

$$F_2=X_2\otimes\sigma(\text{Conv1}D_k(\text{GAP}(X_2)))\quad(k=5) \tag{12}$$

$$F_3=\sum_{k=1}^{K}\pi_k(X_3)\text{Conv}_k(X_3) \tag{13}$$

$$F_{DE}=\text{Concat}(\text{LayerNorm}(F_1),F_2,F_3) \tag{14}$$

式中 F_1、F_2、F_3——动态融合模块中的中间特征映射

Conv(·)——卷积操作

Avgpool(·)——平均池化操作

x_{ij}——特征图中在位置(i,j)的值

H_2、W_2——高效通道注意力输入特征图的高度、宽度

$\sigma(\cdot)$——sigmoid 函数

LayerNorm——层归一化操作

GAP(·)——全局平均池化

$\text{Conv1}D_k$——第 k 个一维卷积,可以有效地捕获局部通道交互

$\text{Conv}_k(\cdot)$——第 k 个卷积结果

$\pi_k(\cdot)$——第 k 个内核动态生成的权重

K——正在组合的并行卷积运算的总数

F_{DE}——动态融合模块的输出

1.3.3 双边注意力模块

如图 1 所示,双边注意力机制由位置注意力[23]和通道注意力[24]组成,通过在空间和通道两个正交维度上建模长程依赖,能够显著增强网络对全局上下文和关键信息的感知能力。本研究将从动态融合模块获得的低层级特征输入双边注意力机制,首先通过位置注意力对具有相似语义或结构的不同位置进行信息聚合,增强关键区域特征表达。具体表示为

$$\begin{cases}f=W_fF_{DE}\\g=W_gF_{DE}\\h=W_hF_{DE}\end{cases} \tag{15}$$

$$s_{ji}=\frac{\exp(f_ig_j)}{\sum_{i=1}^{N}\exp(f_ig_j)} \tag{16}$$

$$E_p=\alpha\sum_{i=1}^{N}(s_{ji}h_i)+F_{DE} \tag{17}$$

式中 f、g、h——查询(query)、键(key)、值(value)

W_f、W_g、W_h——位置注意力中用于生成 f、g、h 的 1×1 卷积核

s_{ji}——各空间位置间的注意力分数

α——位置注意力的可学习残差缩放系数,初始都为零

N——当前输入特征高度和宽度的乘积展平后空间位置总数

E_p——位置注意力的输出

其次,将由特征提取模块所获的深层特征 B_{17} 通过双边注意力机制中的通道注意力,利用其自适应地加强或抑制各个通道的响应,从而突出雏鸡性腺体关键信息、抑制外部干扰。具体公式为

$$a=\text{Conv}(\text{Avgpool}(B_{17})) \tag{18}$$

$$c_{ji} = \frac{\exp(a_i a_j)}{\sum_{i=1}^{C} \exp(a_i a_j)} \tag{19}$$

$$E_c = \beta \sum_{i=1}^{C} (c_{ji} a_i) + a \tag{20}$$

式中　a——通道注意力的输入特征

c_{ji}——各通道间的注意力分数

β——通道注意力的可学习残差缩放系数，初始都为零

C——通道数

E_c——通道注意力的输出

最后，双边注意力机制将两者的输出结果相融合，其结果为

$$F_{DA} = \mathrm{Conv}_{3\times3}(E_p) + \mathrm{Conv}_{3\times3}(E_c) \tag{21}$$

式中　$\mathrm{Conv}_{3\times3}(\cdot)$——3×3 卷积

F_{DA}——双边注意力模块的输出

1.4　分类决策与损失计算

通过动态融合模块和双边注意力机制，模型逐步集成和细化多尺度特征。然后将这些细化的特征输入到全局平均池化，提取通道维度的信息，随后通过带有 Softmax 激活函数的全连接层生成概率分布。分类结果定义为

$$\hat{y} = S(\boldsymbol{W}\mathcal{F}(\mathrm{Avgpool}(F_{DA})) + \boldsymbol{b}) \tag{22}$$

$$\hat{y}_{male} + \hat{y}_{female} = 1 \quad (\{\hat{y}_{male}, \hat{y}_{female}\} \subset \hat{y}) \tag{23}$$

式中　$\mathcal{F}(\cdot)$——展平运算

$\boldsymbol{W}$、$\boldsymbol{b}$——最终全连接层的权重矩阵、偏置向量

$S(\cdot)$——将输出归一化为概率分数的 SoftMax 激活函数

$\hat{y}_{male}$、$\hat{y}_{female}$——雄性、雌性分类的概率

鉴于雏鸡性别属于二元分类任务，本研究采用交叉熵损失作为目标函数。该函数通过精确度量预测概率与真实标签的差异，缓解模型过度自信问题，从而有效抑制过拟合风险[25]。此损失函数的定义为

$$\mathcal{L} = -\frac{1}{T}\sum_{i=1}^{T}[y_i \lg(\hat{y}_i) + (1-y_i)\lg(1-\hat{y}_i)] \tag{24}$$

式中　$\mathcal{L}$——整个数据集的总交叉熵损失

T——数据集中的样本数

y_i——第 i 个样本的真实标签，取 0 或 1

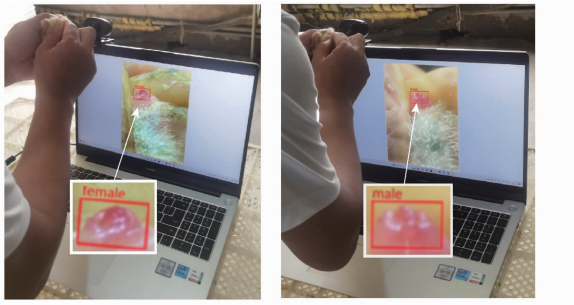
$\hat{y}_i$——模型对第 i 个样本的预测概率，范围从 0 到 1

2　实验结果与分析

2.1　实验设置

本研究自建的雏鸡性腺图像数据集以 7∶2∶1的比例对数据集进行分区，分配 70% 用于训练，20% 用于测试，10% 用于验证。雌性样本被标记为“0”，而雄性样本被标记为“1”。为了全面评估模型性能，本研究采用多维度评估指标。对于目标检测模块，实验采用平均精度（AP）和平均精度均值（mAP）衡量雏鸡性腺预测框与真实框的重叠程度；在分类性能方面，实验选用召回率、准确率和 F1 分数作为核心指标；同时引入参数量和浮点运算量衡量两个模块的计算复杂度和效率。

本研究大部分实验均在 Windows 操作系统上基于 PyTorch 框架实现，主要开发环境由 Python 3.8 和 CUDA 11.7 组成，使用 NVIDIA GeForce RTX 3090 GPU 和 Intel(R) Xeon(R) Silver 4214 CPU @ 2.20 GHz。采用随机梯度下降（SGD）优化器进行优化，输入批次大小为 8，动量参数为 0.937。为验证 YDaDE 雏鸡性别分类模型的实用性，本研究构建了如图 3 所示的软件界面系统，并在商业化家禽生产设施中开展实地测试。系统图像采集模块同样采用工业相机（型号：SNS－GM1094－V1.0，搭载 GC2083 型图像传感器），用于现场数据采集与在线推理验证。



(a) 识别为雌性　　(b) 识别为雄性

图 3　实验部署与操作

Fig. 3　Experimental deployment and operation

2.2　目标检测模块对比

由于不同 YOLO 版本性能存在差异，本研究分别对 YOLO v5n[26]、YOLO v6n[27]、YOLO v7－tiny[28]、YOLO v7n[29]、YOLO v10n[30] 和 YOLO 11n[31] 进行了对比实验。实验从检测精度、推理速度、参数量和计算复杂度 4 个维度评估各模型性能，其中检测精度主要用于衡量模型对雏鸡性腺区域的定位准确性。本实验旨在为雏鸡性别识别任务中的目标检测模块选型提供依据。

如图 4 所示，检测精度方面，YOLO v10n 达到 40.9% 的 mAP 值，分别超越 YOLO 11n 的 39.5%、YOLO v8n 的 37.3%、YOLO v6n 的 37.3%、YOLO v7－tiny 的 32.4% 和 YOLO v5n 的 28.4%，在 6 个模型中表现最优；模型复杂度方面，YOLO v10n 的 2.76×10^6 参数量虽略高于 YOLO v5n 和 YOLO 11n，但相比 YOLO v7－tiny 减少 55.5%，在保持最优精度

的同时实现了较好的模型轻量化;推理效率方面,YOLO v10n 的 1.84 ms 推理时间虽不及 YOLO v6n 和 YOLO 11n,但相比 YOLO v7 - tiny 提升 87.7%。综合三维性能指标,YOLO v10n 在准确率、模型复杂度和推理速度之间实现了最佳平衡,是本研究目标检测模块的理想选择。

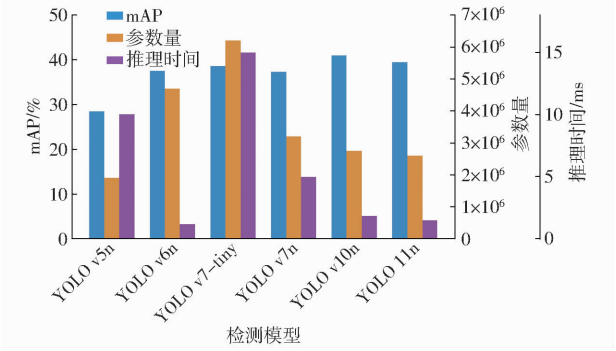


图 4 目标检测模型对比

Fig. 4 Comparison of object detection models

2.3 消融实验

本消融实验通过分组启用或移除各功能模块,评估其对模型分类准确率与参数量的影响,旨在明确各模块的性能贡献及其与 YDaDE 整体精度提升之间的关系,为后续架构设计与优化提供依据。

如表 1 所示,在仅采用 YOLO v10 的基准配置下,模型准确率为 55.00%,参数量为 2.80×10^6。仅启用特征提取模块时,准确率为 56.58%,参数量为 3.32×10^6,说明单独使用时对性能提升有限。将 YOLO v10 与特征提取模块结合后,准确率显著提升至 87.90%,参数量增至 6.12×10^6,表明检测主干与特征提取之间存在明显协同增益。在此基础上加入双边注意力机制后,准确率提升至 88.92%,参数量为 7.67×10^6,说明注意力机制能够强化性腺相关关键区域特征响应并抑制背景干扰,从而改善特征表达。进一步引入动态高效融合模块后,准确率提升至 89.43%,参数量为 7.46×10^6,表明该模块通过多尺度特征交互与自适应融合增强了对小目标细节的表征能力。最终,完整模型达到 91.67% 的最高准确率,参数量为 9.01×10^6,说明各模块在协同配置下能够在参数规模可控增长的前提下持续提升整体分类性能。

表 1 YDaDE 的分组消融实验

Tab. 1 Group ablation experiments of YDaDE

模块				准确率/%	参数量
YOLO v10	特征提取模块	动态高效融合	双边注意力机制		
√	×	×	×	55.00	2.80×10^6
×	√	×	×	56.58	3.32×10^6
√	√	×	×	87.90	6.12×10^6
√	√	×	√	88.92	7.67×10^6
√	√	√	×	89.43	7.46×10^6
√	√	√	√	91.67	9.01×10^6

注:√表示采用此模块;×表示不采用此模块。

2.4 分类器性能分析

为了评价 DaDE 性能表现,本研究选取 5 种代表性深度学习架构进行对比,包括广泛应用的经典 CNN[32] 架构(ResNet[33]、VGGNet[34] 和 ShuffleNet[35]),以及在大规模数据处理上具有优势的 ViT 架构(DeepViT[36] 和 ViT[37]),从准确率、F1 分数、召回率及计算效率评估各模型性能。

2.4.1 损失曲线

训练损失和验证损失的动态变化能够直观反映模型的学习状态,为分类器性能对比和模型选择提供量化参考依据。为此,本研究通过分析 30 个训练轮次中的损失变化,评估各分类器在雏鸡性腺体数据集上的收敛特性和泛化能力。

从图 5 训练和验证损失曲线可以清晰看出各模型与 DaDE 的性能差异。DeepViT 训练初期损失速降,但验证损失后期升至 0.5 并稳定,存在过拟合现象;DaDE 则保持训练验证损失同步收敛至近零水平,展现优异泛化能力。ViT 过拟合最严重,与 DaDE 高度一致的收敛轨迹形成鲜明对比。ResNet 虽表现较优,训练和验证损失均降至 0.1 左右,但 DaDE 收敛更快且终值更低;VGGNet 收敛滞后,30 个训练周期后损失值仍维持在 0.2 至 0.3 区间,明显弱于 DaDE 的近零收敛;ShuffleNet 损失平稳但止于中位水平,无法企及 DaDE 性能。综上,DaDE 在收敛速度、最终精度及泛化性方面全面优于各基线模型。

2.4.2 分类误差分析

为了直观地观察不同分类器的分类效果和分类误差,本研究采用不同深度学习模型提取的特征表示的 t 分布随机邻域嵌入(t-SNE)可视化进行雏鸡性别分类。可视化技术将高维特征空间简化为二维,从而可以直观地评估每个分类器模型在学习的特征空间中分离雄性和雌性雏鸡样本的效率。

从图 6 展示的 6 种不同分类器的 t-SNE 可视化结果可以看出,各模型与 DaDE 在雏鸡性别分类任务上的显著差异。DeepViT 和 ViT 显示出较多的类别间重叠,红色和蓝色数据点混合程度较高,而 DaDE 则形成两个相对独立、边界清晰的聚类簇;ResNet 作为经典卷积神经网络,在特征分离上有一定改善但仍存在较明显的类别间交叉区域,相比之

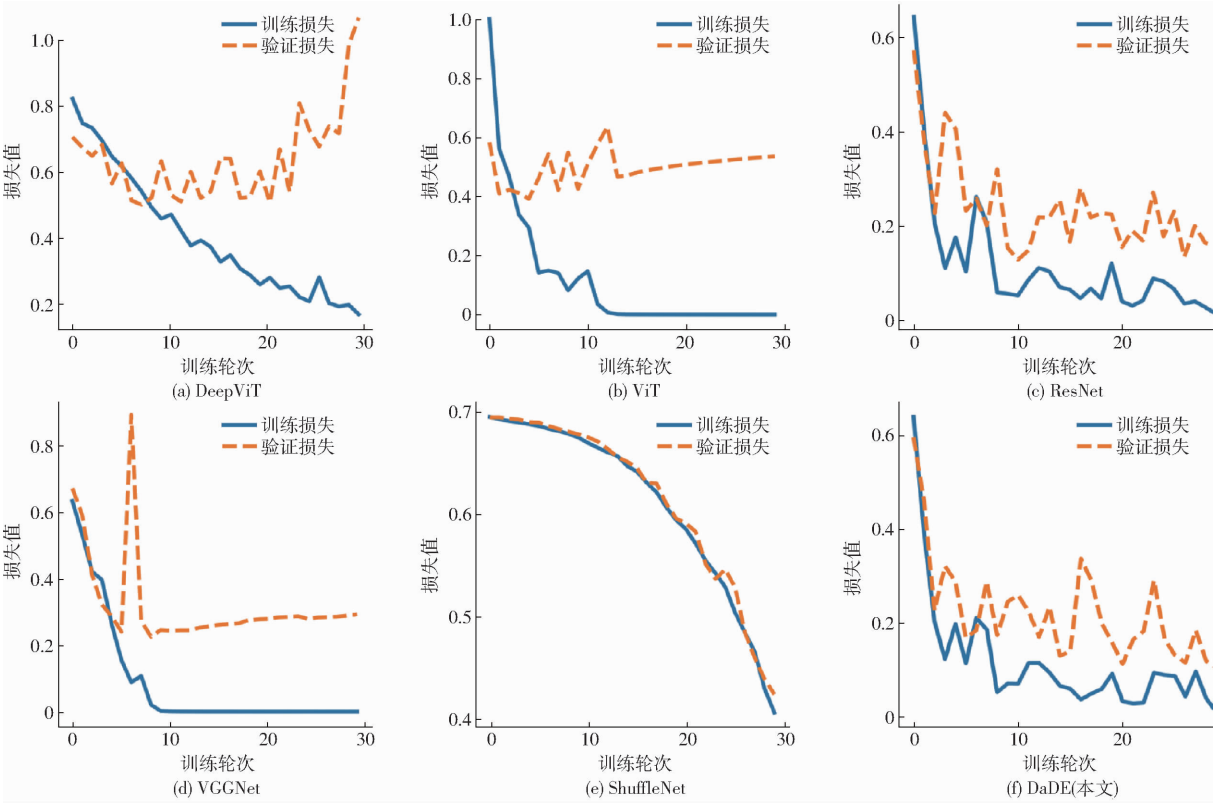


图 5　训练和验证损失变化曲线

Fig. 5　Changes in training and validation loss

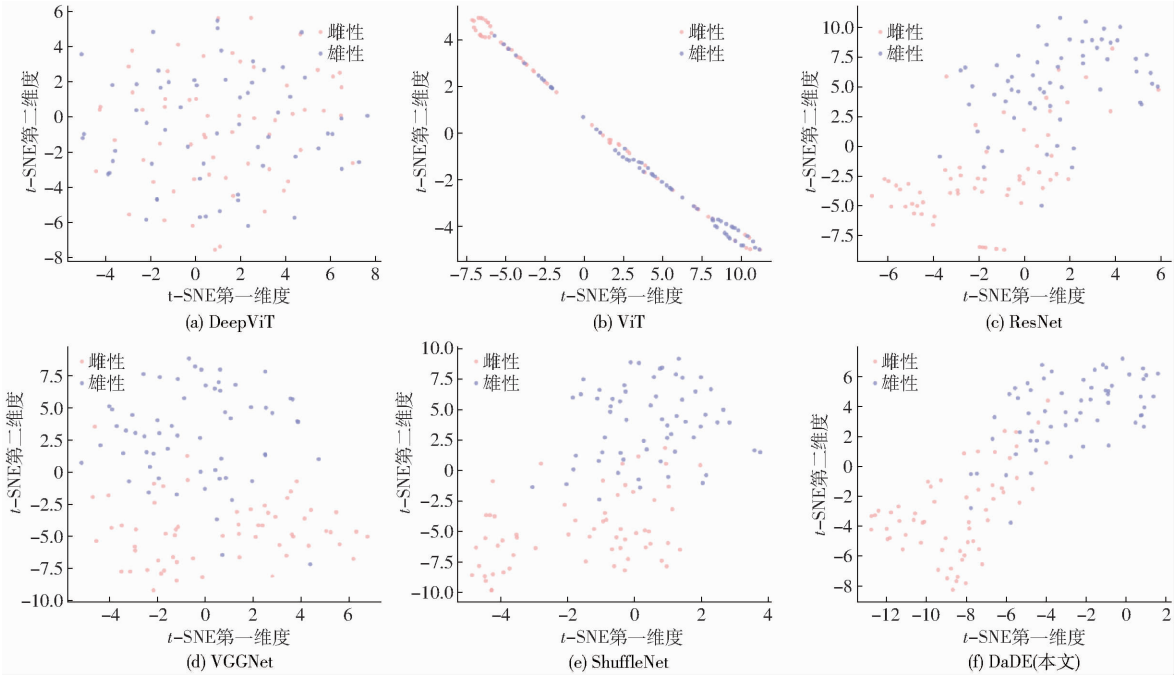


图 6　不同分类器的 t－SNE 可视化

Fig. 6　Visualization of t－SNE for different classifiers

下 DaDE 的类内紧密度更高且类别间分离度更大；VGGNet 和 ShuffleNet 展现出相对更好的聚类效果，不同性别的数据点开始呈现一定的空间分离趋势，但与 DaDE 清晰的类别分离效果相比仍有明显差距。综上，DaDE 的 t－SNE 可视化呈现最清晰的性别分类边界与最优聚类效果，证实其能有效提取性别关键特征实现精准判别，为实际应用奠定技术基础。

2.4.3　分类器具体性能对比

为全面评价 DaDE 的性能，基于自建测试集分别验证上述模型在分类准确性、计算效率和实际部署潜力等关键领域的性能，相关实验结果如表 2 所示。

表 2 不同分类器的比较结果

Tab. 2 Comparison results of different classifiers

模型	准确率/%	F1 分数/%	召回率/%	参数量	浮点运算量
DeepViT	68.33	70.31	75.00	$5.361\,0\times10^{7}$	3.480×10^{9}
ViT	80.00	79.31	79.31	$8.657\,0\times10^{7}$	1.761×10^{10}
VGGNet	90.83	90.60	85.00	$1.342\,7\times10^{8}$	2.023×10^{10}
ResNet	89.17	89.43	90.00	$1.118\,0\times10^{7}$	2.380×10^{9}
ShuffleNet	85.00	83.93	78.33	$1.260\,0\times10^{6}$	1.900×10^{8}
DaDE(本文)	91.67	91.53	90.00	$9.010\,0\times10^{6}$	2.400×10^{9}

从表 2 可以看出,DaDE 分类器相较主流模型展现显著优势。分类性能方面,其以 91.67% 准确率、91.53% F1 分数及 90.00% 召回率全面领先,相较 DeepViT 与 ViT 提升显著。计算效率维度,DaDE 仅需 $9.010\,0\times10^{6}$ 参数量及 2.400×10^{9} 浮点运算量,较参数量相近的 ResNet 参数量减少 19% 且准确率提升 2.5 个百分点。与精度近似的 VGGNet 相比,DaDE 实现参数量 93% 与计算量 88% 的显著压缩。虽然轻量级 ShuffleNet 模型在计算效率上更优,仅需 $1.260\,0\times10^{6}$ 参数量和 1.900×10^{8} 浮点运算量,但其 85.00% 的准确率明显低于 DaDE。综合分析表明,DaDE 在维持高精度同时实现模型复杂度优化,达成精度和效率平衡,具备在资源受限场景部署的潜力。

2.5 YDaDE 的推理性能分析

为验证所提出的 YDaDE 在边缘设备上的实时性与部署可行性,本研究在多种硬件平台上对其推理性能进行了实验对比。实验中所使用的 GPU 包括 NVIDIA RTX 3060,以及 NVIDIA GTX 1050 Ti;CPU 平台分别为 Intel Core i7 - 8700,以及 Intel Core i5 - 8300H。

模型在 RTX 3060 上推理时间为 4.85 ms,在 GTX 1050 Ti 上为 23.96 ms,在 i7 - 8700 上为 16.99 ms,在i5 - 8300H 上为 32.50 ms。尽管这些中低端 GPU 与通用 CPU 算力有限,YDaDE 仍能保持稳定的实时性能,其中在 GTX 1050 Ti 和 i7 - 8700 平台上的速度分别达到 RTX 3060 的约 1/5 与 1/3,仍可实现 30 f/s 以上的推理速率。该结果表明,YDaDE 模型在不同算力层级的硬件上均具备良好的适应性与运行效率,具备在边缘端实现实时部署的可行性。

2.6 不同性别识别方法的性能对比

为了验证 YDaDE 在识别精度与任务适应性方面的优势,从而评估其在实际生产环境中的应用潜力,本研究选取了两种典型方法进行对比分析,包括基于视频的羽毛性别识别方法与基于音频的性别识别方法,并与 YDaDE 模型进行性能对照。

如表 3 所示,基于视频的羽毛性别识别方法准确率为 83.33%[10],虽然能够进行多目标识别,但整体识别精度偏低。基于音频的识别方法准确率提升至 91.25%[9],但由于无法同时识别多只个体,限制了其在大规模孵化场的实际应用。相比之下,YDaDE 模型在保证 91.67% 高准确率的同时具备多目标识别能力,实现了精度与并行性能的平衡。该结果表明,YDaDE 不仅在识别精度上优于现有方法,更在工程可用性方面展现出显著优势,为雏鸡性别识别的实际产业化提供了更具可行性的解决方案。

表 3 不同识别方法的性能对比结果

Tab. 3 Comparison results of different classification methods

方法	准确率/%	是否可以进行多目标识别
基于视频的羽毛性别识别方法(Soliman-Cuevas 等[10])	83.33	是
基于音频的性别识别方法(Cuan 等[9])	91.25	否
YDaDE(本文)	91.67	是

2.7 误检分析

为评估 YDaDE 在复杂环境下的稳定性与鲁棒性,本实验针对模型在真实孵化场场景中的识别结果进行了误检分析,旨在发现模型在性腺区域识别过程中可能存在的干扰因素,并为后续优化提供依据。

如图 7 所示,模型主要出现两类误检情况:一是将雏鸡的眼部区域误识别为性腺,二是将操作者的手指误判为性腺。尽管眼睛与性腺在整体外观上存在显著差异,但在小目标检测场景下,检测模型对判别的依据往往更多来自候选区域的局部形状、边缘与纹理等低层视觉线索。在复杂光照条件下,眼部区域可能出现局部高亮反光、类圆形

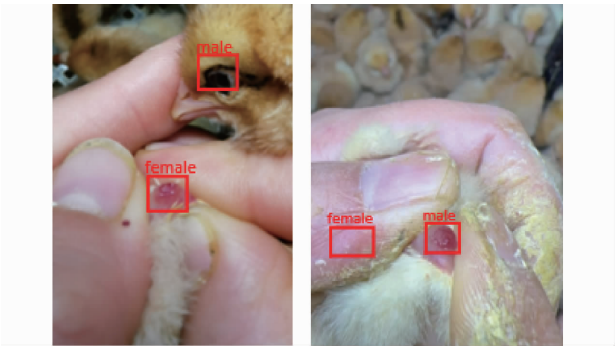


图 7 YDaDE 在性腺识别中的典型误检示例

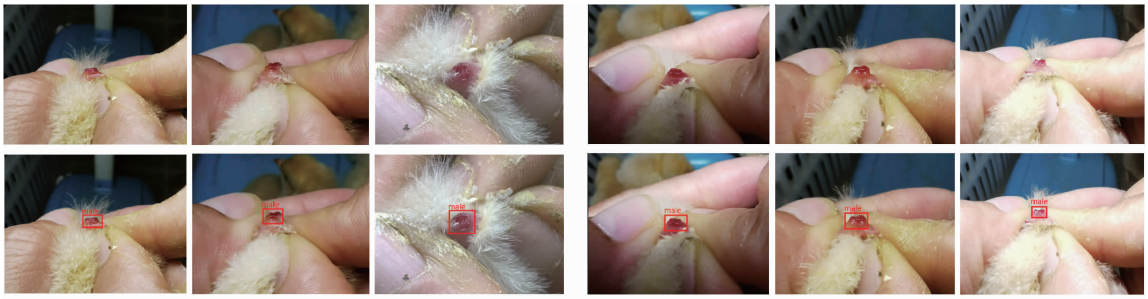
Fig. 7 Typical misclassification examples of YDaDE in gender identification

轮廓及明暗边界增强等现象，这些局部表征在特定尺度上可能与性腺区域的局部外观产生相似性，从而引发误检。进一步分析发现，在现有数据集中，包含雏鸡眼部区域的样本数量相对较少，相关干扰特征在训练过程中未得到充分学习，这在一定程度上限制了模型对眼部与性腺细粒度差异的区分能力。针对上述问题，后续工作将通过引入更多包含雏鸡眼部及操作者手指的困难负样本，并加强对易混淆区域的样本覆盖，以进一步提升模型的判别能力与鲁棒性。总体来看，相关误检仅在极少数样本中出现，YDaDE 仍能较为准确地完成雏鸡性腺定位与性别识别，在复杂场景下表现出较高的稳定性。

2.8　不同条件下 YDaDE 识别能力表现

在实际雏鸡性别识别过程中，性腺区域常受到不同程度的羽毛遮挡以及光照条件变化的影响，从而对性腺的准确定位与判别带来挑战。为评估 YDaDE 在上述复杂条件下的推理稳定性与鲁棒性，本研究选取在不同羽毛遮挡程度及不同光照条件下采集的雏鸡图像进行推理分析。同时，为排除性别差异本身对判别结果的影响，本实验统一选取雄性雏鸡样本进行识别，以更客观地观察模型在不同干扰条件下是否出现误判。

如图 8a 所示，在不同羽毛干扰条件下，性腺区域存在不同程度的绒毛遮挡和边缘覆盖，部分样本中羽毛对性腺关键轮廓形成遮蔽，使其暴露区域减小。但 YDaDE 仍能够在羽毛干扰情况下给出位置合理且较为紧凑的检测框，检测结果主要集中于性腺真实位置附近，未出现明显偏移至周围羽毛或背景区域的情况。这表明在羽毛遮挡条件下，模型能够利用性腺暴露区域的局部纹理与形态特征完成有效定位。图 8b 展示了不同光照条件下的推理结果，包括局部高亮反光、亮度不均及光照偏暗等复杂成像情况。在光照变化条件下，模型依然能够稳定检测到性腺区域，检测框位置与尺度变化较小，未因亮度过高或亮度不足而将周围组织误识别为性腺。这说明模型通过亮度与对比度扰动等数据增强方式，在一定程度上学习到了对光照变化具有不变性的判别特征。



(a) 不同羽毛干扰情况下模型的识别能力　　(b) 不同光照情况下模型的识别能力

图 8　YDaDE 在不同羽毛干扰和光照下的识别能力

Fig. 8　Recognition ability of YDaDE under different feather interferences and lighting conditions

综合不同羽毛干扰和光照变化条件下的推理结果可以认为，本研究提出的方法在复杂现场环境中表现出较好的稳定性与鲁棒性，能够有效减轻羽毛遮挡与光照变化对雏鸡性腺定位和性别识别带来的不利影响。

3　结束语

本研究提出基于性腺图像特征的雏鸡性别识别模型 YDaDE，集成 YOLO v10 目标检测、深度可分离卷积特征提取、动态特征融合及双边注意力机制，有效抑制环境噪声干扰并增强细微性腺特征辨识能力。未来研究需扩展数据集涵盖多禽种与环境条件，开展跨养殖场景实地验证，开发高成本效益比硬件方案，并行推进规模化部署经济性分析与产业协作以指导商业化应用。

参　考　文　献

[1] Xie C, Tang W, Yang C. A review of the recent advances for the in ovo sexing of chicken embryos using optical sensing techniques[J]. Poultry Science, 2023, 102(10): 102906.

[2] Romero-Sanchez H, Enting H, Van Eck L, et al. Achieving reproductive performance and quality chicks with modern broiler breeders[J]. Journal of Applied Poultry Research, 2025, 34(3): 100539.

[3] 严品，雷雅婷，王欢，等. 家禽养殖业的困境与出路:挑战、创新与可持续发展[J]. 家禽科学，2025，47(6)：44－52.
Yan Pin, Lei Yating, Wang Huan, et al. Challenges and solutions in the poultry industry: innovation and sustainable development[J]. China Poultry Science, 2025, 47(6): 44－52. (in Chinese)

[4] 古殿超，朱惠玲，刘玉兰，等. 鸡胚发育过程中胚胎液中几种游离氨基酸的动态变化[J]. 中国畜牧杂志，2012，

48(7): 23 - 25.
Gu Dianchao, Zhu Huiling, Liu Yulan, et al. Developmental changes of several free amino acids in fetal fluids of chickens[J]. Chinese Journal of Animal Science, 2012, 48(7): 23 - 25. (in Chinese)
[5] 李治利, 秦清明, 施振旦, 等. 微量全血 PCR 技术鉴定雏鸡及鸡胚性别[J]. 中国畜牧兽医, 2012, 39(9): 74 - 79.
Li Zhili, Qin Qingming, Shi Zhendan, et al. Sex identification with direct whole blood PCR amplification in chicklings and chicken embryos[J]. China Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2012, 39(9): 74 - 79. (in Chinese)
[6] 刘韬虞, 边胤豪, 王宇, 等. 雏鸡性别与蛋壳钙含量和显微结构的相关性研究[J]. 江西畜牧兽医杂志, 2022(1): 19 - 22.
Liu Taoyu, Bian Yinhao, Wang Yu, et al. Study on the correlation between chick sex and eggshell calcium content and microstructure[J]. Jiangxi Journal of Animal Husbandry & Veterinary Medicine, 2022(1): 19 - 22. (in Chinese)
[7] 王梦磊, 赵思琦, 徐梦竹, 等. 孵化过程中鸡胚性别分化期的判定[J]. 甘肃农业大学学报, 2024, 59(2): 17 - 23.
Wang Menglei, Zhao Siqi, Xu Mengzhu, et al. Determination of the gender differentiation stage of chicken in the process of embryonic development[J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2024, 59(2): 17 - 23. (in Chinese)
[8] Ren Y, Huang Y, Wang Y, et al. A high-performance day-age classification and detection model for chick based on attention encoder and convolutional neural network[J]. Animals, 2022, 12(18): 2425.
[9] 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.
[10] Soliman-Cuevas H L, Linsabgan N B. Day-old chick sexing using convolutional neural network (CNN) and computer vision [C]// Proceedings of the 2023 IEEE International Conference on Artificial Intelligence in Engineering and Technology (IICAIET), 2023: 45 - 49.
[11] 梁佑臣, 曹智, 贺宇璠, 等. 鸡性别鉴定和控制技术的发展和展望[J]. 中国畜禽种业, 2025, 21(4): 171 - 181.
Liang Youchen, Cao Zhi, He Yufan, et al. The advances and prospects in chicken sexual identification and control technology [J]. The Chinese Livestock and Poultry Breeding, 2025, 21(4): 171 - 181. (in Chinese)
[12] 王兆川, 李艳涛, 温锦添, 等. 鸡性别鉴定和性别控制的方法[J]. 中国家禽, 2025, 47(4): 105 - 109.
Wang Zhaochuan, Li Yantao, Wen Jintian, et al. Methods for chicken sex determination technology and sex control technology [J]. China Poultry, 2025, 47(4): 105 - 109. (in Chinese)
[13] 曾志雄,黄迎辉,林锴,等.基于 GSD - YOLO 的复杂场景仔猪检测和计数方法[J]. 农业机械学报,2025,56(6):247 - 257.
Zeng Zhixiong, Huang Yinghui, Lin Kai, et al. Advanced piglet detection and counting in complex scenarios using GSD - YOLO architecture[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(6):247 - 257. (in Chinese)
[14] 张姬,孙振洋,田富洋,等. 基于改进 YOLO v8n - pose 的青贮饲料自适应抛送落料点检测方法[J]. 农业机械学报,2026,57(10):134 - 142.
Zhang Ji, Sun Zhenyang, Tian Fuyang, et al. Detection method of material drop point in compartment area based on improved YOLO v8n - pose[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2026,57(10):134 - 142. (in Chinese)
[15] 林杉杉, 于洋, 梁哲铭, 等. MSCNN_LSTM 与改进注意力机制的轴承故障声发射识别[J]. 兵工学报, 2026, 47(2): 1 - 11.
Lin Shanshan, Yu Yang, Liang Zheming, et al. Acoustic emission diagnosis of bearing fault based on MSCNN - LSTM and improved attention mechanism[J]. Acta Armamentarii, 2026, 47(2):1 - 11. (in Chinese)
[16] 孔少芬, 郑茗, 聂庆华. 鸡的早期性别鉴定方法[J]. 养禽与禽病防治, 2019(12): 20 - 23.
Kong Shaofen, Zheng Ming, Nie Qinghua. Early sex identification methods in chickens[J]. Poultry Husbandry and Disease Control, 2019(12): 20 - 23. (in Chinese)
[17] Yan Z, Wu Y, Zhao W, et al. Research on an apple recognition and yield estimation model based on the fusion of improved YOLOv11 and DeepSORT[J]. Agriculture, 2025, 15(7): 765.
[18] Wang A, Chen H, Liu L, et al. Yolov10: Real-time end-to-end object detection[J]. Advances in Neural Information Processing Systems, 2024, 37: 107984 - 108011.
[19] 雷帅, 仇明鑫, 柳先辉, 等. 基于多尺度深度可分离 ResNet 的废弃家电回收图像分类模型[J]. 计算机科学, 2025, 52(增刊 1): 389 - 395.
Lei Shuai, Qiu Mingxin, Liu Xianhui, et al. Image classification model for waste household appliance recycling based on multi-scale depthwise separable ResNet[J]. Computer Science, 2025, 52(S1): 389 - 395. (in Chinese)
[20] Liao Y, Li L, Xiao H, et al. YOLO - MECD: citrus detection algorithm based on YOLOv11[J]. Agronomy, 2025, 15(3): 687.
[21] Xu Y, Lin M, Yang H, et al. Shadow-aware dynamic convolution for shadow removal[J]. Pattern Recognition, 2024, 146: 109969.
[22] Zhang Y, Zhan Q, Ma Z. EfficientNet - ECA: a lightweight network based on efficient channel attention for class-imbalanced welding defects classification[J]. Advanced Engineering Informatics, 2024, 62: 102737.
[23] Shah S A A, Niazi S G, Deng S, et al. A novel positional encoded attention-based long short-term memory network for state of charge estimation of lithium-ion battery[J]. Journal of Power Sources, 2024, 590: 233788.

[24] Si Y, Xu H, Zhu X, et al. SCSA: exploring the synergistic effects between spatial and channel attention[J]. Neurocomputing, 2025, 634: 129866.

[25] 扈鉴汉, 郭田德, 韩丛英. 带有谱解耦正则的交叉熵损失的解[J]. 中国科学院大学学报(中英文), 2025, 42(2): 268 - 275.
Hu Yinhan, Guo Tiande, Han Congying. Solutions of cross-entropy loss with spectral decoupling regularization[J]. Journal of University of Chinese Academy of Sciences, 2025, 42(2): 268 - 275. (in Chinese)

[26] Norkobil S S, Abdusalomov A, Jamil M K, et al. A YOLOv6-based improved fire detection approach for smart city environments[J]. Sensors, 2023, 23(6): 3161.

[27] 郁家丞,杨林初,夏子林,等.基于改进 YOLOv7 的果园苹果目标识别方法研究[J].中国农机化学报,2026,47(1):87 - 93,371.
Yu Jiacheng, Yang Linchu, Xia Zilin, et al. Research on orchard apple target recognition method based on improved YOLOv7[J]. Journal of Chinese Agricultural Machanization, 2026, 47(1): 87 - 93, 371. (in Chinese)

[28] 罗杭, 杨晔, 陈本永. 基于 SGV - YOLOv8 模型的机械零件智能识别与抓取方法[J]. 中国机械工程, 2026,37(2): 442 - 451.
Luo Hang, Yang Ye, Chen Benyong. Intelligent part identification and grabbing method based on SGV - YOLOv8 model[J]. China Mechanical Engineering, 2026,37(2):442 - 451. (in Chinese)

[29] 吕佳, 冉洁. 基于改进 YOLOv9s 与自适应卡尔曼滤波的套袋葡萄视频计数方法[J]. 农业工程学报,2025,41(10): 195 - 203.
Lü Jia, Ran Jie. Counting bagging grape using improved YOLOv9s and adaptive Kalman filter[J]. Transactions of the CSAE, 2025,41(10):195 - 203. (in Chinese)

[30] 张东彦,叶佳炜,郭阳阳,等.基于无人机图像和 MLL - YOLO v10s 的草原放牧羊只实时检测模型[J].农业机械学报, 2025,56(10):575 - 584.
Zhang Dongyan, Ye Jiawei, Guo Yangyang, et al. Real-time detection model for grazing sheep in grassland based on UAV imagery and MLL - YOLO v10s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(10):575 - 584. (in Chinese)

[31] 田芳,杨欣垚,孙楠清,等.基于改进 YOLO 11n - EWL 的大鲵检测模型研究[J].农业机械学报,2025,56(10):110 - 118.
Tian Fang, Yang Xinyao, Sun Nanqing, et al. Giant salamander detection model based on improved YOLO 11n - EWL[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2025,56(10):110 - 118. (in Chinese)

[32] 张伟,张添龙,杨旭,等. 基于 Raman - CNN 的锂离子电池热失控早期预警与爆炸预测[J]. 科学技术与工程,2026, 26(16):6902 - 6910.
Zhang Wei, Zhang Tianlong, Yang Xu, et al. Thermal runaway early warning and explosion prediction in lithium-ion batteries with Raman - CNN[J]. Science Technology and Engineering, 2026, 26(16): 6902 - 6910. (in Chinese)

[33] 段函作, 潘溢洲, 寇嘉铭, 等. 基于改进 ResNet18 模型的驾驶员面部表情识别方法[J]. 传感器与微系统, 2025, 44(6): 29 - 32,7.
Duan Hanzuo, Pan Yizhou, Kou Jiaming, et al. Driver facial expression recognition method based on improved ResNet18 model[J]. Transducer and Microsystem Technologies, 2025, 44(6): 29 - 32,7. (in Chinese)

[34] 李秋生, 熊芳茂, 朱化娟. 基于循环双谱与改进 VGGNet 的常规雷达目标分类[J]. 航空兵器, 2025, 32(4):95 - 102.
Li Qiusheng, Xiong Fangmao, Zhu Huajuan. Conventional radar target classilicaion based on cyclic bispectrum and improved VGGNet[J]. Aero Weaponry,2025,32(4):95 - 102. (in Chinese)

[35] Chen Z, Yang J, Chen L, et al. Garbage classification system based on improved ShuffleNet v2[J]. Resources, Conservation and Recycling, 2022, 178: 106090.

[36] Yao H, Liu T, Li G, et al. Screen-shot and demoiréd image identification based on DenseNet and DeepViT[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 240: 122580.

[37] Maurício J, Domingues I, Bernardino J. Comparing vision transformers and convolutional neural networks for image classification: a literature review[J]. Applied Sciences, 2023, 13(9): 5521.