doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2024.11.001

YOLO 算法在动植物表型研究中应用综述

翟肇裕　张梓涵　徐焕良　王海清　陈　曦　杨陈敏
(南京农业大学人工智能学院,南京 210095)

摘要:动植物表型是动植物特征与性状的定量描述,表型特征的精准计算与分析是推进数字农业发展的重要基础。得益于深度学习技术的迅猛发展,以 YOLO 系列算法为代表的计算机视觉模型在动植物表型分析任务中展现出了优良性能和巨大潜力。以家畜类、家禽类、作物类、果蔬类等动植物为对象,分别从目标检测、关键点检测、目标分割 3 方面概述了 YOLO 系列算法应用研究进展。最后指出 YOLO 系列算法未来发展趋势,包括轻量化架构设计、小目标精准检测、弱监督学习、复杂场景部署、大模型目标检测等。

关键词:YOLO;动植物表型;目标检测;关键点检测;目标分割;轻量化
中图分类号:TP391　　**文献标识码**:A　　**文章编号**:1000-1298(2024)11-0001-20　　**OSID**:

Review of Applying YOLO Family Algorithms to Analyze Animal and Plant Phenotype

ZHAI Zhaoyu　ZHANG Zihan　XU Huanliang　WANG Haiqing　CHEN Xi　YANG Chenmin
(*College of Artificial Intelligence*, *Nanjing Agricultural University*, *Nanjing* 210095, *China*)

Abstract: Plant and animal phenotypes are quantitative descriptions of their characteristics and traits. Accurate analysis of phenotypic features is an important prerequisite for the development of digital agriculture. The traditional phenotypic analysis task heavily relies on manual identification and measurement by agricultural experts, which is labor-intensive, costly, and sensitive to subjective judgments. Also, the traditional approach can hardly process high-throughput data. Benefited by the rapid development of the deep learning technique, as one of the most representative computer vision models, the YOLO family algorithms have shown excellent performance and great potential in plant and animal phenotypic analysis tasks, including disease diagnosis, behavior quantification, biomass estimation, and so on. In this review, livestock, poultry, crops, fruits, vegetables, and other plants and animals were chosen as the research targets. The research progress of YOLO family algorithm applications was summarized from three aspects, namely, object detection, key point detection, and object segmentation. Along the same lines, some commonly used datasets for plant and animal phenotyping tasks for subsequent researchers were presented. Finally, the potential problems faced by current researching and the future development trend of YOLO family algorithms were highlighted, including lightweight architecture design, accurate detection of small targets, weakly supervised learning, complex scene deployment, and large model for target detection. The research aimed at providing summarization and guidance for plant and animal phenotypic analysis based on YOLO family algorithms and promoting the further development of digital agriculture.

Key words: YOLO; animal and plant phenotype; object detection; key-point detection; object segmentation; lightweight

0　引言

动植物表型分析通过提取动物、植物可观测的一切性状和形状特征,理解动植物行为、生长模式和对环境刺激的反映起到了关键作用,其结果可协助农业技术人员判断动植物生长与发育情况,为生产

收稿日期:2024-08-17　修回日期:2024-09-10
基金项目:国家自然科学基金项目(32401697)、江苏省自然科学基金项目(BK20231004)和江苏省科技计划专项资金项目(BE2023369)
作者简介:翟肇裕(1992—),男,副教授,博士,主要从事计算机视觉和动植物表型分析研究,E-mail:zhaoyu.zhai@njau.edu.cn
通信作者:徐焕良(1963—),男,教授,博士生导师,主要从事农业信息化与大数据技术研究,E-mail:huanliangxu@njau.edu.cn

管理、品种选择、智慧育种提供决策与指导。传统的分析技术主要依赖农业专家人工识别,工作劳动强度大、人工成本高,且易产生主观性误差。近些年,随着深度学习技术的发展,计算机视觉已成为动植物表型分析的重要工具。通过对全生命周期动植物生长表型信息的监测、实时处理与分析,制定个性化农业生产管理策略,促进农艺作业的高效精准实施;筛选优良性状相关性高的功能基因,选育出特定需要的新品种,动植物表型分析对全球农业生产和可持续农业发展意义重大。

计算机视觉主流方法分为单阶段算法和双阶段算法。相较于双阶段算法,单阶段算法的目标分类和定位被合并为同一任务,并利用共享的特征提取网络进行推理。常见的单阶段算法包括 YOLO(You only look once)系列算法、SSD(Single shot multi-box detector)和 CenterNet 等。其中,YOLO 系列算法由于精简、可靠和易部署的特性,已被广泛应用于动植物表型分析领域。其精简的架构满足农业生产的实时性要求,并有利于在计算资源受限的边缘设备中部署。

现阶段关于利用 YOLO 系列算法分析动植物表型的文献综述已有报道。慕君林等[1]阐述了深度学习算法在农作物病虫害检测的应用,但缺少针对动物表型分析等其他领域的总结;李伟强等[2]总结了针对果实目标的计算机视觉技术应用,但忽略了 YOLO v5 及之后的版本,缺乏时效性。

本文首先阐述 YOLO v5 至 YOLO v10 版本的演化过程,随后从植物表型分析和动物表型分析两方面分析国内外应用研究进展和关键技术。然后收集并简述 YOLO 系列算法在动植物表型分析中标注方式和常用的公开数据集。最后对未来利用 YOLO 系列算法进行动植物表型分析面临的机遇和挑战加以总结和展望。

1 YOLO 系列算法

YOLO 系列算法具有检测速度快、效率高、精度高等特性,在智慧医疗[3]、自动驾驶[4]等多个领域都展现出了极高的应用价值。在动植物表型分析领域,往往需要处理海量图像和视频数据,要求快速、精准地识别和量化动植物的各种特征,比如生长状态、行为识别、病害程度、目标计数等。如图 1 所示,使用遥感无人机、手持式或固定式摄像设备等获取动植物表型数据,使用锚框、关键点和像素级标注图像数据,随后将数据输入基于 YOLO 系列算法的目标检测、关键点监测、目标分割模型进行训练。最后,利用已经训练好的模型获取预测锚框、预测关键点和预测掩码,并将预测结果应用在动植物表型分析的具体场景。

近年来,随着更复杂的神经网络架构提出,YOLO 算法的特征提取能力也得到不断加强。截至目前,YOLO 算法已经发展到 v10 版本,图 2 为各版本 YOLO 模型性能对比[5],考虑到场景部署与精度需求,YOLO 系列算法也演化了不同子版本,表 1 展示了 YOLO v5 演化出的 n、s、m、l、x 共 5 种子版本在 COCO 数据集上的性能表现。

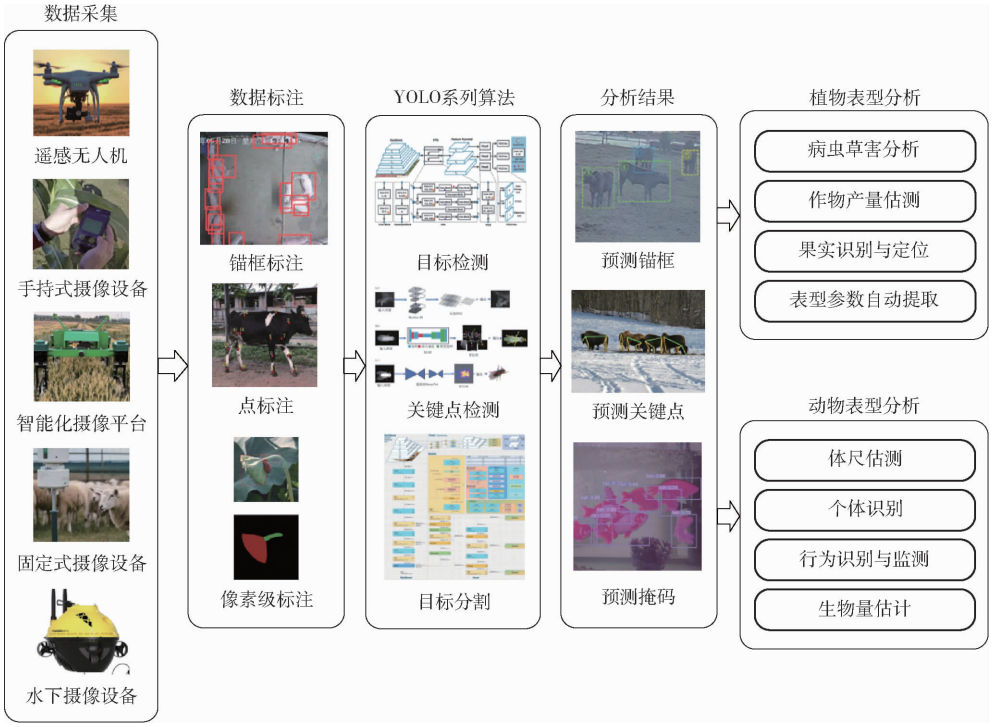


图 1 YOLO 系列算法在动植物表型分析中应用示意图

Fig. 1 Application of YOLO family algorithms to analyze animal and plant phenotype

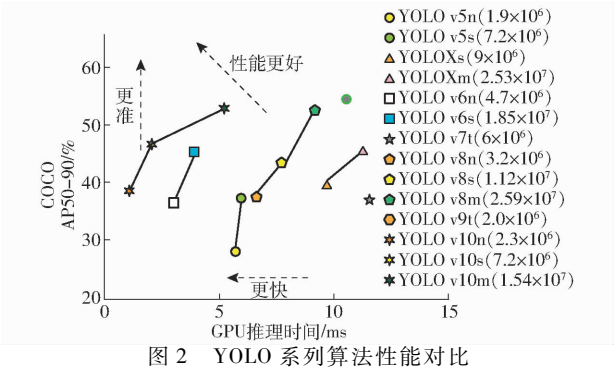


图 2　YOLO 系列算法性能对比

Fig. 2　Performance comparison of YOLO family algorithms

表 1　YOLO v5 子版本在 COCO 数据集上的性能指标对比

Tab. 1　Performance comparison of YOLO v5 sub-versions on COCO dataset

模型名称	AP50－95/%	AP50/%	CPU 推理时间/ms	GPU 推理时间/ms	参数量
YOLO v5n	28.0	45.7	45	6.3	1.90×10^6
YOLO v5s	37.4	56.8	98	6.4	7.20×10^6
YOLO v5m	45.4	64.1	224	8.2	2.12×10^7
YOLO v5l	49.0	67.3	430	10.1	4.65×10^7
YOLO v5x	50.7	68.9	766	12.1	8.67×10^7

由表 1 可知，对于不同子版本的 YOLO v5 模型而言，模型参数量越大，在验证集上取得的平均精度越高，但需耗费更长的推理时间。通常来说，动植物表型分析任务需要选取参数量合适的子版本模型，以达到推理时间和精度的平衡。

1.1　YOLO v5（2020 年）

YOLO v5 引入 Focus Layer 这一新颖设计，以解决浅层特征提取过程中可能遇到的信息丢失问题[5]。这一层位于模型的输入阶段，其核心作用是重新组织输入图像的数据结构，将原始的三维空间维度（通道数 C、高度 H、宽度 W）变换为（C、$H/2$、$W/2$）的形式。这种转换通过聚合相邻像素的信息实现，实质上是对输入图像进行一种空间压缩，但同时保留丰富的初始细节。

在模型的深层部分，YOLO v5 摒弃传统的卷积批归一化层，而是采用 C3 结构来构建其瓶颈层。C3 结构是一种高效的特征融合模块，通过将特征图分割成多个部分，并利用残差连接在这些部分之间实现跨阶段的特征连接。这一策略不仅有效增强了不同层级特征之间的交互，还可促进梯度流动，有助于缓解梯度消失问题，使模型能够学习到更加丰富和多样化特征表示。

此外，YOLO v5 在传统的锚框中添加了自适应锚框策略，使模型摆脱了预设锚框带来的限制，可实现对多样本、多尺度目标的更高效检测，减少人工干预的需求。

1.2　YOLOX（2021 年）

YOLOX 将 YOLO 系列算法原有的检测头替换为一种解耦头结构，其核心理念在于将耦合检测头中的分类任务与边界框回归任务做分离处理，使得模型能够更加专注于执行分支任务，无需在不同任务间进行复杂的权衡，从而显著提高模型的整体性能[6]。

同时，YOLOX 引入一种智能的样本管理方法，即自适应动态正负样本分配策略，进一步优化了训练过程并缓解样本不均衡问题。该策略能够在训练过程中动态地为每一个真实目标匹配最合适的正负样本集合，自动调整正负样本的比例，确保每一训练批次都能获得最具代表性和挑战性的样本进行学习，这样不仅加速了模型收敛过程，还能显著提升泛化能力。

1.3　YOLO v6（2022 年）

YOLO v6 在 YOLO v5 的基础上引入 EfficientRep 特征提取网络[7]，允许在推理和应用阶段部分单独剪枝，提升处理速度，实现训练高效性与推理速度之间的精妙平衡，这一优化技巧在资源有限的边缘计算环境中尤其适用。同时，通过继承 RepVGG 模块，YOLO v6 沿用并改良路径聚合网络，进一步强化了特征表示的质量，提升其在多尺度物体识别任务上的检测精度和鲁棒性。YOLO v6 还沿用了无锚框设计，能够更加灵活且高效地应对各种尺寸和长宽比的目标对象。

1.4　YOLO v7（2022 年）

YOLO v7 在主干特征提取网络的设计中融入了可扩展的高效层聚合网络[8]。通过组卷积技术和“洗牌与合并基数”策略，有效增加网络内部处理特征图时的特征基数，允许模型在不大幅增加计算资源的前提下，学习到更加丰富和多样化的特征表示，提升算法对复杂场景的理解能力和细节捕捉能力。

同时，引入辅助检测头，在模型浅层添加额外的预测输出，利用浅层网络对图像细节较为敏感这一特点，辅助主检测头做出决策。为了进一步提升多尺度目标预测的能力，YOLO v7 还实施约束上界的方法，这是一种防止过拟合的技术，确保模型在学习多尺度特征的同时，不会过于专注某些特定尺度目标而忽略了其它尺度的信息。

1.5　YOLO v8（2023 年）

YOLO v8 在目标检测领域的进步显著，其中一项关键升级是将 YOLO v5 中的 C3 模块革新为 C2f 模块[9]。通过增加信息通道数量和优化信息流动

路径,C2f 模块有助于模型捕捉更多细节特征。在标签分配策略中引入对齐任务分配策略,根据预测框与真实框之间的重叠程度以及样本的清晰度动态调整分配规则,确保每个预测框都能尽可能准确地对应到实际的目标对象上。YOLO v8 以 VLF Loss 作为分类损失函数,DFL Loss 和 CIOU Loss 作为边界框回归损失函数,这一改动缓解了训练过程中样本不平衡问题。

同时 YOLO v8 放弃了先前 YOLO 版本沿用的 Anchor - Base 转而采用 Anchor - Free 思想,这一转变使得 YOLO v8 在处理不同尺度和比例的目标时更加灵活和高效。Anchor - Free 方法消除了对预定义锚点的依赖,从而避免了因锚点选择不当导致的召回率降低和定位误差问题。相反,YOLO v8 直接在特征图上的每一个位置预测目标的类别和边界框,这不仅简化了模型结构,还提高了检测速度和精度。

1.6 YOLO v9 (2024 年)

YOLO v9 引入辅助可逆分支的设计,为主分支提供了可靠的梯度信息,避免其在推理过程中产生额外的计算成本[10]。同时其采用可编程梯度信息(Programmable gradient information,PGI)和广义有效层聚合网络(Generalized effective layer aggregation network,GELAN)相结合的方式,在浅层和轻量级神经网络中生成可靠的梯度,提升目标检测性能。

1.7 YOLO v10 (2024 年)

YOLO v10 采用轻量级分类头设计,将多余算力分配至大卷积核中,这一设计给模型带来更大的感受野[11]。同时引入自注意力机制,以小成本增强模型的全局建模能力,通过减少自注意力中头部的冗余,提高性能并降低延迟。

同时,采用“一致的双重分配”策略,用于无 NMS(非最大抑制)的 YOLO 训练。这一方法通过引入双重标签分配和一致匹配度量,使得模型在训练时能够获得丰富且和谐的监督,同时在推理过程中免除对 NMS 的依赖。这样做不仅提升模型的效率,还保持竞争力的检测性能。YOLO v9 和 YOLO v10 均是 2024 年发布的 YOLO 系列算法,因此,这 2 个网络在农业场景中部署的研究成果报道较少。

2 基于 YOLO 系列算法的植物表型分析

基于 YOLO 系列算法的目标检测、实例分割和关键点检测模型具备高度的实时性和准确性,使其在植物表型分析领域展现出巨大潜力。本文调研的分析对象主要包括粮食作物(如小麦、玉米、水稻等)、经济作物(如苹果、草莓、番茄等)以及植物器官(如植物叶片、芽顶、花瓣等),YOLO 系列算法可以完成病虫草害识别、作物产量估测、果实识别与定位、表型自动提取等应用任务。这些应用不仅提高了农业生产的效率和精度,还促进了农业智能化的发展。最后,从多尺度、轻量化和注意力机制等角度总结 YOLO 系列算法的改进策略,以更好地适配农业生产的实际需求。相关研究成果如表 2 所示。

2.1 病虫草害识别

病虫草害是植物生长过程中的常见问题,不仅降低了作物产量,还会影响作物质量。在现代农业中,及时、准确地识别并防控病虫草害对提高农业生产效率至关重要[66]。YOLO 系列算法因其高速和高效的目标检测能力,在植物表型分析中扮演了重要角色。通过目标检测算法,农业专家和农技人员

表 2 YOLO 系列算法在植物表型领域应用的相关成果

Tab. 2 Related work on applications of YOLO family algorithms in plant phenotypic analysis

场景	对象	模型	主要改进与优化	性能指标	文献序号
病虫草害识别	蔬菜	YOLO v5	CSP - TR 注意力机制;Inception 和 Confluence 模块改进	平均精度均值 93.1%;推理时间 30 ms	[12]
	黄瓜	YOLO v5	多尺度小目标检测策略;空间注意力机制	平均精度均值 84.9%;帧率 143 f/s	[13]
	黄瓜	YOLO v5	实例分割检测头;Focal - EIoU 损失函数	平均精度均值 92.8%	[14]
	番茄	YOLO v5	Stride - 2 卷积核优化;SE 注意力机制	平均精度均值 95.7%	[15]
	番茄	YOLO v8	Ghost 模块轻量化,CBAM 注意力机制	平均精度均值 80%;推理时间 32 ms	[16]
	水稻	YOLO v5	SPD - Conv 卷积核优化;GS - Conv 轻量化	平均精度均值 94.2%	[17]
	水稻	YOLO v5	坐标注意力机制;小目标检测头	平均精度均值 99.2%	[18]
	小麦	YOLO v8	ODConv 卷积核优化	平均精度均值 98.3%	[19]
	甜椒	YOLO v7	无参数注意力机制;Focal - EIoU 损失函数	平均精度均值 98.9%	[20]
	蚜虫	YOLO v5	拆分-合并检测策略;可变形卷积优化	平均精度 65%	[21]
	臭虫	YOLO v5	迁移学习	平均绝对百分比误差 10.0%	[22]
	杂草	YOLO v8	瓶颈层多尺度融合	平均精度均值 82.4%	[23]
	杂草	YOLO v5	纵向融合剪枝	平均精度均值 93.6%;推理时间 35.3 ms	[24]

续表 2

场景	对象	模型	主要改进与优化	性能指标	文献序号
作物产量估计	番茄	YOLO v7	SIoU 损失函数;成熟度损失项	精确率 87.2%	[25]
	玉米	YOLO v5	CBAM 注意力机制;ASPP 多尺度融合;微尺度检测层	平均精度 98.70%;帧率 42.2 f/s	[26]
	玉米	YOLO v5	通道注意力机制	平均精度 95%	[27]
	玉米	YOLO v7	GSConv 轻量化卷积;全局注意力机制	平均精度均值 10.0%	[28]
	水稻	YOLO v5	MobileViTv3 轻量化;WIoU_loss 损失函数	平均精度均值 92.3%;帧率 19.51 f/s	[29]
	茶	YOLO v7	选择性核注意力机制	平均精度 94.43%	[30]
	麦穗	YOLO v7	可变形卷积核优化;BiFPN 和 CBAM 注意力机制	平均精度均值 94.9%	[31]
	大豆	YOLOX	CBAM 注意力机制	平均精度 96.5%	[32]
	棉花	YOLOX	多感受野抽取模块;ANet 小目标检测改进	平均精度 92.75%	[33]
果实识别与定位	草莓	YOLO v8	Swin Transformer 注意力机制;可学习参数的残差网络	平均精度均值 94.4%;帧率 19.23 f/s	[34]
	草莓	YOLO v7	可变形卷积核改进;Shuffle Attention 注意力机制	平均精度均值 86.7%;推理时间 92 ms	[35]
	草莓	YOLO v7	Swin Transformer 注意力机制;GS－ELAN 轻量化模块	平均精度均值 92.1%;帧率 45 f/s	[36]
	草莓	YOLO v8	Slim－neck 颈部模块;CBAM 注意力机制	平均精度均值 97.91%	[37]
	苹果	YOLO v8	ShuffleNetv2、GhostConv、C2fGhost 轻量化模块;Wise－IoU 损失函数	平均精度 91.4%;帧率 39.37 f/s	[38]
	苹果	YOLO v8	PDWFasterNet、DWSConv 卷积核改进;EIoU 损失函数	平均精度 99.1%;推理时间 14 ms	[39]
	苹果	YOLO v5	倒置残差卷积轻量化模块;引入了最小二乘法纠正机制	精确率 97.1%	[40]
	苹果	YOLO v7	PConv 轻量化卷积;高效通道注意力机制;麻雀搜索学习率算法	平均精度均值 96.7%;帧率 69.8 f/s	[41]
	油茶果	YOLO v5	空间注意力机制;可变形卷积核	平均精度均值 91.4%;帧率 37.6 f/s	[42]
	油茶果	YOLO v7	SKConv 卷积核优化;解耦检测头;Focal EIoU 损失函数	平均精度均值 96.65%	[43]
	桃	YOLO v9	RFAM 特征融合模块;LGEM 特征强化模块	平均精度均值 97.13%	[44]
	柑橘	YOLO v5	polarity binary cross-entropy with logit loss 损失函数	F1 分数 97%	[45]
	梨	YOLO v8	GhostNet 轻量化主干网络;EMA 注意力机制;WIoU v3 Loss 损失函数	平均精度 88.83%	[46]
	番茄	YOLO v5	SIoU、Wing loss 损失函数;通道注意力机制	平均精度均值 91.1%	[47]
	葡萄	YOLOX	ResBlock－M 轻量化模块;深度可分离卷积核优化	平均精度均值 88.8%;帧率 84.88 f/s	[48]
	葡萄	YOLO v5	HRnet 轻量化改进;小目标检测增强	平均精度均值 90.2%;帧率 7.7 f/s	[49]
	葡萄	YOLO v8	C2f－Faster－EMA 轻量化模块;BiFPN 多尺度特征融合	平均精度 89.7%	[50]
表型参数自动提取	白菜	YOLO v8	浅特征映射小目标检测增强;GhostConv 轻量化卷积核	平均精度 94.4%	[51]
	草莓	YOLO v7	Stem Block 特征增强模块;HorBlock 并行解耦头	F1 分数 91.1%	[52]
	水稻	YOLO v7	高效通道注意力机制;BiFPN 轻量化模块	平均精度 94%	[53]
	梨	YOLO v5	C3F 轻量化模块;GhostConv 轻量化卷积核	平均精度 94.08%	[54]
	莲蓬	YOLO v5	小尺度检测层,CBAM 注意力机制	平均精度均值 94.5%	[55]
	苹果花	YOLO v5	通道注意力机制;BiFPN 轻量化模块	平均精度 77.5%	[56]
	玉米穗	YOLO v7	SPD－Conv 卷积核优化;ECA－Net 模块优化	精确率 94.0%	[57]
	番茄	YOLO v5	ShuffleNetV2 轻量化主干网络;SE 注意力机制	平均精度 99.01%;帧率 70.0 f/s	[58]
	番茄	YOLO v8	C2f－N 轻量化模块;可变焦点损失函数	平均精度 85.4%	[59]
	番茄	YOLO v8	RepBlock 轻量化模块;SimConv 卷积核优化	平均精度 92.2%	[60]
	树冠	YOLO v8	CBG 卷积核优化	平均精度 93.3%	[61]
	树冠	YOLO v7	CBAM 和 SE 注意力机制	平均精度均值 93.9%;推理时间 20 ms	[62]
	黄花菜	YOLO v7	CBAM 注意力机制;PConv 轻量化卷积核	平均精度 93.5%	[63]
	茶叶	YOLO v5	特征重组算子;CBAM 注意力机制	平均精度 76.53%	[64]
	玉米	YOLO v7	GSConv 和 GSCNeck 轻量化;模型剪枝	平均精度均值 96.8%	[65]

可以快速定位潜在或已发病虫草害,及时施药或采取其它防控措施,减少对作物的损害[67－68]。

针对农作物病害识别,文献[15,17,19]在 YOLO v5、YOLO v7 模型基础上引入轻量化模块提升模型的实时性以适配实际部署。针对水稻病害,在 YOLO v5 算法中引入 SPD－Conv 优化模型对低分辨率和多尺度水稻病害目标的识别能力,mAP 达到 94.2%,且模型参数量仅为 8.1×10^6,符合实际

部署需求[17]。针对小麦赤霉病,在 YOLO v8 算法中采用 ODConv 全维动态卷积提高模型对目标区域特征提取能力,mAP 达到 98.3%,但缺少对小麦相互遮挡情况的考虑[19]。

虫害检测和计数任务在数字农业部署中也相当重要。文献[12,14,21-22]在 YOLO 系列算法中引入 CSP 模块和空间注意力机制等模块以强化模型的空间特征提取和多尺度目标识别能力。其中通过在多个数据集上训练 YOLO v5 模型以实现针对不同尺度的害虫检测计数,最终 mAP 达到 90.9% 和计数误差达到 6.7%,但是该平台提供的图像数据集样本数量较少,且没有充分考虑虫害计数模型在不同光照条件下的表现,因此需要进一步多样化数据集,提升模型的泛化性能[22]。

对杂草对象的检测任务将协助农业专家和农技人员了解当前种植区域的草害情况。文献[23]通过多尺度 YOLO 实例检测加强模型小目标检测性能,并将模型部署至杂草清理机器人中,mAP 为 82.4%,但由于边缘设备性能限制,该模型在 Jetson Xavier NX 上推理速度仅有 11.10 f/s,因此模型的实时性有待进一步加强。文献[24]对网络进行纵向整合实现模型轻量化和剪枝,并将模型部署在 Jetson TX2 平台上,mAP 达到 93.6% 和推理时间达到 35.5 ms,符合实际部署需求。

2.2 作物产量估测

作物产量估测是农业生产中的关键环节,有助于农技人员合理规划资源分配和销售策略。利用目标检测与关键点检测,可以实现对粮食作物或经济作物的精确计数和估产。以 YOLO 系列算法为基础的作物产量方法不仅能大幅提高工作效率,减少人工成本,还能提供更准确的数据支持,帮助农业专家和农技人员做出更加科学的决策,进一步提升农作物的产量和经济效益。如针对粮食作物,文献[26-27,29]在 YOLO v5 模型中分别引入 CBAM 注意力机制、多尺度融合模块和 GIoU Loss,强化模型对小目标的感知能力。其中,针对玉米目标,采用转置卷积核代替填充核作为上采样模块,并且考虑了田间常见的叶片遮挡问题,精确率达到 98.7%,但由于模型参数量较大,仍需进一步轻量化模型以适配实际部署需求[26]。针对茶叶目标,文献[29]在 YOLO 系列算法中引入选择性核注意力机制,使模型在茶叶目标检测任务中展现良好性能,mAP 达到 94.43%,但实际生产中不同月份的茶芽受光照、温度等因素影响,颜色差距较大,因此需要考虑多样性因素扩充数据集,提升模型的鲁棒性。针对麦穗目标,文献[31]在 YOLO v7 中引入可变形卷积和 BiFPN、CBAM 注意力机制,强化模型感受野自适应能力,最终 mAP 达到 94.9%,实现对目标区域内麦穗的精确计数,但模型针对倒伏状态的麦穗存在漏检问题。在作物产量估测中,将实例分割与目标监测任务结合的相关研究较少,但更精细的分割结果对农业从业者的产量估测工作仍是有益的。例如针对黄花菜分割任务,文献[63]在 YOLO v8 模型基础上引入 CBAM 注意力机制、PConv 卷积核和 CoordConv 卷积核,构建轻量化网络并强化模型,在复杂场景下 mAP 达到 93.5% 和帧率达到 46.9 f/s,实现精确率和复杂度的平衡,但是数据集主要来自单一地区,模型鲁棒性需要进一步验证。

2.3 果实识别与定位

果实的识别与定位在现代农业采摘自动化中具有重大意义[69]。YOLO 系列算法能够精准地识别出目标果实的位置及成熟度,为智能采摘机器人等智能机具提供必要的信息。针对苹果对象,文献[38-40]在 YOLO 系列算法中引入 Ghost Conv 等卷积核轻量化技术,以平衡模型精确率和参数量,适配在智能采摘机器人等边缘平台的实际部署。例如,在 YOLO v5 中引入倒置卷积轻量化模块并采用最小二乘法纠正机制,并考虑了苹果生产场景的果实重叠和叶片遮挡问题,精确率达到 97.1%[40]。针对梨目标,文献[46]在 YOLO v8 中引入 Ghost Net 轻量化网络并采用高效多尺度注意力机制,平均精度达到 88.83%,但仍需进一步优化网络结构提升检测精度。针对油茶果目标,文献[43]在 YOLO v7 中引入 SKConv 优化卷积核并将检测头解耦,提升模型针对受叶片遮挡的油茶果检测性能,mAP 为 96.65%,符合实际部署需求。针对葡萄对象,文献[48]利用 ResBlock-M 模块改进 YOLOX 模型,mAP 达到 88.75%、帧率达到 84.88 f/s,满足实际部署需求,但仍需进一步提升模型针对受叶片遮挡葡萄串的识别能力。

基于 YOLO 系列算法的关键点检测任务亦在果实识别与定位中起到重要作用。在果实识别与定位的应用场景中,仅仅识别出果实并确定其位置是不够的。为了实现智能化、自动化采摘,还需要准确地识别出最佳采摘点。使用 YOLO 系列算法来识别这些关键点,可以确保采摘时不仅能够精确地定位到每一个果实,还能进一步指导机械臂以最合适的角度和力度进行操作,避免对果实造成损伤,提高采摘效率和成功率。针对葡萄目标,文献[49-50]利用 HRNet 和 BiFPN 等模块改进 YOLO 系列算法,使模型具备良好的小目标检测能力。针对草莓目标,文献[37]在 YOLO v8 中添加 Slim-neck 模块与

CBAM 注意力机制模块，加强模型的多尺度特征提取能力，最终 mAP 为 97.91%，但数据采集来自同一时段、地点，需要多样化数据以提升模型的鲁棒性。

2.4　表型参数自动提取

植物表型参数的自动提取对于研究作物生长发育、遗传育种以及响应环境变化具有重要意义。YOLO 系列算法可以实现对叶片结构、果实面积、生长周期等复杂表型信息的精确测量，这些数据对于理解作物生理生态特性、优化栽培管理策略以及加速新品种选育进程具有不可替代的价值，推动了农业科学研究向更深层次、更高精度的方向发展。面向粮食作物，文献[27,51,53]在 YOLO 系列算法中引入 RepVGG 模块、高效通道注意力模块、CA 注意力模块等，实现针对多尺度目标的高精度检测。针对草莓和苹果等经济作物，文献[52,56]在 YOLO v5 模型中引入 Stem Block 模块和 BiFPN 结构，取得了更高的检测精度。

此外，基于 YOLO 系列算法的实例分割模型也被应用于表型参数自动提取任务。在表型参数自动提取中，模型不仅能够识别和定位作物的不同部分，还能进一步区分并提取每个实例的轮廓或掩膜，这对于分析作物的形态学特征尤其重要。针对番茄目标，文献[58－60]通过引入 ShuffleNetV2、CGB 卷积模块、CBAM 和 SE 注意力机制等，提升模型分割性能的同时降低模型参数量提升模型推理效率。针对莲蓬目标，文献[55]通过修改小尺度检测层、引入 CBAM 注意力机制以提升模型对微小目标的检测性能，mAP 达到 94.5%，并将参数量控制在 1.2×10^7 内，有利于模型实际部署。

关键点检测也是 YOLO 系列算法提取植物表型参数的重要方法。模型不仅能够定位作物的整体位置，还能精确定位作物关键部位的特定点，例如叶片尖端、根系分叉点、花蕾开放程度的关键点等，这对于作物的生长监测、成熟度评估、采摘点建议等有着直接的应用价值。如针对采茶关键点目标，文献[64]引入瓶颈转换模块、特征重组算子和 CBAM 注意力机制提升了模型性能，mAP 达到 76.53%，检测精度仍有提升空间。针对玉米目标，文献[65]通过引入 GSConv、GSCNeck 模块并进行模型剪枝，最终平均精度达到 96.8% 和推理时间达到 0.38 s，满足玉米田间实际生产需求。

3　基于 YOLO 系列算法的动物表型分析

在动物表型分析中，YOLO 系列算法展现出巨大的应用潜力，尤其在监测和分析动物生长状态与健康状况方面，覆盖了家畜（猪、牛、羊）、家禽（鸡、鸭）及水产（鱼、虾、蟹、贝）等动物对象。YOLO 系列算法在动物表型领域被应用于目标检测、关键点监测和实例分割任务中。目标检测上，YOLO 系列算法通过端到端学习，高效精准地识别图像或视频中的动物对象，奠定后续分析基础。关键点检测中，通过捕捉动物身体特征，如体尺信息和骨骼结构，协助农业专家和农技人员理解动物行为模式和健康状态。实例分割方面，能实现动物肢体区域的像素级精确分割，提供更为精细的语义信息。

在实际应用中，YOLO 系列算法被广泛用于：①体尺估计，通过精细分析关键身体部位评估动物生长发育。②个体识别，针对单个对象特定器官的识别，或复杂场景下检测与识别单个对象。③行为识别与监测，持续监控行为模式以早期发现异常。④生物量估计，结合数量与体尺信息精确计算群体总生物量。相关研究成果如表 3 所示。

3.1　体尺估测

动物体尺是反映其生长情况、健康情况、繁殖能力的重要特征，在体况评分、病变检测、跨季节管理等农业生产活动中起重要作用。体尺估测的结果包括体高、体长、体重、胸围、腰围等指标，可以直接反映动物的生长速度和发育阶段。研究学者基于 YOLO 系列算法搭建体尺估计模型，通过手持式或固定式相机获取 RGB 图像，训练 YOLO 系列算法，得到各类动物的身体器官分割结果。农业专家和农技人员可以基于该结果进行一系列深入分析与应用，进一步提升农业生产的精准管理和科学决策水平。利用目标检测对目标动物的体尺体况评分是常见方法之一。如文献[70,73]基于 YOLO 系列算法，嵌入注意力机制模块，实现轻量级、高精度的目标动物体尺体况评分。针对牛只对象，在 YOLO v5 模型中引入坐标注意力机制，增强对牛尾区域的特征提取能力，mAP 达到 91.4%，满足奶牛实际生产需求[70]。

在 YOLO 系列算法基础上，通过引入掩膜分支，实现对动物个体和对动物躯体区域的实例分割。相较于目标检测模型，实例分割结果将提供更为精细的图像信息，提供对象动物分割和身体区域分割结果，为后续农业专家和农技人员做出科学决策提供数据支撑。针对家畜对象，文献[74,76]等分别基于 YOLO 系列算法构建了体尺估测模型，由于具有低复杂度、高精度等优点，YOLO v5 是广泛选择的版本。为了进一步提升体尺估测的准确性，在原生 YOLO 系列算法基础上，添加频域通道空间等注意力机制以增强模型对小目标集合特征的提取能

表 3 YOLO 系列算法在动物表型领域应用的相关成果

Tab. 3 Related work on applications of YOLO family algorithms in animal phenotypic analysis

场景	对象	模型	主要改进与优化	性能指标	文献序号
体尺估计	奶牛	YOLO v5	坐标注意力机制;EIoU Loss 损失函数	平均精度均值 91.4%	[70]
	奶牛	YOLO v8	FACBasicBlock 通道注意力机制;BiFPN 多尺度融合	平均精度均值 97.1%	[71]
	牛	YOLO v5	滤波器注意力机制;Pooling_Module 多尺度融合	平均精度均值 90.74%	[72]
	蛋鸡	YOLO v8	高效通道注意力机制	精确率 99.38%	[73]
	山羊	YOLO v5	ShuffleNetV2 轻量化;CBAM 注意力机制	精确率 93.7%	[74]
	羊	YOLO v5	通道注意力机制;CBS 轻量化模块	平均精度均值 97.8%;推理时间 9 ms	[75]
	鱼	YOLO v5	实时分割检测头	准确率 98.5%	[76]
	母猪	YOLO v8	迁移学习;早停策略	Dice 系数 0.66	[77]
	猪	YOLO v5	CoordAtt 注意力机制;CReToNeXt 多尺度融合模块	平均精度均值 93.2%	[78]
个体识别	肉牛	YOLO v5	高效通道注意力机制	平均精度均值 85.3%;帧率 76.9 f/s	[79]
	猪	YOLO v5	MOB-DFC 注意力机制;轻量化上采样算子 CARAFE	平均精度均值 99.0%;帧率 153 f/s	[80]
	猪	YOLO v5	C3DW 卷积核优化模块;C3TR 模块多头注意力机制	平均精度均值 95.7%;帧率 120 f/s	[81]
	猪	YOLO v8	多路径坐标注意力机制 ;MPCA 优化变形卷积模块	平均精度均值 95.3%	[82]
	猪	YOLO v5	三检测头注意力机制	平均精度均值 99.4%;推理时间 24.1 ms	[83]
	鱼	YOLO v7	NAM 注意力机制;MPDIoU 损失函数	平均精度均值 93.8%	[84]
	鱼	YOLO v5	通道注意力、空间注意力、归一化注意力和时间注意力机制	平均精度均值 95.88%;帧率 2.57 f/s	[85]
	鱼	YOLO v5	双边滤波减噪数据预处理;卷积块注意力模块机制	精确率 99.75%;帧率 93.21 f/s	[86]
	鱼	YOLO v5	Res2Net 轻量化残差结构;坐标注意力机制	平均精度均值 95.4%;帧率 263 f/s	[87]
	鱼	YOLO v9	DRNELAN4 感受野强化模块;EMA-SlideLoss 损失函数	平均精度均值 94.1%	[88]
	鱼	YOLO v6	OD-E2 轻量化主干网络;GSConv 和 SPD-Conv 优化卷积核	平均精度均值 86.6%;帧率 50.66 f/s	[89]
	鱼	YOLO v5	通道注意力机制;GhostNet 轻量化网络	平均精度均值 93.8%;帧率 17 f/s	[90]
	鸡	YOLO v5	RFEM 尺度感知感受野增强模块;滑动加权损失函数	平均精度均值 94.9%;帧率 34 f/s	[91]
行为识别与监测	肉牛	YOLO v7	Slim-Neck、GSConv 和 VoV-GSCSP 轻量化结构	平均精度均值 95.2%	[92]
	牛	YOLO v8	C2fFaster 轻量化结构;BiFormer 注意力机制	平均精度均值 94.8%;多目标跟踪准确率 96.1%	[93]
	奶牛	YOLO v5	通道剪枝轻量化;快速空间金字塔池化 SPPF 多尺度融合	平均精度均值 97.70%;帧率 50.26 f/s	[94]
	奶牛	YOLO v8	Normalized Wasserstein Distance 损失函数;三重注意力机制	平均精度均值 93.9%	[95]
	猪	YOLO v5	DeepSORT 算法下游任务改进	平均精度均值 99.3%	[96]
	猪	YOLO v7	VoV-GSCSP 轻量化结构;RFE 感受野增强模块	平均精度均值 94.7%;帧率 222 f/s	[97]
	猪	YOLOX	DeepSORT 算法下游任务改进	多目标跟踪准确率 98.6%	[98]
	蛋鸡	YOLO v6	DenseBlock 优化卷积核;SPPCSPC 多尺度融合结构	平均精度均值 92.9%	[99]
	鸡	YOLO v5	CIoU Loss 损失函数;FPN、PAN、CSP 结构优化	平均精度均值 80.1%	[100]
	羊	YOLO v8	SPPCSPC 多尺度融合结构;P2 小目标检测层	平均精度均值 90.01%;帧率 256.41 f/s	[101]
	羊	YOLO v5	多训练集优化	平均精度均值 96%	[102]
	鱼	YOLO v5	Swin Transformer 注意力机制	平均精度均值 97.0%	[103]
	鱼	YOLO v9	FishMOT 检测狂计算模块	置信度得分 0.92	[104]
生物量估测	鱼	YOLO v7	D2 模块特征提取改进;PConv 卷积核优化	平均精度均值 97.1%;帧率 217 f/s	[105]
	鱼	YOLO v5	通道剪枝轻量化	平均精度 90%;参数量 1.14×10^7	[106]
	龙虾	YOLO v5	CBAM 注意力机制	平均精度均值 96.3%	[107]
	虾	YOLO v8	跳帧数据预处理方法	精确率 75.00%;帧率 37.09 f/s	[108]
	鸡	YOLO v7	深度卷积轻量化;坐标注意力机制	平均精度均值 99.3%;帧率 106.4 f/s	[109]
	蛋鸡	YOLO v5	SimAM 注意力机制;SPPCSPC 多尺度融合	平均精度均值 87.53%;帧率 58.14 f/s	[110]
	鸭	YOLO v7	CBAM 注意力机制	平均精度均值 97.6%;帧率 60 f/s	[111]
	猪	YOLO v5	SE-Net 注意力机制;抗遮挡策略多尺度融合	平均精度均值 98.95%;推理时间 56 ms	[112]
	猪	YOLO v5	CBAM、Transformer 注意力机制	平均精度均值 98.76%;帧率 9.2 f/s	[113]
	牛	YOLO v5	高效多尺度注意力机制	平均精度均值 95.1%	[114]

力[71,74]。考虑到不同生育期的动物目标进行实例分割，文献[77]结合历史体尺数据和环境参数记录，基于 YOLO v8 建立时序图像分析模型，使其具备提前 2 周准确预估母猪肩部潜在病变的能力。但是该模型对数据质量要求高，同时，对数据周期有严格的要求。

3.2　个体识别

动物对象的个体识别系统通过处理固定式、手持式影像设备采集结果，分析图像中存在的动物对象位置和种类。在实际部署中，动物表型分析面临多尺度、模糊和遮挡等技术难题。具备良好的多尺度、模糊和遮挡检测性能的深度学习模型将显著提升动物对象个体识别系统的鲁棒性和准确性，使其在复杂多变的自然环境中更加高效可靠，将协助农业专家和农技人员做出更精准的管理决策。针对多尺度目标检测场景下的猪只对象，文献[81,83]基于 YOLO 系列算法，引入注意力混合模块以强化模型多尺度识别能力，无论是对同一类型目标检测，或是对不同类型的目标分类，这些模型均表现出良好的检测性能。由于动物表型识别实际部署情景的特殊性，该类个体识别模型需具备模糊图像处理能力。以水产对象为例，文献[86－87,90]基于 YOLO v5 构建对鱼类的目标检测模型，并在模型中使用注意力机制和双边滤波等模块，强化模型在模糊情景下的分类能力。其中，利用 Res2Net 残差结构轻量化 YOLO v5 模型并引入坐标注意力机制，mAP 达到 95.4%，帧率达到 263 f/s，但文中数据集仅采样于实验室环境，鱼类种类较少，需要扩充数据集以增强模型鲁棒性[87]。此外，在个体识别模型实际部署中，也需考虑低质量模型输入图像的情景。针对鱼类目标，文献[86]在 YOLO v5 基础上添加卷积块注意力模块和双边滤波模块，加强模型在模糊环境下的识别能力，精确率达到 99.75%，帧率达到 93.21 f/s，适配实际部署。此外，重度遮挡目标识别也是动物表型实际部署的一个难题，重度遮挡情景下潜在目标可能只有身体的一部分展现在图像中，因此提升模型在重度遮挡下的识别能力至关重要。文献[79]在 YOLO v5 中引入高效通道注意力模块，针对复杂遮挡环境下的肉牛目标检测模型，mAP 达到 85.3%。文献[82]利用可变形卷积和多路径坐标注意力模块优化 YOLO v8 模型，同时考虑不同光照条件和不同程度遮挡环境下的猪只识别情景，mAP 达到 95.3%，但仍需提升模型实时性和推理速度以适配实际部署。

3.3　行为识别与监测

行为识别与监测是理解动物福利、健康状况及生产性能的关键技术，不仅有助于预防疾病、优化饲养环境，还能提高动物产品的质量和安全性[115]。在这一领域，研究者基于 YOLO 系列算法构建目标检测和关键点检测模型，实现对象动物的关键点、骨架、行为识别。这一识别结果有助于农业专家和农技人员及时了解对象动物的状态信息。对家畜目标，文献[92,96,101]，通过在动物行为数据集上训练，YOLO 系列算法能准确识别目标的当前行为。利用 SPPCSPC 结构强化模型对小体尺羊只的识别能力，最终 mAP 达到 90.01%，帧率达到 256.41 f/s，但仍需考虑多种光照条件对模型鲁棒性的挑战[101]。针对奶牛目标，文献[94]在 YOLO v5n 模型的基础上，使用通道剪枝轻量化模型，构建轻量化、高精度、实时性与鲁棒性强的奶牛发情行为识别模型，mAP 达到 97.7%，帧率达到 50.26 f/s，符合实际部署需求。

动物对象的行为识别与监测也被用于潜在疾病监测任务中，通过对目标某一重要躯体部位的行为监测，识别潜在疾病表型行为，为动物健康管理提供早期预警。对鸡只目标，文献[100]在 YOLO v5 基础上改进 CIoU Loss、锚框自适应等方法，实现鸡口张闭识别，分类准确率达到 91.8%。对加州鲈鱼目标，文献[103]以 YOLO v5 和 DeepSORT 为基础，引入移位窗口的自注意力机制提升模型对鱼类低氧胁迫行为识别能力，mAP 达到 97%，取得优秀的识别效果，但仍需考虑多尺度多类别分类问题。对蛋鸡目标，文献[99]在 YOLO v6 基础上引入 DenseBlock 结构和 CSP 结构的 SPP 模块，实现对蛋鸡小目标啄羽现象的精确识别，达到较高的检测精度，但仍需考虑潜在的目标重叠或遮挡问题。

3.4　生物量估测

生物量估测通过目标检测与关键点检测技术，对动物目标进行群体数量统计与个体目标识别，是生产规模、优化资源配置的核心环节。生产中准确的生物量估测不仅能有效提升饲养管理效率，比如合理安排饲料供给、精准调配养殖密度，还对预测产量、调控市场供应具有重要战略意义。通过集成 YOLO 系列算法，即便在复杂养殖环境中也能实现快速、自动化的生物量评估，为保障食物安全和提升经济效益奠定了坚实基础。针对猪只目标，文献[112－113]基于 YOLO v5 模型引入注意力模块，提升模型针对复杂情景下的猪只计数性能。其中在 YOLO v5 模块中还引入多尺度特征融合处理模块，强化模型对不同尺度目标的识别能力，mAP 达到 98.85%，并且将推理时间控制在 56 ms，达到部署需求，但是仍需提升模型对严重遮挡猪只目标的计数

性能[112]。针对牛只目标,文献[114]利用高效多尺度注意力机制强化 YOLO v5 模型,平均精度均值达到 95.1%,但仍需考虑强化模型实时性以满足实际部署需求。针对家禽目标,文献[109 - 111]基于 YOLO 系列算法引入注意力机制和空间金字塔池化模块等,提升模型对小目标识别计数能力。其中在 YOLO v5 中引入 SPPCSPC 模块以扩大模型感受野,解决了蛋鸡个体较小、识别较困难等问题,平均精度均值达到 87.53%,帧率达到 58.14 f/s,但是仍需考虑实际部署中潜在的光照条件不均匀等问题[110]。此外,针对水产目标,文献[107]使用关键点检测任务代替目标检测任务,在主干模块融入 CBAM 注意力机制学习每个特征图的重要性,提升模型对水产目标的识别计数能力,精确率达到 97.2%,参数量达到 1.48×10^7,有助于实际部署。文献[106]使用通道剪枝策略轻量化 YOLO v5 模型,降低模型参数量至 1.14×10^7,同时鱼苗检测精度较高,符合实际生产需求。

4 标注方式和常用公开数据集

动植物表型分析要求模型具备良好的泛化性能,因此采用的数据集需要尽可能包含更复杂多样的场景。多样性、大规模是动植物表型分析领域数据集的必需条件,也是衡量模型性能的重要参考。目前用于动植物表型分析的公开数据集包括 MinneApple Dataset、Strawberry - DS,以及高粱、玉米田间杂草等植物表型数据集,AP - 10K、奶牛体况评分、鲑鱼鱼体健康评估等动物表型数据集。

4.1 标注方式

在构建动植物表型数据集的过程中,标注是至关重要的一步,直接影响到模型训练的准确性和效果;精确的标注能够协助深度学习模型更准确地识别目标对象的相关特征,帮助模型学会区分不同物种、变种或个体之间的细微差别,这对于生物多样性的研究和农业应用至关重要。

锚框标注[92](图 3a)是最常见的标注方式,主要用于目标检测任务。通过在图像中围绕目标对象绘制一个矩形框,来定位和识别动植物的特定部分或整个个体。这种标注方式适用于识别和定位动植物的不同部位,如植物的叶片、果实,动物的面部、腿部等。

点标注[68](图 3b)主要用于标记动植物关键点的位置,如叶片的尖端、根系的分支点、动物的眼睛或嘴巴等。这种方式特别适合于分析动植物的生长发育、形态学特征以及行为模式。点标注提供精确的目标位置信息,有助于研究动植物的微小变化或动态过程。

像素级标注[58](图 3c)是一种精细的标注方式,要求对图像中的每个像素进行分类,确定其属于哪个类别。像素级标注可以用于识别动植物的复杂结构和细节,如识别植物病害的分布区域、动物躯干的不同部位等。这种方式虽然标注成本高,但能提供非常详细的信息,对于需要高精确率的应用场景至关重要。



(a) 锚框标注 (b) 点标注 (c) 像素级标注

图 3 适用于 YOLO 系列算法的数据标注方式

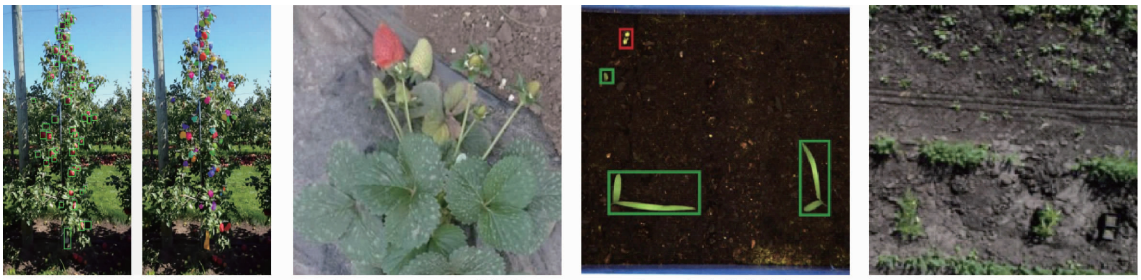
Fig. 3 Labeling methods for YOLO family algorithms

4.2 MinneApple 数据集

MinneApple 数据集[116]采用 YOLO 格式多边形像素级标注,可以细化为锚框标注和像素级标注,用于后续目标检测或实例分割任务。数据收集时考虑多种苹果品种和光照条件,避免算法的过度拟合,并确保训练和测试数据来自不同年份和不同树行,提高了算法泛化能力的评估准确性。数据集考虑多样化环境,涵盖来自 17 种情景下 670 幅训练图像和 331 幅验证图像,具体包括 41 325 个多边形标注,单个样本分辨率为 1 280 像素 ×720 像素,符合实际种植场景需求。MinneApple 数据集示例图像如图 4a 所示[116]。

4.3 Strawberry - DS 数据集

Strawberry - DS 数据集[117]采用 YOLO 格式锚框标注,用于草莓目标检测任务。数据集采用来自埃及开罗农业研究中心的草莓图像,包括 247 幅包含不同生长状况的草莓图像,并采用草莓生长的 6 个阶段对草莓成熟度进行分类。数据集样本分辨率为 3 840 像素 ×2 160 像素,符合实际生产需求,为草莓种植个人或企业提供数据支持。Strawberry -



(a) MinneApple数据集　(b) Strawberry-DS数据集　(c) 田间杂草数据集　(d) 遥感杂草数据集

图 4　植物表型分析数据集示例图像

Fig. 4　Datasets for analyzing plant phenotype

DS 数据集示例图像如图 4b 所示[117]。

4.4　高粱、玉米田间杂草数据集

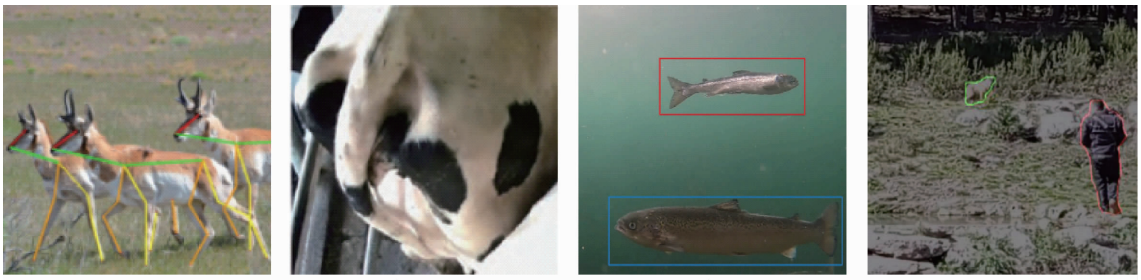
高粱、玉米田间杂草数据集[118]采用锚框标注和像素级标注，用于高粱和玉米田间常见杂草目标检测和实例分割任务。数据采用来自德国多个高粱与玉米种植地区，涵盖 28 种常见的杂草类别。数据集包含 94 321 幅样本图像并涵盖 200 148 个实例对象。此外，数据集采用时序采样方法，针对同一杂草目标在不同时间段进行采样，因此该数据集还支持多目标跟踪任务。数据集样本分辨率为 2 456 像素 ×2 058 像素，符合田间生产需求。高粱、玉米田间杂草数据集示例图像如图 4c 所示[118]。

4.5　无人机遥感田间杂草数据集

无人机遥感田间杂草数据集[119]采用锚框标注方法，用于田间杂草目标检测任务。数据集采用来自卡斯尔顿和卡林顿的种植基地，并且在不同季节采样保证数据集时空多样性。采集设备采用 DJI Phantom 4 型无人机，共计采样 3 975 幅图像，包含 10 090个杂草对象，涵盖 5 类田间常见杂草类别，样本分辨率 5 472 像素 ×3 648 像素。该数据集为种植业从业者提供了针对田间杂草目标的无人机高通量数据支持。无人机遥感田间杂草数据集示例图像如图 4d 所示[119]。

4.6　AP－10K 数据集

AP－10K 动物姿态估计数据集[120]是动物表型分析领域的开创式数据集。采用点标注方式标注目标动物，包含 10 015 幅图像，涵盖 23 个动物家族和 54 种不同的动物，关键点标注采用 COCO 风格，包括动物的眼睛、鼻子等重要点位，共计 17 种重要点位。此外，该数据集还提供了 50 000 余幅图像级标注，用于后续弱监督或无监督学习训练任务。该数据集是动物表型分析领域中第一个采用点标注方式标注动物对象的数据集，为后续动物表型分析姿态估计任务等提供了数据支持。AP－10K 数据集示例图像如图 5a 所示。



(a) AP-10K数据集　(b) 奶牛体况评分数据集　(c) 鲑鱼健康评估数据集　(d) 羊只放牧检测数据集

图 5　动物表型分析数据集示例图像

Fig. 5　Datasets for analyzing animal phenotype

4.7　奶牛体况评分数据集

奶牛体况评分数据集在安徽、江苏和甘肃等省份多个奶牛养殖基地进行采样构建[121]，采用 YOLO 格式的锚框标注，针对奶牛 5 类体况进行分类。数据由摄像机拍摄得到，视频分辨率为 1 280 像素 ×720 像素，经过采样得到 53 566 幅图像。考虑到实际部署场景对数据集多样性和鲁棒性要求，研究团队在数据集中引入不同光照条件、奶牛姿态的变化以及背景杂乱的情况。奶牛体况评分数据集示例图像如图 5b 所示。

4.8　鲑鱼鱼体健康评估数据集

鲑鱼鱼体健康评估数据集[122]采用 YOLO 格式锚框标注，针对正常尺寸和偏小尺寸的鲑鱼进行分类。数据来自挪威鲑鱼捕捞区域，并使用 GoPro8 型摄像机采集水下鲑鱼图像，通过对摄像机视频进行采样得到样本图像，共计 145 幅水下图像并包含 888 个正常尺寸和 306 个偏小尺寸鲑鱼目标。数据集同时考虑水下图像模糊和弱光问题，同时包含目

标间相互重叠、遮挡的情况。鲑鱼鱼体健康评估数据集示例图像如图 5c 所示。

4.9 自动化羊只放牧检测数据集

自动化羊只放牧检测数据集[123]采用 YOLO 格式锚框标注以及像素级标注,针对自动化羊只放牧场景目标检测和实例分割任务提供模型训练支持。数据集对象包括羊只、狼只和人员,提供不同分辨率的图像、视频数据以提升数据集的尺度多样性。数据采样时间为 09:00—18:00,同时考虑不同光照条件和遮挡情况。数据集的郊外场景部分采用 DJI AIR S2 型无人机拍摄,数据集由 54 段视频组成,分辨率为 1 080 像素 ×1 080 像素。采样后获得 83 956 幅图像,包含603 342 只羊、27 968 只狼以及 86 462 个人物实例。自动化羊只放牧检测数据集示例图像如图 5d 所示。

5 机遇与挑战

5.1 动植物表型公共数据集

数据集质量直接影响深度学习模型性能和训练效率,高质量的数据集将提升模型泛化能力和准确性,但在动植物表型分析中,构建和维护这样的数据集存在一系列挑战。动植物的种类繁多、形态多样,这要求数据集不仅包含充足的样本量,还需充分考虑物种多样性。此外,数据集还需要兼顾不同光照条件、不同目标尺度、不同季节或生育期的动植物目标样本,以提升模型的鲁棒性。例如,适用于动物表型分析的 AP-10K 数据集包含多达 60 个物种的哺乳动物,每幅图像均有高质量的关键点标注,可用于动物姿态估计的研究。但是 AP-10K 数据集的图像多为侧面拍摄,且尺度比较单一,这导致使用该数据集训练的 YOLO 系列算法无法适用于俯拍场景的关键点检测任务。植物表型分析数据集方面,Strawberry-DS 数据集虽然提供了多种成熟度的草莓实例,但是图像大多仅包含单颗草莓植株,且未考虑实际生产场景中可能存在的遮挡问题,因此,为了提升数据集的可用性,需加强复杂场景建设。

基于 YOLO 系列算法的动植物表型分析模型需要更为多样和精确的公开数据集支撑训练,进而为后续精确农业研究和农业智能化提供可靠决策与支持。目前,国内已建设有一部分面向农业场景的机器视觉数据库,例如国家农业科学数据中心的机器视觉数据库、国家综合地球观测数据共享平台、中国科学院合肥智能机械研究所的农业病虫害研究图库等。同时,国内外学术期刊也逐渐扩大收录范围,尤其关注公开数据集相关论文的投稿,包括《Scientific Data》、《Data in Brief》、《农业大数据学报》等。未来,倡导研究学者进一步开源私有数据集,在保障数据质量与保护数据隐私的前提下,通过数据资源的开放共享,提高科学研究的透明度与传播力,实现计算机学科与领域的交叉融合。同时,建立公共数据集开放与共享标准也是未来重要的工作。

5.2 弱监督学习

对于 YOLO 系列算法而言,高质量的图像标记是使强监督学习模型能够获得良好性能的关键前提。然而动植物表型分析领域的数据获取难度大,样本数量少导致数据集不均衡,这将弱化模型对样本较少类别的识别能力,制约动植物表型分析模型的泛化性能。因此,仅用有限样本数量训练模型的弱监督学习将会在未来的动植物表型分析任务中发挥积极作用。

常见的弱监督学习包括多示例学习、显著性学习和多层协作学习等策略。多示例学习允许模型从包含多个示例的数据集中学习,即使这些数据集没有精细的实例级别标签[124]。例如在视频异常监测任务中,多示例学习仅需要视频级粗粒度标签即可检测视频中存在的异常部分,而无需具体的时间和位置信息[125]。显著性学习则聚焦于从图像中自动发现显著区域,减少对密集标注的依赖。在通用目标检测领域,采用显著性学习将更好地融合低级空间与高级空间的语义特征,有效增强图像识别精度[126]。多层协作学习策略旨在通过不同层次和类型的弱监督信号的相互增强,提升模型的泛化能力与识别精度[127]。这些弱监督学习方法的核心优势在于,这些模型可以在有限或不完全标注的数据基础上进行训练并达到较好的检测性能。因此,在动植物表型分析任务中,弱监督学习方法可以显著降低数据集标注成本,并有效缓解类别不均衡问题。

5.3 轻量化架构与边缘设备部署

YOLO 系列算法的轻量化架构设计将降低业务模型的部署门槛,加快模型推理速度,协助农业技术人员快速做出正确决策。在轻量化架构的探索中,轻量化坐标注意力机制可以在不增加过多额外参数的前提下,保证目标对象检测精度[87]。将标准卷积算子替换为深度可分离卷积算子,也可提高模型训练速度,节约大量可训练参数[109]。

在通用计算机视觉领域,还有一些其它方式被广泛采用:模型剪枝,将复杂模型中贡献度较低的参数或结构剪除[68];模型量化,利用较低位宽整型参数替代模型中浮点型参数[27];除此之外,模块精简、知识蒸馏、神经架构搜索等策略也可以使模型变得更加轻量化,利于边缘部署。如图 6 所示,利用模型剪枝和模块精简方法,YOLO 系列算法可以在 Jetson

Xavier NX 等平台部署[26,34]。总的来说，这些模型轻量化和边缘设备部署的探索均为 YOLO 系列算法从理论到农业产业推广提供了重要支持。



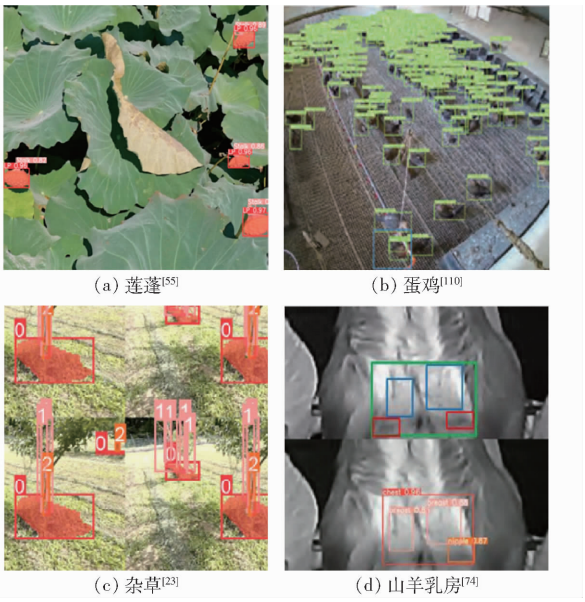
(a) 智能采摘机器人平台　(b) 智能小麦检测平台

图 6　搭载边缘计算设备的智能平台

Fig. 6　Intelligent platforms equipped with edge computing devices

5.4　小目标检测

小目标检测任务已成为动植物表型分析领域中的关注重点。在图像中占极小面积的对象称为小目标，例如田间杂草(图 7c)。不仅如此，农业生产环境中的目标识别对象通常还具有分布密集的特点，例如开放养殖场景下的蛋鸡(图 7b)，这些复杂场景可能导致现有的 YOLO 系列算法无法取得满意的检测性能，无法为实际生产提供精准决策。



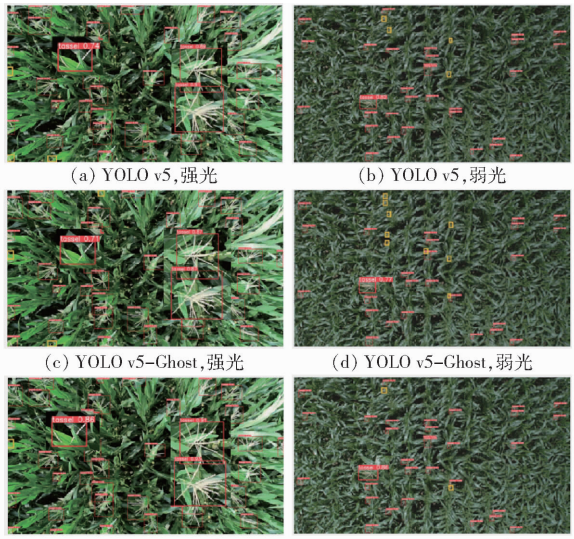
(a) 莲蓬[55]　(b) 蛋鸡[110]

(c) 杂草[23]　(d) 山羊乳房[74]

图 7　农业场景下小目标对象

Fig. 7　Small objects in agricultural practice

现有一些小目标检测增强方法包括：多阶段检测锚框[80]通过引入多阶段或金字塔式的锚框设计，可以在不同的尺度上生成更多的候选区域，从而提高对小目标的检测能力；空间注意力机制[26,29]，使模型具有空间不变性，自动对特征进行空间变换，使模型专注于特征图中的重要空间，强化模型对于关键小目标的感知能力；多尺度融合[23]，结合具有不同的分辨率和深度的特征图可以确保模型不仅能够在全局视角下理解场景，而且能够捕捉到上下文关联，模型将借助深层特征图中的语义信息对浅层特征图中的小目标进行识别。如图 8 所示[26]，经上述方法改进的 YOLO 系列算法具备更强的小目标检测能力。



(a) YOLO v5，强光　(b) YOLO v5，弱光

(c) YOLO v5-Ghost，强光　(d) YOLO v5-Ghost，弱光

(e) YOLO v5-T，强光　(f) YOLO v5-T，弱光

图 8　玉米穗小目标识别可视化结果

Fig. 8　Visualization of small maize tassels target detection

未来，为了进一步增强 YOLO 系列算法对小目标的检测能力，可以灵活使用合理的数据增强方法，例如涂鸦式增强、拷贝增强等，同时，也可从多尺度特征提取方面考虑，包括多头检测器、双向跨尺度连接、加权特征融合等。

5.5　复杂场景分析

复杂场景在农业应用中广泛存在，例如叶片果实遮挡、分类细粒度、环境或运动导致的模糊等。如图 9a 所示，数据集存在牛只之间互相遮挡，还存在部分牛只的关键身体部分被栏杆等遮挡的情况[79]；



(a) 牛只遮挡[79]　(b) 猪只遮挡[82]

(c) 玉米叶遮挡[26]　(d) 苹果遮挡[40]

图 9　动植物表型分析中存在的重叠遮挡问题

Fig. 9　Occluded issues in animal and plant phenotypic analysis

图 9b 展示了猪只识别研究中存在相互遮挡、栏杆遮挡的问题[82];图 9c 展示了田间作物数据集存在的玉米叶相互遮挡问题,部分叶部关键病害被完全遮挡,影响识别结果[26];图 9d 展示了苹果识别任务中存在叶片遮挡果实问题[40]。针对这一类重叠遮挡,已有高效通道注意力模块[79]、倒置卷积模块[40]等方法被研究与部署,如图 10 所示,模型强化了对复杂场景分析能力,在草莓目标识别任务中有效地避免了叶片、果柄、果实遮挡问题。

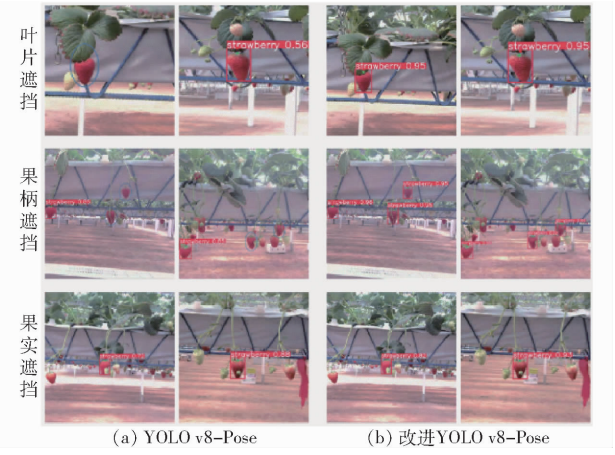


图 10 遮挡情况下草莓目标识别[37]

Fig. 10 Strawberry target detection in occluded scenarios

样本模糊问题则是动植物表型分析研究的另一个关注点,实际部署的分析模型将面临成因复杂的模糊情况。如图 11 所示[70,86],运动模糊和环境模糊是常见的问题。现已有注意力机制和双边滤波等模块[86,87,90]以解决样本模糊问题。注意力机制通过空间、通道或时间上的编码,提升模型理解特征图中的显著目标的能力,而双边滤波则在视频图像输入时对视频图像模糊部分进行降噪处理。

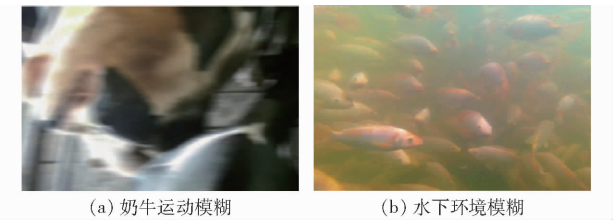


图 11 动植物表型分析中存在的模糊问题

Fig. 11 Ambiguous issues in animal and plant phenotypic analysis

未来,可在 YOLO 系列算法中引入基于生成对抗网络、频域数据增强的图像恢复算法,还原被遮挡目标,以及改进损失函数,例如 Repulsion、NMS - loss 损失函数等,进一步提升 YOLO 系列算法对复杂农业场景的适应能力[128-129]。

5.6 表型分析大模型

动植物表型分析大模型是指,在同一系列动植物表型分析神经网络中完成多项任务,例如目标检测、实例分割、姿态估计等,这将有助于农业专业人员从多个角度更为快速、全面地了解农业生产状态,为农业教学、研究和实践带来深远的意义和应用价值。表型分析大模型的实现将有效提高农业生产效率,促进数字农业的发展。在实现表型分析大模型的过程中,模型的泛化性和稳定性是两个主要挑战。

针对泛化性问题,研究者通过引入大量多样化的训练数据来增强模型的适应能力。这包括收集不同地域、不同生长周期、不同环境条件下的动植物图像和视频资料,以覆盖尽可能多的表型变化和异常情况。此外,迁移学习也是提高泛化性能的有效手段[130],即在预训练的大规模图像识别模型基础上进行微调,利用其学到的通用视觉特征加速和优化特定表型分析任务的学习过程。与此同时,为了提升模型的稳定性,采用正则化和集成学习方法减少过拟合风险。模型的持续监控与反馈调整机制也是保障长期稳定运行的关键。通过建立在线评估系统,实时监测模型在实际应用中的表现,并根据反馈数据对模型进行迭代优化或调整超参数,确保模型性能随着时间推移而不断优化,适应农业生产的变化[131]。未来,随着大模型的发展与开源,将表型分析大模型与大语言模型结合,构建多模态农业大模型,可进一步释放人工智能技术在农业场景中的应用潜力,在农业知识问答、语义理解、农业决策生成等任务中取得突破,全覆盖育种、种植、养殖、农业遥感及气象等多个农业应用场景,实现人工智能与农业生产的深度融合。

参 考 文 献

[1] 慕君林,马博,王云飞,等. 基于深度学习的农作物病虫害检测算法综述[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊 2):301 - 313.
MU Junlin, MA Bo, WANG Yunfei, et al. Review of crop disease and pest detection algorithms based on deep learning[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2): 301 - 313. (in Chinese)

[2] 李伟强,王东,宁政通,等. 计算机视觉下的果实目标检测算法综述[J]. 计算机与现代化,2022(6):87 - 95.
LI Weiqiang, WANG Dong, NING Zhengtong, et al. Survey of fruit object detection algorithms in computer vision[J]. Computer and Modernization, 2022(6): 87 - 95. (in Chinese)

[3] YANG R, YU Y. Artificial convolutional neural network in object detection and semantic segmentation for medical imaging analysis[J]. Frontiers in Oncology, 2021, 11: 638182.

[4] 邓亚平,李迎江. YOLO 算法及其在自动驾驶场景中目标检测综述[J]. 计算机应用,2024,44(6):1949 - 1958.
DENG Yaping, LI Yingjiang. Review of YOLO algorithm and its applications to object detection in autonomous driving scenes [J]. Journal of Computer Applications, 2024, 44(6): 1949 - 1958. (in Chinese)

[5] JOCHER G. YOLO v5 by Ultralytics (Version 7.0)[CP/DK]. https://doi.org/10.5281/zenodo.3908559.

[6] GE Z, LIU S, WANG F, et al. Yolox: exceeding Yolo series in 2021[EB/OL]. (2021 - 08 - 06)[2024 - 07 - 06]. arXiv: 2107.08430v2. https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.08430.

[7] LI C, LI L, JIANG H, et al. YOLO v6: a single-stage object detection framework for industrial applications[EB/OL]. (2022 -09 - 07)[2024 - 07 - 06]. arXiv:2209.02976. https://doi.org/10.48550/arXiv.2209.02976.

[8] WANG C, BOCHKOVSKIY A, LIAO H. YOLO v7: trainable bag-of-freebies sets new state-of-the-art for real-time object detectors[C]// Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 7464 - 7475.

[9] JOCHER G, CHAURASIA A, QIU J. Ultralytics YOLO (Version 8.0.0)[CP/DK]. https://github.com/ultralytics/ultralytics.

[10] WANG C, YEH I, LIAO H. Yolov9: learning what you want to learn using programmable gradient information[EB/OL]. (2024 - 02 - 29)[2024 - 07 - 08]. arXiv:2402.13616v2. https://doi.org/10.48550/arXiv.2402.13616.

[11] WANG A, CHEN H, LIU L, et al. Yolov10: real-time end-to-end object detection[EB/OL]. (2024 - 05 - 23)[2024 - 07 - 08]. arXiv:2405.14458. https://doi.org/10.48550/arXiv.2405.14458.

[12] LI J, QIAO Y, LIU S, et al. An improved YOLO v5-based vegetable disease detection method[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107345.

[13] LI S, LI K, QIAO Y, et al. A multi-scale cucumber disease detection method in natural scenes based on YOLO v5[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 202: 107363.

[14] CHEN M, LANG X, ZHAI X, et al. Intelligent recognition of greenhouse cucumber canopy vine top with deep learning model [J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108219.

[15] 韩鑫,徐衍向,封润泽,等. 基于红外热成像和改进 YOLO v5 的作物病害早期识别[J]. 农业机械学报,2023,54(12): 300 - 307,375.
HAN Xin, XU Yanxiang, FENG Runze, et al. Early identification of crop diseases based on infrared thermography and improved YOLO v5[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023,54(12):300 - 307,375. (in Chinese)

[16] KANG R, HUANG J, ZHOU X, et al. Toward real scenery: a lightweight tomato growth inspection algorithm for leaf disease detection and fruit counting[J]. Plant Phenomics, 2024, 6: 0174.

[17] 廖娟,刘凯旋,杨玉青,等. 基于 RDN - YOLO 的自然环境下水稻病害识别模型研究[J]. 农业机械学报,2024,55(8): 233 - 242.
LIAO Juan, LIU Kaixuan, YANG Yuqing, et al. Rice disease recognition in natural environment based on RDN - YOLO[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 233 - 242. (in Chinese)

[18] ZOU Y, TIAN Z, CAO J, et al. Rice grain detection and counting method based on TCLE - YOLO model[J]. Sensors, 2023, 23(22): 9129.

[19] 时雷,杨程凯,雷镜楷,等. 基于改进 YOLO v8s 的小麦小穗赤霉病检测研究[J]. 农业机械学报,2024,55(7):280 - 289.
SHI Lei, YANG Chengkai, LEI Jingkai, et al. Wheat spikelet detection of fusarium head blight based on improved YOLO v8s [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 280 - 289. (in Chinese)

[20] 王昱,姚兴智,李斌,等. 基于改进 YOLO v7-tiny 的甜椒畸形果识别算法[J]. 农业机械学报,2023,54(11):236 - 246.
WANG Yu, YAO Xingzhi, LI Bin, et al. Malformed sweet pepper fruit identification algorithm based on improved YOLO v7-tiny[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 236 - 246. (in Chinese)

[21] GAO X, XUE W, LENNOX C, et al. Developing a hybrid convolutional neural network for automatic aphid counting in sugar beet fields[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 220: 108910.

[22] CLÁUDIA A, RAUL M, JOAQUIM J, et al. A deep learning approach for automatic counting of bedbugs and grape moth[J]. Procedia Computer Science,2023,219:145 - 152.

[23] SAMPURNO R, LIU Z, ABEYRATHNA R, et al. Intrarow uncut weed detection using You-Only-Look-Once instance segmentation for orchard plantations[J]. Sensors, 2024,24(3):893.

[24] 王秀红,王庆杰,李洪文,等. 基于 YOLO v5 - Jetson TX2 的秸秆覆盖农田杂草检测方法[J]. 农业机械学报,2023, 54(11):39 - 48.
WANG Xiuhong, WANG Qingjie, LI Hongwen, et al. Weed detection method of straw-covered farmland based on YOLO v5 - Jetson TX2[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(11): 39 - 48. (in Chinese)

[25] CHEN W, LIU M, ZHAO C, et al. MTD - YOLO: multi-task deep convolutional neural network for cherry tomato fruit bunch maturity detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 216: 108533.

[26] GAO R, JIN Y, TIAN X, et al. YOLO v5 - T: a precise real-time detection method for maize tassels based on UAV low altitude remote sensing images[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221:108991.

[27] JIA Y, FU K, LAN H, et al. Maize tassel detection with CA - YOLO for UAV images in complex field environments[J].

Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108562.
[28] PU H, CHEN X, YANG Y, et al. Tassel-YOLO: a new high-precision and real-time method for maize tassel detection and counting based on UAV aerial images[J]. Drones, 2023, 7(8): 492.
[29] JU J, CHEN G, LV Z, et al. Design and experiment of an adaptive cruise weeding robot for paddy fields based on improved YOLO v5[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108824.
[30] CHEN T, LI H, CHEN J, et al. Detection network for multi-size and multi-target tea bud leaves in the field of view via improved YOLO v7[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108700.
[31] LI Z, ZHU Y, SUI S, et al. Real-time detection and counting of wheat ears based on improved YOLO v7[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 218: 108670.
[32] XIANG S, WANG S, XU M, et al. YOLO POD: a fast and accurate multi-task model for dense soybean pod counting[J]. Plant Methods, 2023, 19(1): 8.
[33] LIU Q, ZHANG Y, YANG G. Small unopened cotton boll counting by detection with MRF-YOLO in the wild[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 204: 107576.
[34] YANG S, WANG W, GAO S, et al. Strawberry ripeness detection based on YOLO v8 algorithm fused with LW-Swin Transformer[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108360.
[35] DU X, CHENG H, MA Z, et al. DSW-YOLO: a detection method for ground-planted strawberry fruits under different occlusion levels[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108304.
[36] BAI Y, YU J, YANG S, et al. An improved YOLO algorithm for detecting flowers and fruits on strawberry seedlings[J]. Biosystems Engineering, 2024, 237: 1-12.
[37] 刘莫尘,褚镇源,崔明诗,等. 基于改进 YOLO v8-Pose 的红熟期草莓识别和果柄检测[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊 2):244-251.
LIU Mochen, CHU Zhenyuan, CUI Mingshi, et al. Red ripe strawberry recognition and stem detection based on improved YOLO v8-Pose[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 2): 244-251. (in Chinese)
[38] MA B, HUA Z, WEN Y, et al. Using an improved lightweight YOLO v8 model for real-time detection of multi-stage apple fruit in complex orchard environments[J]. Artificial Intelligence in Agriculture, 2024, 11: 70-82.
[39] SUN Y, ZHANG D, GUO X, et al. Lightweight algorithm for apple detection based on an improved YOLO v5 model[J]. Plants, 2023, 12(17): 3032.
[40] WANG J, SU Y, YAO J, et al. Apple rapid recognition and processing method based on an improved version of YOLO v5[J]. Ecological Informatics, 2023, 77: 102196.
[41] 张震,周俊,江自真,等. 基于改进 YOLO v7 轻量化模型的自然果园环境下苹果识别方法[J]. 农业机械学报,2024,55(3):231-242,262.
ZHANG Zhen, ZHOU Jun, JIANG Zizhen, et al. Lightweight apple recognition method in natural orchard environment based on improved YOLO v7 model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 231-242, 262. (in Chinese)
[42] ZHU A, ZHANG R, ZHANG L, et al. YOLO v5s-CEDB: a robust and efficiency *Camellia oleifera* fruit detection algorithm in complex natural scenes[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 221: 108984.
[43] ZHU X, CHEN F, ZHENG Y, et al. An efficient method for detecting *Camellia oleifera* fruit under complex orchard environment[J]. Scientia Horticulturae, 2024, 330: 113091.
[44] LIU J, HE C, WANG M, et al. CRLNet: a multimodal peach detection network based on cooperative asymptotic enhancement and the fusion of granularity refinement[J]. Plants, 2024, 13(14): 1980.
[45] HOU C, ZHANG X, TANG Y, et al. Detection and localization of citrus fruit based on improved You Only Look Once v5s and binocular vision in the orchard[J]. Frontiers in Plant Science, 2022, 13: 972445.
[46] REN R, SUN H, ZHANG S, et al. Intelligent detection of lightweight "Yuluxiang" pear in non-structural environment based on YOLO-GEW[J]. Agronomy, 2023, 13(9): 2418.
[47] DU X, MENG Z, MA Z, et al. Tomato 3D pose detection algorithm based on keypoint detection and point cloud processing[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108056.
[48] LIU B, ZHANG Y, WANG J, et al. An improved lightweight network based on deep learning for grape recognition in unstructured environments[J]. Information Processing in Agriculture, 2024, 11(2): 202-216.
[49] YANG Y, HAN Y, LI S, et al. Vision based fruit recognition and positioning technology for harvesting robots[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 213: 108258.
[50] CHEN J, MA, HUANG L, et al. Efficient and lightweight grape and picking point synchronous detection model based on key point detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 217: 108612.
[51] LI X, CHEN J, HE Y, et al. High-through counting of Chinese cabbage trichomes based on deep learning and trinocular stereo microscope[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 212: 108134.
[52] YU J, BAI Y, YANG S, et al. Stolon-YOLO: a detecting method for stolon of strawberry seedling in glass greenhouse[J].

Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 215: 108447.

[53] YAO Q, ZHENG X, ZHOU G, et al. SGR-YOLO: a method for detecting seed germination rate in wild rice[J]. Frontiers in Plant Science, 2024, 14: 1305081.

[54] REN R, SUN H, ZHANG S, et al. FPG-YOLO: a detection method for pollenable stamen in 'Yuluxiang' pear under non-structural environments[J]. Scientia Horticulturae, 2024, 328: 112941.

[55] LU A, MA L, CUI H, et al. Instance segmentation of lotus pods and stalks in unstructured planting environment based on improved YOLO v5[J]. Agriculture, 2023, 13(8): 1568.

[56] CHEN Z, SU R, WANG Y, et al. Automatic estimation of apple orchard blooming levels using the improved YOLO v5[J]. Agronomy, 2022, 12(10): 2483.

[57] 马中杰,罗晨,骆巍,等.基于改进 YOLO v7-tiny 的玉米种质资源雄穗检测方法[J].农业机械学报,2024,55(7):290-297.
MA Zhongjie, LUO Chen, LUO Wei, et al. Tassel detection method of maize germplasm resources based on improved YOLO v7-tiny[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 290-297. (in Chinese)

[58] ZHENG S, LIU Y, WENG W, et al. Tomato recognition and localization method based on improved YOLO v5n-seg model and binocular stereo vision[J]. Agronomy, 2023, 13(9): 2339.

[59] WANG A, QIAN W, LI A, et al. NVW-YOLO v8s: an improved YOLO v8s network for real-time detection and segmentation of tomato fruits at different ripeness stages[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 219: 108833.

[60] YUE X, QI K, NA X, et al. Improved YOLO v8-Seg network for instance segmentation of healthy and diseased tomato plants in the growth stage[J]. Agriculture, 2023, 13(8): 1643.

[61] KHAN Z, LIU H, SHEN Y, et al. Deep learning improved YOLO v8 algorithm: real-time precise instance segmentation of crown region orchard canopies in natural environment[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024,224: 109168.

[62] CAO L, ZHENG X, FANG L. The semantic segmentation of standing tree images based on the Yolo V7 deep learning algorithm[J]. Electronics, 2023, 12(4): 929.

[63] 姚涛,谈志鹏,程娥,等.基于改进 YOLO v7-seg 的黄花菜检测与分割方法[J].农业工程学报,2024,40(9):146-153.
YAO Tao, TAN Zhipeng, CHENG E, et al. Method for daylily detection and segmentation based on improved YOLO v7-seg[J]. Transactions of the CSAE, 2024, 40(9): 146-153. (in Chinese)

[64] SHUAI L, MU J, JIANG X, et al. An improved YOLO v5-based method for multi-species tea shoot detection and picking point location in complex backgrounds[J]. Biosystems Engineering, 2023, 231: 117-132.

[65] GAO Y, LI Z, LI B, et al. Extraction of corn plant phenotypic parameters with keypoint detection and stereo images[J]. Agronomy, 2024, 14(6): 1110.

[66] 翟肇裕,曹益飞,徐焕良,等.农作物病虫害识别关键技术研究综述[J].农业机械学报,2021,52(7):1-18.
ZHAI Zhaoyu, CAO Yifei, XU Huanliang, et al. Review of key techniques for crop disease and pest detection[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2021, 52(7): 1-18. (in Chinese)

[67] FENG J, ZHANG S, ZHAI Z, et al. DC2Net: an Asian soybean rust detection model based on hyperspectral imaging and deep learning[J]. Plant Phenomics, 2024, 6: 0163.

[68] CAO Y, XU H, SONG J, et al. Applying spectral fractal dimension index to predict the SPAD value of rice leaves under bacterial blight disease stress[J]. Plant Methods, 2022, 18(1): 67.

[69] 宋怀波,尚钰莹,何东健.果实目标深度学习识别技术研究进展[J].农业机械学报,2023,54(1):1-19.
SONG Huaibo, SHANG Yuying, HE Dongjian. Review on deep learning technology for fruit target recognition[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery,2023,54(1):1-19. (in Chinese)

[70] 黄小平,冯涛,郭阳阳,等.基于改进 YOLO v5s 的轻量级奶牛体况评分方法[J].农业机械学报,2023,54(6):287-296.
HUANG Xiaoping, FENG Tao, GUO Yangyang, et al. Lightweight dairy cow body condition scoring method based on improved YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(6): 287-296. (in Chinese)

[71] 张姝瑾,许兴时,邓洪兴,等.基于 YOLO v8n-seg-FCA-BiFPN 的奶牛身体分割方法[J].农业机械学报,2024,55(3):282-289,391.
ZHANG Shujin, XU Xingshi, DENG Hongxing, et al. Segmentation model of cow body parts based on YOLO v8n-seg-FCA-BiFPN[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(3): 282-289,391. (in Chinese)

[72] SHAO D, HE Z, FAN H, et al. Detection of cattle key parts based on the improved Yolov5 algorithm[J]. Agriculture, 2023, 13(6): 1110.

[73] 严煜,盛哲雅,谷月,等.非接触式笼养蛋鸡核心体温检测方法[J].农业机械学报,2024,55(8):312-321.
YAN Yu, SHENG Zheya, GU Yue, et al. Non-contact core body temperature detection method for caged laying hens[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(8): 312-321. (in Chinese)

[74] 温毓晨,赵永杰,蒲六如,等.基于改进 YOLO v5s 模型的奶山羊乳房区域热红外图像检测方法[J].农业机械学报,2024,55(6):237-245.
WEN Yuchen, ZHAO Yongjie, PU Liuru, et al. Thermal infrared image detection method of dairy goat breast region based on improved YOLO v5s model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 237-245. (in Chinese)

[75] ZHANG X, XUAN C, XUE J, et al. LSR - YOLO: a high-precision, lightweight model for sheep face recognition on the mobile end[J]. Animals, 2023, 13(11): 1824.
[76] LIU Q, GONG X, LI J, et al. A multitask model for realtime fish detection and segmentation based on YOLO v5[J]. PeerJ Computer Science, 2023, 9: e1262.
[77] BERY S, BROWN-BRANDL T M, JONES B T, et al. Determining the presence and size of shoulder lesions in sows using computer vision[J]. Animals, 2023, 14(1): 131.
[78] NIE L, LI B, JIAO F, et al. ASPP - YOLO v5: a study on constructing pig facial expression recognition for heat stress[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 214: 108346.
[79] 宋怀波,李嵘,王云飞,等. 基于 ECA - YOLO v5s 网络的重度遮挡肉牛目标识别方法[J]. 农业机械学报,2023,54(3): 274 - 281.
SONG Huaibo, LI Rong, WANG Yunfei, et al. Recognition method of heavily occluded beef cattle targets based on ECA - YOLO v5s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(3): 274 - 281. (in Chinese)
[80] 黄志杰,徐爱俊,周素茵,等. 融合重参数化和注意力机制的猪脸关键点检测方法[J]. 农业工程学报,2023,39(12):141 - 149.
HUANG Zhijie, XU Aijun, ZHOU Suyin, et al. Key point detection method for pig face fusing reparameterization and attention mechanisms[J]. Transactions of the CSAE, 2023, 39(12): 141 - 149. (in Chinese)
[81] PU S, LIU Z. TR - YOLO: a pig detection network based on YOLO V5n by combining self attention mechanism and large convolutional kernel[J]. Journal of Intelligent & Fuzzy Systems, 2024 (Preprint): 1 - 11.
[82] MAO R, SHEN D, WANG R, et al. An integrated gather-and-distribute mechanism and attention-enhanced deformable convolution model for pig behavior recognition[J]. Animals, 2024, 14(9): 1316.
[83] ZHOU Z. Detection and counting method of pigs based on YOLOV5_Plus: a combination of Yolov5 and attention mechanism [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2022(1): 7078670.
[84] CAI Y, YAO Z, JIANG H, et al. Rapid detection of fish with SVC symptoms based on machine vision combined with a NAM - YOLO v7 hybrid model[J]. Aquaculture, 2024, 582: 740558.
[85] LONG W, WANG Y, HU L, et al. Triple attention mechanism with YOLO v5s for fish detection[J]. Fishes, 2024, 9(5): 151.
[86] WANG Z, LIU H, ZHANG G, et al. Diseased fish detection in the underwater environment using an improved Yolov5 network for intensive aquaculture[J]. Fishes, 2023, 8(3): 169.
[87] LI L, SHI G, JIANG T. Fish detection method based on improved YOLO v5[J]. Aquaculture International, 2023, 31(5): 2513 - 2530.
[88] LI Y, HU Z, ZHANG Y, et al. DDEYOLO v9: network for detecting and counting abnormal fish behaviors in complex water environments[J]. Fishes, 2024, 9(6): 242.
[89] WANG J, LI Q, FANG Z, et al. YOLO v6 - ESG: a lightweight seafood detection method[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(8): 1623.
[90] WU F, ZHANG Y, WANG L, et al. A deep learning-based lightweight model for the detection of marine fishes[J]. Journal of Marine Science and Engineering, 2023, 11(11): 2156.
[91] TONG Q, ZHANG E, WU S, et al. A real-time detector of chicken healthy status based on modified YOLO[J]. Signal, Image and Video Processing, 2023, 17(8): 4199 - 4207.
[92] 段青玲,赵芷青,蒋涛,等. 基于 SNSS - YOLO v7 的肉牛行为识别方法[J]. 农业机械学报,2023,54(10):266 - 274,347.
DUAN Qingling, ZHAO Zhiqing, JIANG Tao, et al. Behavior recognition method of beef cattle based on SNSS - YOLO v7 [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 266 - 274,347. (in Chinese)
[93] 付辰伏,任力生,王芳. 基于改进 YOLO v8 的牛只行为识别与跟踪方法[J]. 农业机械学报,2023,55(5):290 - 301.
FU Chenfu, REN Lisheng, WANG Fang. Method for cattle behavior recognition and tracking based on improved YOLO v8[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 55(5): 290 - 301. (in Chinese)
[94] 王政,许兴时,华志新,等. 融合 YOLO v5n 与通道剪枝算法的轻量化奶牛发情行为识别[J]. 农业工程学报,2022, 38(23):130 - 140.
WANG Zheng, XU Xingshi, HUA Zhixin, et al. Lightweight recognition for the oestrus behavior of dairy cows combining YOLO v5n andchannel pruning[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(23): 130 - 140. (in Chinese)
[95] WANG Z, HUA Z, WEN Y, et al. E - YOLO: recognition of estrus cow based on improved YOLO v8n model[J]. Expert Systems with Applications, 2024, 238: 122212.
[96] 涂淑琴,刘晓龙,梁云,等. 基于改进 DeepSORT 的群养生猪行为识别与跟踪方法[J]. 农业机械学报,2022,53(8):345 - 352.
TU Shuqin, LIU Xiaolong, LIANG Yun, et al. Behavior recognition and tracking method of group-housed pigs based on improved DeepSORT algorithm[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(8): 345 - 352. (in Chinese)
[97] 刘晓文,曾雪婷,李涛,等. 基于改进 YOLO v7 的生猪群体体温热红外自动检测方法[J]. 农业机械学报,2023,54(增刊 1):267 - 274.
LIU Xiaowen, ZENG Xueting, LI Tao, et al. Automatic detection method of body temperature in herd of pigs based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(Supp. 1): 267 - 274. (in

Chinese)

[98] TU S, ZENG Q, LIANG Y, et al. Automated behavior recognition and tracking of group-housed pigs with an improved DeepSORT method[J]. Agriculture, 2022, 12(11): 1907.

[99] 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 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)

[100] 陈佳,丁奇安,刘龙申,等.基于 YOLO v5 与短时跟踪的鸡只呼吸道疾病早期检测[J].农业机械学报,2023,54(1):271 - 279.
CHEN Jia, DING Qi'an, LIU Longshen, et al. Early detection of broilers respiratory diseases based on YOLO v5 and short time tracking[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 271 - 279. (in Chinese)

[101] 王旺,王福顺,张伟进,等.基于改进 YOLO v8s 的羊只行为识别方法[J].农业机械学报,2024,55(7):325 - 335,344.
WANG Wang, WANG Fushun, ZHANG Weijin, et al. Sheep behavior recognition method based on improved YOLO v8s[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(7): 325 - 335,344. (in Chinese)

[102] CHENG M, YUAN H, WANG Q, et al. Application of deep learning in sheep behaviors recognition and influence analysis of training data characteristics on the recognition effect[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2022, 198: 107010.

[103] 李道亮,姜国旗,杨建安,等.基于计算机视觉的鱼类低氧胁迫行为检测与跟踪算法[J].农业机械学报,2023,54(10):399 - 406.
LI Daoliang, JIANG Guoqi, YANG Jian'an, et al. Detection and tracking algorithm of fish hypoxia stress behavior based on computer vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(10): 399 - 406. (in Chinese)

[104] 刘硕.基于多目标跟踪的鱼群行为量化方法研究与应用[D].大连:大连海洋大学,2024.
LIU Shuo. Research and application of fish school behavior quantification method based on multi-target tracking[D]. Dalian: Dalian Ocean University, 2024. (in Chinese)

[105] 袁红春,史经伟.基于改进 YOLO v7-tiny 和动态检测门的金枪鱼自动检测与计数研究[J].渔业现代化,2023,50(6):74 - 83.
YUAN Hongchun, SHI Jingwei. A study of automatically detecting and counting tunas based on improved YOLO v7-tiny and dynamic detection gate[J]. Fishery Modernization, 2023, 50(6): 74 - 83. (in Chinese)

[106] XU H, CHEN X, WU Y, et al. Using channel pruning-based YOLO v5 deep learning algorithm for accurately counting fish fry in real time[J]. Aquaculture International, 2024,32:9179 - 9200.

[107] NATESAN B, LIU C M, TA V D, et al. Advanced robotic system with keypoint extraction and YOLO v5 object detection algorithm for precise livestock monitoring[J]. Fishes, 2023, 8(10): 524.

[108] AVSAR E, FEEKINGS J P, KRAG L A. Edge computing based real-time Nephrops (*Nephrops norvegicus*) catch estimation in demersal trawls using object detection models[J]. Scientific Reports, 2024, 14(1): 9481.

[109] 赵春江,梁雪文,于合龙,等.基于改进 YOLO v7 的笼养鸡/蛋自动识别与计数方法[J].农业机械学报,2023,54(7):300 - 312.
ZHAO Chunjiang, LIANG Xuewen, YU Helong, et al. Automatic identification and counting method of caged hens and eggs based on improved YOLO v7[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(7): 300 - 312. (in Chinese)

[110] 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)

[111] JIANG K, XIE T, YAN R, et al. An attention mechanism-improved YOLO v7 object detection algorithm for hemp duck count estimation[J]. Agriculture, 2022, 12(10): 1659.

[112] 杨秋妹,陈淼彬,黄一桂.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. Pig counting algorithm based on improved YOLO v5n[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2023, 54(1): 251 - 262. (in Chinese)

[113] 宁远霖,杨颖,李振波,等.基于改进 YOLO v5 的复杂跨域场景下的猪个体识别与计数[J].农业工程学报,2022,38(17):168 - 175.
NING Yuanlin, YANG Ying, LI Zhenbo, et al. Detecting and counting pig number using improved YOLO v5 in complex scenes[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(17): 168 - 175. (in Chinese)

[114] HAO W, REN C, HAN M, et al. Cattle body detection based on YOLO v5 - EMA for precision livestock farming[J]. Animals, 2023, 13(22): 3535.

[115] WU Y, XU H, WU X, et al. Identification of fish hunger degree with deformable attention transformer[J]. Journal of Marine

Science and Engineering, 2024, 12(5): 726.
[116] HÄNI N, ROY P, ISLER V. MinneApple: a benchmark dataset for apple detection and segmentation[J]. IEEE Robotics and Automation Letters, 2020, 5(2): 852 - 858.
[117] ELHARIRI E, EL-BENDARY N, SALEH S M. Strawberry - DS: dataset of annotated strawberry fruits images with various developmental stages[J]. Data in Brief, 2023, 48: 109165.
[118] GENZE N, VAHL W K, GROTH J, et al. Manually annotated and curated dataset of diverse weed species in maize and sorghum for computer vision[J]. Scientific Data, 2024, 11(1): 109.
[119] RAI N, MAHECHA M V, CHRISTENSEN A, et al. Multi-format open-source weed image dataset for real-time weed identification in precision agriculture[J]. Data in Brief, 2023, 51: 109691.
[120] YU H, XU Y, ZHANG J, et al. AP-10K: a benchmark for animal pose estimation in the wild[EB/OL]. (2021-11-01)[2024-07-15]. arXiv:2108.12617v2, https://doi.org/10.48550/arXiv.2108.12617.
[121] 黄小平,豆子豪,黄飞,等. 奶牛体况评分目标检测数据集[DB/OL]. 中国科学数据,2024. https://doi.org/10.57760/sciencedb.16704.
HUANG Xiaoping, DOU Zihao, HUANG Fei, et al. Dairy cow body condition score target detection dataset[DB/OL]. China Scientific Data, 2024. https://doi.org/10.57760/sciencedb.16704. (in Chinese)
[122] BANNO K, GONÇALVES F M F, SAUPHAR C, et al. Identifying losers: automatic identification of growth-stunted salmon in aquaculture using computer vision[J]. Machine Learning with Applications, 2024, 16: 100562.
[123] YANG X, DE CASTRO B J, SÁNCHEZ-GONZÁLEZ L, et al. Dataset for herding and predator detection with the use of robots[J]. Data in Brief, 2024,55: 110691.
[124] 任冬伟,王旗龙,魏云超,等. 视觉弱监督学习研究进展[J]. 中国图象图形学报,2022,27(6):1768 - 1798.
REN Dongwei, WANG Qilong, WEI Yunchao, et al. Progress in weakly supervised learning for visual understanding[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(6): 1768 - 1798. (in Chinese)
[125] 吉根林,戚小莎,王嘉琦. 基于深度学习的视频异常检测研究综述[J]. 模式识别与人工智能,2024,37(2):128 - 143.
JI Genlin, QI Xiaosha, WANG Jiaqi. Review of deep learning-based video anomaly detection[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2024, 37(2): 128 - 143. (in Chinese)
[126] 韩春禹,马骏,沙洪涵,等. 文本模态辅助的 RGB 显著性目标检测[J/OL]. 计算机工程与应用,1 - 19.[2024 - 08 - 03]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20240710.0951.002.html.
HAN Chunyu, MA Jun, SHA Honghan, et al. Textual modality-assisted RGB salient object detection[J/OL]. Computer Engineering and Applications, 1 - 19.[2024 - 08 - 03]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/11.2127.tp.20240710.0951.002.html. (in Chinese)
[127] ZHOU Z. A brief introduction to weakly supervised learning[J]. National Science Review, 2018, 5(1): 44 - 53.
[128] 李鹏龙,张胜茂,沈烈,等. 基于深度学习的鱼类跟踪技术研究进展[J]. 渔业现代化,2024,51(2):1 - 13.
LI Penglong, ZHANG Shengmao, SHEN Lie, et al. Research progress in fish tracking technology based on deep learning[J]. Fishery Modernization, 2024, 51(2): 1 - 13. (in Chinese)
[129] 冷佳旭,莫梦竟成,周应华,等. 无人机视角下的目标检测研究进展[J]. 中国图象图形学报,2023,28(9):2563 - 2586.
LENG Jiaxu, MO Mengjingcheng, ZHOU Yinghua, et al. Recent advances in drone-view object detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2023, 28(9): 2563 - 2586. (in Chinese)
[130] BHATT D, PATEL C, TALSANIA H, et al. CNN variants for computer vision: history, architecture, application, challenges and future scope[J]. Electronics, 2021, 10(20): 2470.
[131] 郭旺,杨雨森,吴华瑞,等. 农业大模型:关键技术、应用分析与发展方向[J]. 智慧农业(中英文),2024,6(2):1 - 13.
GUO Wang, YANG Yusen, WU Huarui, et al. Big models in agriculture: key technologies, application and future directions[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(2): 1 - 13. (in Chinese)