doi:10.6041/j.issn.1000-1298.2026.05.031

基于无人机图像和深度学习的苜蓿花序识别方法与监测系统研究

葛永琪[1,2]　李　昂[1]　刘　瑞[1]　唐道统[1]　朱子欣[1]

(1. 宁夏大学信息工程学院, 银川 750021; 2. 宁夏"东数西算"人工智能与信息安全重点实验室, 银川 750021)

摘要: 苜蓿花序发育阶段是决定其营养价值和产量的关键生理指标,实时精准监测对饲草品质调控和栽培管理优化具有重要意义。针对大面积苜蓿种植中存在的花序目标尺寸小(8~32 像素)、分布密集、背景复杂及实时监测要求高等技术挑战,本文提出了一种融合低空无人机和轻量化深度学习的苜蓿花序智能监测方法。首先,构建了多飞行场景、多品种和多时相苜蓿花序低空无人机 RGB 数据集,通过样本过滤、混合样本筛选和增强策略提升模型泛化能力;其次,设计 YOLO 11n-ICA 模型,设计了 C3K2_INXB 模块,并构建了 MACAA(Max-avg context anchor attention module)模块,有效增强模型在背景复杂下对密集分布苜蓿花序小目标的识别能力;最后,基于 Web-云端协同架构实现了苜蓿花序实时监测系统,推理速度达 38 f/s。试验结果表明:在自建的低空苜蓿花序数据集上,本文方法的平均精度均值(mAP@50)达到 97.5%,小目标召回率为 92.9%。田间验证试验显示,系统识别准确率为 95.28%,漏检率为 4.72%,并能自动生成苜蓿花序时空分布热力图,为精准农业管理提供决策支持。本研究提出的技术方案为复杂大田环境下的苜蓿花序数快速检测提供了高精度、轻量化及实时化的解决方案。

关键词: 苜蓿; 花序识别; 监测系统; YOLO 11n; 无人机图像; 多品种

中图分类号: S24　　**文献标识码**: A　　**文章编号**: 1000-1298(2026)05-0330-12　　**OSID**:

Alfalfa Inflorescence Recognition Algorithm and Monitoring System Based on UAV Image and Deep Learning

GE Yongqi[1,2]　LI Ang[1]　LIU Rui[1]　TANG Daotong[1]　ZHU Zixin[1]

(1. *School of Information Engineering, Ningxia University, Yinchuan* 750021, *China*
2. *Ningxia Key Laboratory of Artificial Intelligence and Information Security for Channeling Computing Resources from the East to the West, Yinchuan* 750021, *China*)

Abstract: The inflorescence developmental stage of alfalfa serves as a critical physiological indicator determining its nutritional value and yield, making real-time and precise monitoring highly significant for forage quality regulation and cultivation management optimization. To address the technical challenges in large-scale alfalfa cultivation, including small inflorescence targets (8~32 pixels), dense distribution, complex backgrounds, and high demands for real-time monitoring, an intelligent monitoring method for alfalfa inflorescences was proposed by integrating low-altitude UAV image and lightweight deep learning. Firstly, a multi-scenario, multi-variety, and multi-temporal low-altitude UAV RGB dataset of alfalfa inflorescences was constructed, enhancing model generalizability through sample filtering, hybrid sample selection, and data augmentation strategies. Secondly, an improved YOLO 11n-ICA model was designed. To effectively enhance the model's ability to detect dense small targets in complex backgrounds, the C3K2_INXB module was innovatively designed and the max-avg context anchor attention (MACAA) module was constructed. Finally, a real-time alfalfa inflorescence monitoring system was implemented based on a Web-cloud collaborative architecture, achieving an inference speed of 38 f/s. Experimental results demonstrated that the proposed method achieved a mean average precision (mAP@50) of 97.5% and a small-target recall rate of 92.9% on the self-built low-altitude alfalfa inflorescence dataset. Field validation tests showed that the system achieved a recognition accuracy of

收稿日期: 2025-08-02　修回日期: 2025-09-23

基金项目: 国家自然科学基金项目(62162052、62262052)和宁夏自然科学基金项目(2025AAC020024、2025AAC030156)

作者简介: 葛永琪(1981—),男,副教授,博士,主要从事智能物联网研究,E-mail: geyongqi@nxu.edu.cn

通信作者: 刘瑞(1983—),女,副教授,博士,主要从事数字农业和农业信息物理系统研究,E-mail: ruiliu@nxu.edu.cn

95.28% and the miss-detection rate was 4.72%. Additionally, it automatically generated spatiotemporal distribution heatmaps of alfalfa inflorescences, providing decision-making support for precision agriculture management. The research result can provide a high-precision, lightweight, and real-time approach for rapid inflorescences counting in complex field environments, offering significant practical value for advancing intelligent pasture management.

Key words: alfalfa; inflorescence recognition; monitoring system; YOLO 11n; UAV image; multi-varieties

0　引言

苜蓿(*Medicago sativa* L.)作为我国西北农牧交错带重要的多年生优质豆科牧草,其生产管理直接关系到草畜产业经济效益与区域生态安全[1]。花期是苜蓿生长发育的关键物候转折点,会引发生理代谢显著变化:在持续促进生物量积累提高干物质产量的同时,茎秆木质化进程加速导致细胞壁组分改变,使其相对饲用价值降低 15% ~22%[2-3]。这种产量与品质的负相关关系直接影响反刍动物的干物质采食量和饲料转化效率。研究表明,初花期(开花率 10% 左右)是饲用苜蓿最佳刈割期,此时可实现干物质产量与粗蛋白含量的最佳平衡[4]。而这一关键农艺决策的准确实施依赖于苜蓿花序的动态实时精准监测。目前宁夏引黄灌区主要采用人工抽样方法对苜蓿花序数进行估算,该方法存在时效性差、准确性不足和劳动强度大等局限性,难以满足大面积草场快速监测需求[5]。因此,研究快速、准确且轻量化的苜蓿花序大面积实时监测技术,对于把握最佳刈割窗口期、提升苜蓿种植管理效率和推动西部苜蓿产业智能化都具有重要的现实意义。

随着低空无人机和计算机视觉的快速发展,基于无人机和深度学习的植物花朵识别研究也在逐步深入。高分辨率空间信息是低空小目标花朵识别的关键[6]。相较于多光谱,RGB 数据能提供更高的空间分辨率和数据处理效率且成本更低,更适用于大田植物花朵的大规模和低成本监测[7-8]。因此,研究者开展了大量的基于深度学习目标检测算法和 RGB 图像的小目标花朵识别与计数研究工作[9-10]。虽然两阶段检测器通过区域提议网络和检测头的串联结构实现了目标定位和分类任务中的较高检测精度[11-12],但两级操作速度慢、实时性能差且难以满足高吞吐量和高效检测的要求。而以 YOLO[13] 系列和 SSD[14] 为代表的单阶段检测器,采用回归的方式直接预测目标位置和类别,在保证检测精度的同时显著提升了检测速度,更适合实际应用场景。但是,部分植物花序密集、相互遮挡、区分困难等问题,导致地面真实值标记困难,影响了检测精度。

为了进一步提高 YOLO 模型性能,研究者对 YOLO 系列进行了改进[15-16]。但也带来了参数量增多、网络结构复杂化等问题,这给硬件资源有限情况下的部署和应用带来了困难,尤其是密集种植苜蓿花序繁多、遮挡、阴影、低空小目标等复杂场景。随着边缘计算技术的发展,人工智能算法与传感硬件的协同推动了农业实时检测系统的进步[17-19]。然而,在苜蓿生产领域仍存在显著的技术缺口,针对低空无人机平台的苜蓿花序智能识别研究不足,现有模型对低空苜蓿花序密集分布特征和小目标尺寸的适应性不足。此外,受限于农牧交错带信息化基础薄弱,现有平台难以同时满足轻量化(存储占用量少于 5 MB)与高精度(mAP@0.5 大于 90%)的双重性能要求[20]。

基于以上背景,本文建立“空-地协同”的苜蓿花序智能监测方法,通过融合低空无人机和轻量化深度学习技术,实现低空苜蓿的精准识别与实时监测。构建多飞行场景、多品种和多时相的低空苜蓿花序 RGB 数据集,设计样本过滤、混合和增强策略提升模型鲁棒性;提出 YOLO 11n-ICA 改进模型,引入 InceptionNeXt 设计 C3K2_INXB 模块,并构建注意力模块 MACAA(Max-avg context anchor attention module),提升模型在背景复杂下对苜蓿密集分布小目标花序识别的综合性能;基于 Web-云端协同架构实现轻量化苜蓿花序实时监测系统部署,生成花期时空热力图,以期为西北农牧交错带苜蓿精准智能化管理提供关键技术支撑。

1　材料与方法

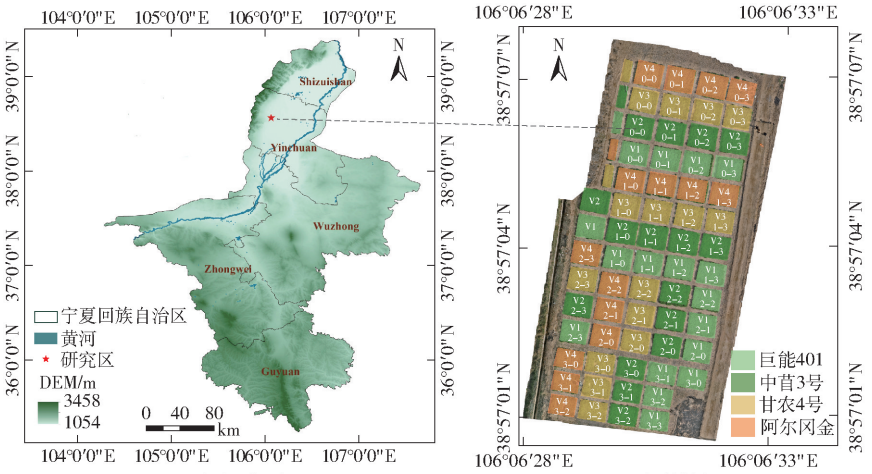
1.1　研究区与试验设计

1.1.1　研究区概况

研究区位于宁夏引黄灌区银川市农垦茂盛草业有限公司第一草场试验点(38°55′97″N,106°06′77″E),试验区位置见图 1a。该地区四季分明,苜蓿生长期为 3—9 月,年均降水量 180 ~200 mm,主要集中在 6—9 月,无霜期 185 d 左右,早霜在 9 月 20 日前后,晚霜大约在 5 月 10 日。饲用苜蓿一般在初花期(开花 10% 左右)刈割,建植多年苜蓿年刈割 4 茬,第 4 茬花期与入秋后的天气关系密切。

1.1.2　试验设计

试验区苜蓿种植面积约为 2 201 m^2,最初被划



(a) 试验区概况 (b) 试验设计

图 1 试验区位置和试验设计

Fig. 1 Location of study area and experimental design

分为 72 个地块,每个地块约 20 m^2,小区间设置 1 m 隔离带。为消除西侧及南侧靠近灌溉渠和农户区域可能产生的边界效应,对数据的干扰,实际用于数据采集与分析的有效试验小区为 44 个。灌溉采用引黄河水 3 级扬水自流灌溉。为增强模型的泛化能力、鲁棒性和可迁移性,试验品种选取在宁夏引黄灌区广泛种植的巨能 401(V1,耐盐碱型)、中苜 3 号(V2,高产型)、甘农 4 号(V3,抗寒型)和阿尔冈金(V4,综合型)4 个早花品种。于 2023 年 5 月 1 日进行了机械化条播,播种量 22.5 kg/hm^2,播深 2 cm,行距 15 cm。采用随机区组设计,重复 3 次,试验设计及不同处理小区编号如图 1b 所示。

1.2 数据集构建

1.2.1 图像采集

试验样本于 2024 年 5—8 月进行采集,设备为 DJI Mavic 3M 型多光谱无人机,搭载高分辨率可见光传感器(5 280 像素 ×3 956 像素)。苜蓿种植密集、不同花期冠层郁闭度不同,且茎秆细长易受风或无人机飞行引起的地面气流扰动的影响。为保证数据集质量并提升模型对分辨率变化的鲁棒性、覆盖苜蓿不同物候期需求和增强抗环境干扰能力,本文设置了 2 个飞行场景(5.0 m 和 7.5 m),共采集了 4 个苜蓿品种、3 茬次和多时相(开花率 5% ~30%)的低空无人机花序 RGB 图像数据。为了保证数据采集的可靠性与一致性,通过 DJI Pilot 2 飞行控制平台完成航测任务规划与执行,并对飞行参数进行严格控制,巡航速度恒定维持在 1.0 m/s,以确保飞行航向与航线走向的一致性。为确保无人机的飞行安全和降低环境因素对图像质量的干扰,数据收集均是在晴朗无云、风速不超过 3 级的天气条件下进行,无人机拍摄数据通过 5G 网络在线实时传输至大疆农业服务平台(https://www.djiag.com/),具体数据组成及规模见表 1。

表 1 数据集组成及规模

Tab. 1 Composition of alfalfa inflorescence image dataset

茬次	采集时间	飞行高度/m	图像数量/幅	标签数量
第 1 茬	2024-05-20	5.0	500	6 040
	2024-05-20	7.5	500	10 680
	2024-05-21	5.0	500	6 539
	2024-05-21	7.5	500	9 694
第 2 茬	2024-06-24	5.0	500	3 383
	2024-06-24	7.5	500	5 259
	2024-07-05	5.0	500	19 840
	2024-07-05	7.5	500	27 721
第 3 茬	2024-08-10	5.0	500	3 013
	2024-08-10	7.5	500	2 841
总计			5 000	95 010

1.2.2 图像预处理

为了优化数据标注流程和提升标注质量,分 3 步对数据集进行了预处理:①图像筛选:无人机拍摄时可能存在因风、光照条件或对焦不准而出现图像模糊、阴影或过曝等问题,为了不影响数据集质量,对训练数据集进行过滤、剔除质量较差的数据样本。②数据标注:首先,将采集到的 5 280 像素 ×3 956 像素大图分割为 512 像素 ×512 像素的小图;然后基于时间-高度组合随机分别抽取 500 幅代表性样本,以保证数据集的均衡性和代表性;采用界面友好、标注规范且支持多人协作的 Label Studio 工具完成苜蓿花序打标,标注样式如图 2 所示;最终建立了包含 5 000 幅标准化 RGB 图像的 4 个品种的苜蓿花序数据集,共包含 95 010 个有效标签,这些标签涵盖了苜蓿花序的关键特征,数据集规模及标签数量见表 1。③数据增强:为了增强模型的泛化能力,在训练前应用了图像翻转技术以有效增加训练数据的多样性。扩展后的数据样本按照比例 7∶2∶1 划分为训练集、验证集和测试集。此外,在数据预处理阶

段，对图像的像素值进行了归一化处理，将原始像素值缩放至 0 到 1 的范围内，以确保数据在训练过程中具有更好的数值稳定性和计算效率。

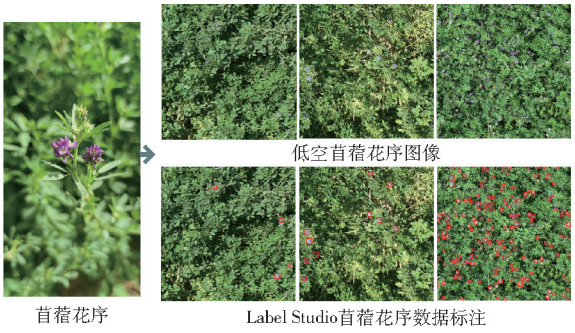


图 2　苜蓿花序及数据标注图

Fig. 2　Alfalfa inflorescence and data annotation

1.2.3　数据集特点

统计和分析本研究自建数据集，发现数据集中所有花序实例的像素面积均未超过 32 像素 ×32 像素。其中，像素面积小于等于 8 像素 ×8 像素的目标数量为 3 292 个，处于 8 像素 ×8 像素和 16 像素 × 16 像素之间的目标数量为 81 136 个，处于 16 像素 × 16 像素和 32 像素 ×32 像素之间的目标数量为 10 582 个。参照目标尺寸的定义标准[21]，本研究自建数据集中的苜蓿花序尺寸均为小目标，其花序检测任务可被归类为典型的小目标检测。然而，小目标往往具有更少的可识别特征信息，更容易受到图像分辨率和背景噪声的影响。

1.3　苜蓿花序识别算法模型

1.3.1　YOLO 11n 模型

YOLO 11n 作为 YOLO 11 系列中的轻量化版本，采用模块化三阶段架构设计，更适用于资源受限的农业目标检测场景[22-23]。如图 3 所示，其核心组件包括负责特征提取的主干网络（Backbone）、特征融合的颈部网络（Neck）和增强网络以及最终检测结果的检测头网络（Head）。YOLO 11n 是在 YOLO v8 基础上进行的优化，主要改进点为在主干网络中引入改进的跨阶段卷积模块（C3K2）提升浅层特征提取能力，并新增结合注意力机制模块（C2PSA）以增强模型的特征选择能力。此外，在检测头分类分支采用度可分离卷积（DWConv），使模型在保持精度的同时减少了计算量和参数量，更适用于低空复杂场景下的小目标花序智能检测。

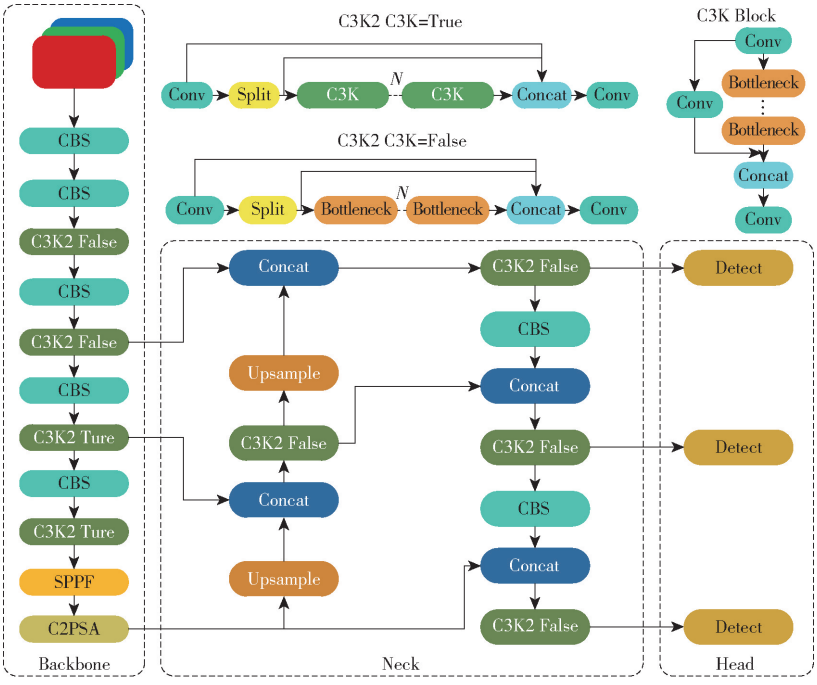


图 3　YOLO 11n 模型结构图

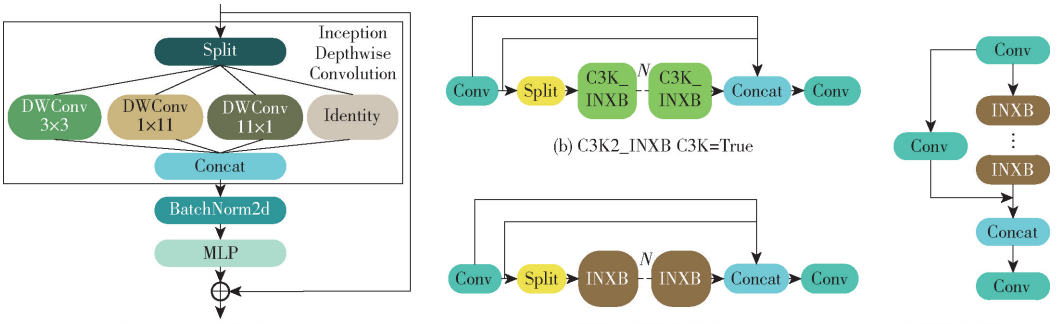
Fig. 3　Structure diagram of YOLO 11n model

尽管 YOLO 11n 减少了参数量，在大多数场景中都表现出良好的检测性能。但在一些特定情况下仍存在一些性能瓶颈。如：在复杂背景的小目标检测方面，YOLO 11n 可能会出现漏检或误检。这主要是由于其特征网络捕获精细纹理小目标的能力有限，在复杂背景下难以更精确地感知特征和区分干扰。因此，仍需对 YOLO 11n 进行改进，保证低计算成本同时扩大感受野，增强花序小目标检测性能，提高模型在复杂低空背景下的鲁棒性，进一步优化模型整体性能以适应更广泛的田间应用。

1.3.2　InceptionNeXt 模块

InceptionNeXt[24] 是一种融合 Inception 结构[25] 的多尺度特征提取能力与 ConvNeXt[26] 分组卷积效

率的神经网络架构,该架构创新性地将昂贵的大核卷积分解为 4 个高效的并行分支:1 个方形卷积核、2 个正交条纹卷积核以及 1 个恒等映射。网络结构如图 4a 所示,方形卷积核分支捕获局部空间特性(如:纹理、边缘等细节);条纹卷积核分支替代大核卷积(7×7)分别处理不同方向的全局特征;恒等映射分支保留输入特性原始信息,防止深度网络退化,提升训练稳定性。4 个分支的输出通过拼接融合或相加,使模型在保持全局感知能力的同时减少了参数量,这种沿通道纬度的分解策略在以最低的计算成本来近似大核卷积的效果,适用于无人机农业多尺度小目标监测。



(a) InceptionNeXt Block (b) C3K2_INXB C3K=True (c) C3K2_INXB C3K=False (d) C3K_INXB Block

图 4 InceptionNeXt 模块结构图

Fig. 4 InceptionNeXt module structure

在苜蓿花序检测任务中,受苜蓿种植密集特性(常在顶部形成总状花序,每株可形成 10 ~ 30 个花序)、多飞行场景和传感分辨率的影响,所获取的图像中花序目标表征存在尺度微小、不同程度遮挡、空间分布不均匀、背景复杂等特点,这些特性使得传统检测模型出现漏检率升高、计算资源消耗大等问题。本研究将 InceptionNeXt 模块嵌入 YOLO 11 核心架构中,替换其 C3K2 模块中的 C3K 模块,设计基于 InceptionNeXt 的特征提取模型(C3K2 _ INXB),图 4b ~ 4d 为改进的模块结构图。其中,C3K2 _ INXB C3K 模块的改进为:C3K2_INXB C3K 为 False 时,使用 INXB 替换 Bottleneck 层;C3K2_INXB C3K 为 True 时,使用 C3K_INXB 替换 INXB。该模块借助 InceptionNeXt 模块固有的多分支结构、大感受野和低计算消耗,可并行处理并提取从苜蓿花序的精细纹理到其周围全局上下文的多尺度特征信息,能有效弥补传统卷积层在捕捉多尺度目标信息上的局限性。

1.3.3 MACAA 模块

CAA[27] 模块作为通道与空间双路注意力增强结构的典型代表,通过并行的通道注意力子模块与空间注意力子模块协同工作,动态感知局部细节与全局上下文关系提升特征判断力,实现对关键特征的动态增强、抑制无关背景并轻量化空间注意力。受 CAA 的启发,针对低空大田苜蓿检测场景下花序小目标和背景纹理复杂(土壤、杂草、阴影等多源干扰),本研究提出了 MACAA 模块,模块结构如图 5 所示。

MACAA 模块分 3 步实现复杂背景下苜蓿花序特征判断能力优化:①通过全局平均和最大池化提取全局上下文。②利用水平和垂直一维条纹卷积高效捕捉轴向上的长距离依赖,在保持计算效率的同时有效扩大感受野并聚合更大范围的空间信息。融合后的全局上下文与条纹卷积特征经过维度调整并通过 Sigmoid 函数生成注意力权重图。③与原始输入特征图进行逐元素相乘,实现特征的自适应加权与增强。

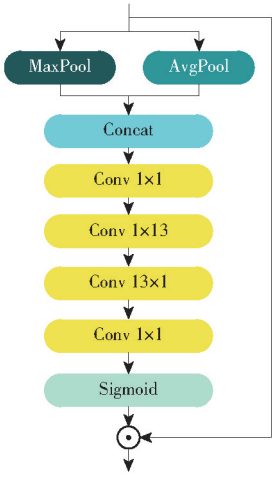


图 5 MACAA 模块结构图

Fig. 5 MACAA module structure

1.3.4 改进的 YOLO 11n 模型

在大田环境中苜蓿花序在种植密集、花枝叶交织的环境中生长,密集分布、遮挡及背景复杂易导致漏检、误检等问题,同时苜蓿花序田间智能巡检对检测模型的实时性和精确度提出了更高要求。因此,本研究提出了一种 YOLO 11n - ICA 算法模型,模型结构如图 6 所示。

YOLO 11n - ICA 模型具体改进为:①针对骨干

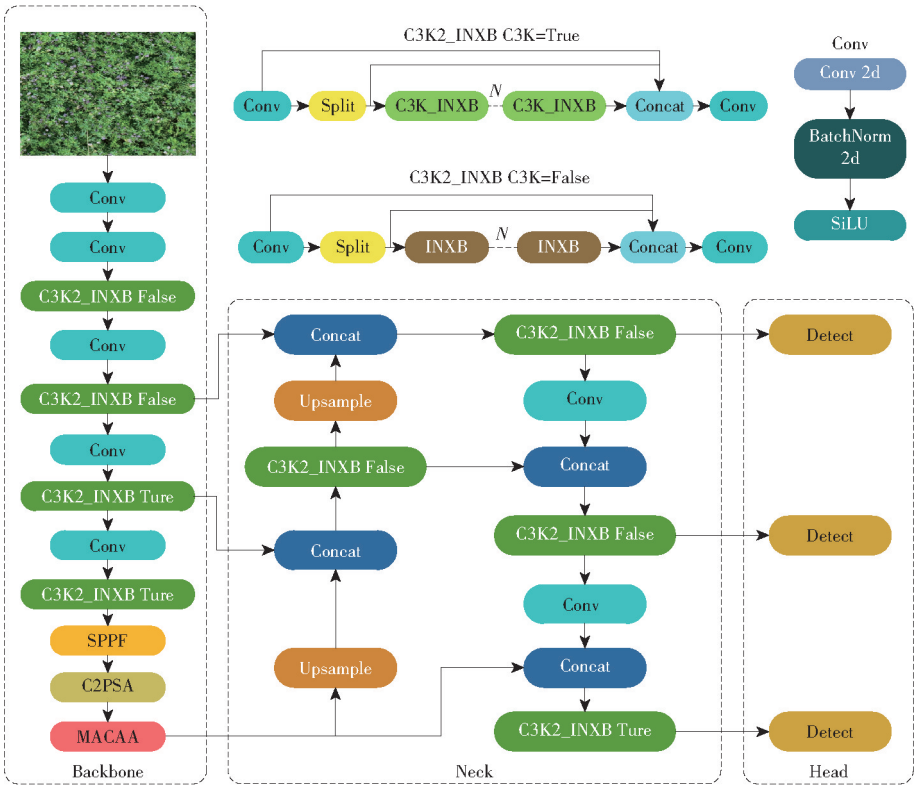


图 6　YOLO 11n－ICA 模型结构图

Fig. 6　YOLO 11n－ICA model structure

网络和颈部网络中的特征提取模型 C3K2，将 InceptionNeXt 模块引入设计 C3K2_INXB 模块。优化模块借助 InceptionNeXt 模块的多路径设计，同时捕获不同尺度特征，有效弥补传统卷积层在捕捉多尺度目标信息上的局限性。这一关键改进使得模型在识别分布密集和低空微小苜蓿花序时，能够更全面、更精确地感知其特征，从而提升整体检测精度、训练的稳定性及鲁棒性。②在 YOLO 11n 骨干网络部分设计 MACAA 注意力模型，通过结合全局信息与一维条纹卷积，高效地整合跨空间的长距离上下文信息。该模块的设计能有效捕获低空苜蓿花序图像中长距离上下文依赖并增强特征的判别能力，使其在处理复杂背景下的苜蓿花序时更具鉴别性，进而降低复杂背景下低空小目标检测漏检率。

将 YOLO 11n－ICA 模型部署到云服务器，采用 5G 网络将无人机采集的苜蓿花序图像传输至大疆农业服务平台，云服务器即时更新、实时推理并生成花序分布热力图，再将检测结果反馈至农户 Web 终端。同时将检测数据通过 MySQL 存储检测记录，实现端到端的数据通信与持久化存储。最终完成了无人机图像上传、苜蓿花序识别到数据管理的全链路闭环。

2　试验与结果分析

2.1　运行环境配置

本研究所有试验都是在 64 位 Ubuntu 20.04 系统和 PyTorch 2.3.0 深度学习开源框架下进行的，配备了 NVIDIA GeForce GTX 4090，2 个 24 GB 内存 GPU。图像输入尺寸为 512 像素×512 像素。考虑到试验的可比性，所有模型都是在本文建立的数据集上训练，训练参数进行了统一设置，训练轮次为 100，学习率为 1×10^{-5}，权重衰减率为 1×10^{-5}，批次大小为 16，使用 AdamW 优化。采用 Intel Xeon Silver 4310 2.10 GHz CPU 设备，在验证集上运行 5 次，取平均值得到每幅图像的推理时间。

2.2　模型评价指标

使用精确率（Precision，P）、召回率（Recall，R）、平均精度均值（Mean average precision，mAP）和推理速度（Frames per second，FPS）作为模型性能的评价指标[28]。此外，为评估模型复杂度，引入模型参数量及计算量（FLOPs）。mAP50、mAP75 和 mAP50:95 分别代表在交并比（Intersection over union，IoU）阈值为 0.5、0.75 和 0.5～0.95 范围内时的 mAP。当 P、R 和 mAP 接近 100% 时，表示检测更准确。FPS 表示模型每秒处理图像的数量，是衡量模型速度和实时性指标，FPS 越高，模型速度越快，实时性越强。

2.3　试验结果分析

2.3.1　不同算法模型对比

为验证 YOLO 11n－ICA 模型检测精度和实时性等综合性能，选择当前主流轻量级模型 YOLO v3－

tiny、YOLO v5n、YOLO v8n、YOLO v10n、YOLO 11n、YOLO 12n、Faster R - CNN 和 RT - DETR 共 8 个网络在相同训练环境下进行对比试验,结果见表 2。

表 2 不同模型检测结果对比

Tab. 2 Comparison of detection results of different models

模型	P/%	R/%	mAP@50/%	mAP@75/%	mAP@50:95/%	FPS/(f·s^{-1})	计算量	参数量
YOLO v3 - tiny	81.5	66.8	80.4	74.5	64.6	23	1.89×10^{10}	1.213×10^{7}
YOLO v5n	91.3	91.6	97.3	94.5	83.7	51	7.1×10^{9}	2.50×10^{6}
YOLO v8n	90.6	92.5	97.3	94.3	83.7	49	8.1×10^{9}	3.00×10^{6}
YOLO v10n	90.8	90.8	96.9	94.1	83.3	36	8.2×10^{9}	2.69×10^{6}
YOLO 11n	91.7	91.5	97.2	94.6	83.5	40	6.3×10^{9}	2.58×10^{6}
YOLO 12n	90.5	92.3	97.3	94.0	84.4	15	6.5×10^{9}	2.57×10^{6}
Faster R - CNN	84.9	75.1	84.9	82.1	71.2	30	6.32×10^{10}	4.134×10^{7}
RT - DETR	92.6	93.1	97.9	95.9	86.5	5	1.034×10^{11}	3.199×10^{7}
YOLO 11n - ICA	91.3	92.9	97.5	95.0	84.4	38	7.0×10^{9}	2.70×10^{6}

由表 2 可得,YOLO 11n - ICA 模型在 mAP@50、mAP@75、mAP@50:95 分别达到 97.5%、95.0% 和 84.4 的基础上,其精确率、召回率和推理速度分别为 91.3%、92.9% 和 38 f/s,模型综合性能整体优于对比模型。综合分析表 2 发现,RT - DETR 模型的检测精确率、召回率和 mAP@50 等指标最高,但其参数量和计算量远高于其他模型,尤其推理速度仅为 5 f/s,远低于本文模型。YOLO 系列推理速度最快的是 YOLO v5n,但其召回率、mAP50、mAP@50:95 等核心指标性能表现一般,说明其漏检率高于本文模型。相较于 YOLO 12n,本文模型的精确率、召回率和 mAP@50 等指标均显著提升,尤其推理速度提升了 23 f/s。与原 YOLO 11n 模型相比,本文模型的召回率、mAP@50、mAP@75、mAP@50:95 分别提升了 1.4、0.3、0.4、0.9 个百分点,说明本文模型漏检减少,能检测到更多真实目标,对于多飞行场景下的苜蓿花序定位能力更好。虽然精确率下降了 0.4 个百分点,推理速度为 38 f/s,略低于 YOLO 11n 的 40 f/s,但仍显著高于田间实时监测的阈值要求(大于等于 30 f/s)。整体来看,本文模型在保持田间监测实时性的同时,mAP 综合指标性能显著优于 Faster R - CNN、RT - DETR 和 YOLO 系列对比模型,验证了改进模型在应对多飞行场景、密集分布、多品种、花枝叶遮挡和背景复杂等干扰因素时的鲁棒性、适应性和泛化能力。对比试验结果显示本文模型“精准-高效”的协同设计在检测性能与硬件效率均衡性上更具优势,为无人机日常巡检、草场自动化监测、刈割机器人等边缘计算设备部署提供了更高效、稳定的苜蓿花序检测解决方案。

2.3.2 消融试验

在 YOLO 11n 基准模型上逐步引入改进模块开展消融试验,验证并评估模型设计中基于 InceptionNeXt 的特征提取模块(C3K2_INXB)和 MACAA 注意力模块对低空苜蓿花序小目标检测性能的提升效果。在消融试验中,所有模型均使用相同的数据集,并在相同的参数条件下进行训练,结果如表 3 所示。

表 3 消融试验结果

Tab. 3 Results of ablation experiments

模型	P/%	R/%	mAP@50/%	mAP@75/%	mAP@50:95/%	FPS/(f·s^{-1})	计算量	参数量
YOLO 11n	91.7	91.5	97.2	94.6	83.5	40	6.3×10^{9}	2.58×10^{6}
YOLO 11n - MACAA	90.9	91.6	97.2	94.6	83.8	41	6.3×10^{9}	2.59×10^{6}
YOLO 11n - C3K2_INXB	92.2	91.3	97.4	95.0	84.3	39	7.0×10^{9}	2.69×10^{6}
YOLO 11n - C3K2_INXB - MACAA	91.3	92.9	97.5	95.0	84.4	38	7.0×10^{9}	2.70×10^{6}

分析表 3 可知,在 YOLO 11n 中骨干网络加入 C3K2_INXB 模块后,模型精确率、mAP@50 和 mAP@75 分别提升了 0.5、0.2、0.4 个百分点。单独引入 MACAA 模块后,模型召回率、mAP@50:95 和推理速度分别提高了 0.1 个百分点、0.3 个百分点和 1 f/s,但精确率下降 0.8 个百分点。而在 YOLO 11n 中同时引入 MACAA 和 C3K2_INXB 模块后,模型召回率显著提升 1.4 个百分点,验证其在遮挡和边缘目标特征的聚焦能力更强,降低了密集分布和不同程度遮挡的漏检率,但部分低置信度背景特征的放大,也导致精确率下降了 0.4 个百分点。相较于 YOLO 11n,模型参数量增加了 1.2×10^{5},推理速度下降了 2 f/s,说明 MACAA 和 C3K2_INXB 模块的加入增加了计算开销,但模型整体推理速度仍

显著高于田间实时监测的阈值要求。

为进一步探究 MACAA 模块的作用场景，开展了苜蓿花序在不同密集等级（花序数量大于等于 20、35、50，单幅图像）下的消融试验，试验结果见表 4。由表 4 可知，在添加 C3k2_INXB 模块的基础上，MACAA 模块的引入使得模型在 3 个密集等级（花序数量大于等于 20、35、50）上的召回率分别提升了 1.6、1.6、0.3 个百分点。尤其在花序数量大于等于 50 高密度场景中识别精度和召回率最高，模型在召回率提高的同时精度并未下降。这说明该模块显著提升了不同花期阶段的花序召回率，特别是高密度、多遮挡环境中，增强了模型对边缘区域特征提取能力，实现了召回率和精度的良好平衡，降低了复杂大田环境中的漏检风险，漏检率降低 0.9 个百分点。同时，改进后模型的召回率、mAP@50、mAP@75、mAP@50:95 等指标均有显著提升，表明模型对低空多尺度苜蓿花序的整体识别能力得到加强。因此，消融试验结果表明，MACAA 模块和 C3K2_INXB 模块的协同作用进一步增强了模型对低空高密度、多遮挡及多尺度复杂背景下苜蓿花序小目标检测的综合性能，能满足实际农业应用中稳健部署需求。

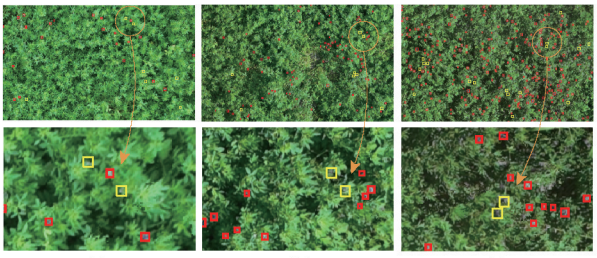
表 4　不同花序密集等级消融试验结果

Tab. 4　Results of ablation experiments with different density levels of inflorescence　%

密集等级	模型	P	R	mAP@50	mAP@75	mAP@50:95
花序数量大于等于 20	YOLO 11n	92.0	92.7	97.6	95.5	84.7
	YOLO 11n－MACAA	91.8	92.8	97.7	95.6	85.0
	YOLO 11n－C3K2_INXB	93.1	92.3	97.9	96.0	85.4
	YOLO 11n－C3K2_INXB－MACAA	92.3	93.9	97.9	96.1	85.5
花序数量大于等于 35	YOLO 11n	92.6	92.8	97.9	96.9	85.5
	YOLO 11n－MACAA	92.3	92.7	97.9	97.0	85.9
	YOLO 11n－C3K2_INXB	93.5	92.5	98.1	97.2	86.3
	YOLO 11n－C3K2_INXB－MACAA	92.7	94.1	98.2	97.4	86.4
花序数量大于等于 50	YOLO 11n	93.1	93.2	98.1	96.5	85.4
	YOLO 11n－MACAA	92.7	93.6	98.2	97.0	85.8
	YOLO 11n－C3K2_INXB	92.9	94.0	98.3	97.1	86.2
	YOLO 11n－C3K2_INXB－MACAA	92.9	94.3	98.3	97.3	86.3

2.4　模型可视化检测结果分析

为评估模型在复杂田间环境下的鲁棒性，针对苜蓿花序不同阶段及不同光照条件下的图像进行了随机抽样测试，结果如图 7 所示。



(a)　(b)　(c)

图 7　模型可视化检测结果

Fig. 7　Results of model visualization detection

由图 7 可以看出，本文所提 YOLO 11n－ICA 模型表现出良好的适应性，在各类场景中均保持了较高识别精度，特别是在高密度花序（图 7c）与低光照复合条件下，模型精确率仍达到 94.1%，其时效性和准确性显著优于传统检测方法。模型在密集目标场景下的优异表现也验证了 C3K2_INXB 模块通过多级特征金字塔融合有效增强了小目标检测能力，同时 MACAA 注意力机制显著提升了模型在复杂背景下的特征区分度。深入分析漏检原因发现，一方面，高密度花序场景的漏检主要集中于阴影区域（图 7c），占漏检总量的 82.3%，这源于阴影造成的局部特征衰减；另一方面，低密度花序的漏检则显著发生于强光区域（图 7a、7b），占漏检总量 88%，这是由于初花期花序在强光下呈现淡紫色的花色变异，增加了特征提取难度。这表明本文所提模型对光照引起的表型变化仍存在敏感度差异，但通过特征金字塔和注意力机制的有效协同，已有效解决低空遥感中密集小目标检测、背景复杂和光照不均等关键技术难点，为田间苜蓿花序的精准监测提供了可靠解决方案。

3　低空苜蓿花序监测系统设计

3.1　系统组成与 Web 端

低空苜蓿花序监测系统由无人机可见光图像采集装置、花序数据无线传输系统、云端服务器和农户终端 4 部分组成，如图 8 所示。该系统通过 DJI Mavic 3M 型无人机搭载可见光相机采集苜蓿花期图像数据，借助 5G 物联网设备将采集的图像数据实时传输至大疆农业服务平台。云端服务器实时同

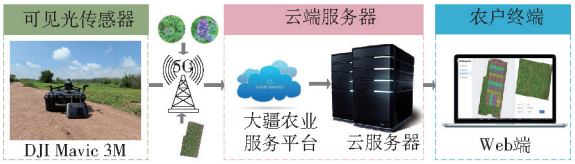


图 8 低空苜蓿花序监测系统架构

Fig. 8 Low-altitude alfalfa inflorescence monitoring system architecture

步平台数据,并基于 YOLO 11n - ICA 模型对苜蓿花序进行识别分析,最终将分析结果反馈至农户终端。系统采用 512 像素 ×512 像素的图像作为输入,图像处理流程主要分为 3 个步骤:①大图异步重建,采用大疆农业服务平台的重建功能对无人机单次飞行拍摄的所有图像进行大图重建,该重建过程在后台异步执行,不影响用户同步框选感兴趣区域的操作。②区域动态分割,用户根据实际需求框选任意区域后,系统按 512 像素 ×512 像素网格(无重叠)分割,不足部分补充空白区域,以确保每个小图与模型训练时尺寸保持一致并减少推理时显存占用。③实时推理,采用本文模型对分割后的 512 像素 ×512 像素小图进行批处理推理,实现苜蓿花序的识别与统计。农户可通过访问 Web 平台在线查看本次飞行监测的不同小区、不同品种的苜蓿花序数量及其时空分布热力图,确定不同品种苜蓿花期和刈割时间,支撑田间科学栽培管理。

采用 Python 对 YOLO 11n - ICA 模型部署框架进行开发,使用 React 作为前端开发框架,Antd 为 UI 库,MySQL 为数据存储,Web 端通过 HTTP 请求调用云服务器 API 获取数据。低空苜蓿花序监测系统主要包括刈割时间管理、小区管理、图像重建管理和苜蓿花序监测管理 4 个模块,图 9 为 Web 端苜蓿花序智能识别平台的图像重建功能界面。

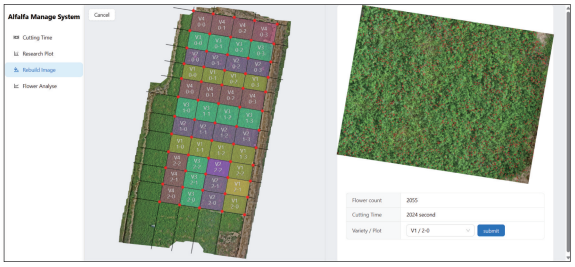


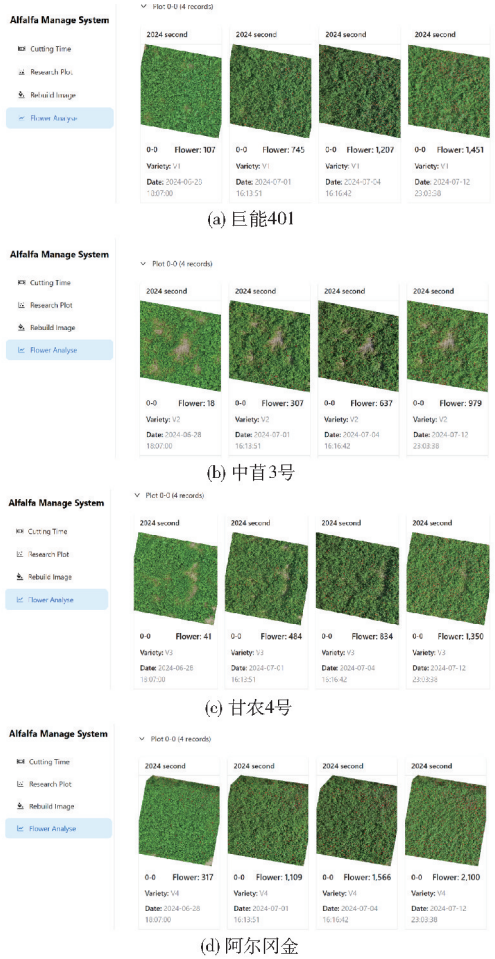
图 9 苜蓿花序识别平台的图像重建功能界面

Fig. 9 Image reconstruction function interface of alfalfa inflorescence recognition platform

刈割时间管理主要对不同茬次苜蓿的刈割时间进行管理。小区管理主要对监测区域各小区的地块信息及苜蓿品种进行管理。图像重建用于对当前飞行任务下拍摄的图像进行重建,每次拍摄完成后农户可根据实际需求灵活地绘制不同重建图,即时查看感兴趣区域的花序状态。苜蓿花序监测管理用于提供不同小区、不同品种的苜蓿花序数实时监测结果、花序时空分布热力图和历史花序记录。最终,共同构成低空苜蓿花序监测系统的“采集—分析—展示”闭环。

3.2 应用性能验证

为更好地验证 Web 端苜蓿花序智能监测系统的识别效果,于 2024 年 6—7 月在试验区进行田间试验。在综合该区域气候条件、刈割时期和模型识别性能等因素后,本文实际部署采用了 5 m 飞行高度,测试环境包含密集分布、遮挡、小目标及多品种共存等复杂场景。模型在 Intel Xeon Sliver 上的推理速度为 38 f/s,单幅图像处理时间约 26 ms,满足程序的实时性和鲁棒性要求,达到了田间实时监测需求。图 10 为 4 个品种在 0 - 0 小区的测试结果,共检测花序数量 13 252 束,未检测共计 321 束,识别准确率为 95.28%,漏检率为 4.72%。模型在密集花序占比多的场景中,漏检率为 2.51%,召回率提升至 97%。试验结果表明,本文模型对不同品种苜蓿及其花序不同发育阶段都具有较好的识别性



(a) 巨能401

(b) 中苜3号

(c) 甘农4号

(d) 阿尔冈金

图 10 2024 年第 2 茬不同品种苜蓿花序 Web 识别结果

Fig. 10 Web recognition results of alfalfa inflorescences of different varieties in the second cuts of 2024

能，尤其是对分布不均匀及密集分布的不同品种苜蓿花序达到了较高的识别精度，说明本文所提方法具有较好的稳定性、适应性、鲁棒性和泛化能力，能够满足实际复杂大田场景下苜蓿花序数量检测需求。

花期是苜蓿重要的生命周期，也是田间科学决策其干物质产量和品质最优的关键节点。不同品种苜蓿进入花期的时间因遗传特性、环境适应性和栽培管理等而异。观察并分析各品种苜蓿花序花期进程数据，可为田间科学管理或育种者进行品种筛选提供有价值的数据支撑。本研究通过提取大田环境中检测到的苜蓿花朵目标的边界框中心点，并采用高斯模糊算法对其进行平滑处理，构建连续的空间分布密度图。该方法可对不同品种苜蓿进入花期后的开花进程进行目标关注可视化表达，展现花朵在时空上的分布特征，为田间作物表型动态监测和花期进展分析提供直观依据。图 11 为第 2 茬不同品种苜蓿在同一生长环境下的花序时空热力图，2024 年第 2 茬不同品种苜蓿进入始花期后的花序数量统计结果见表 5。

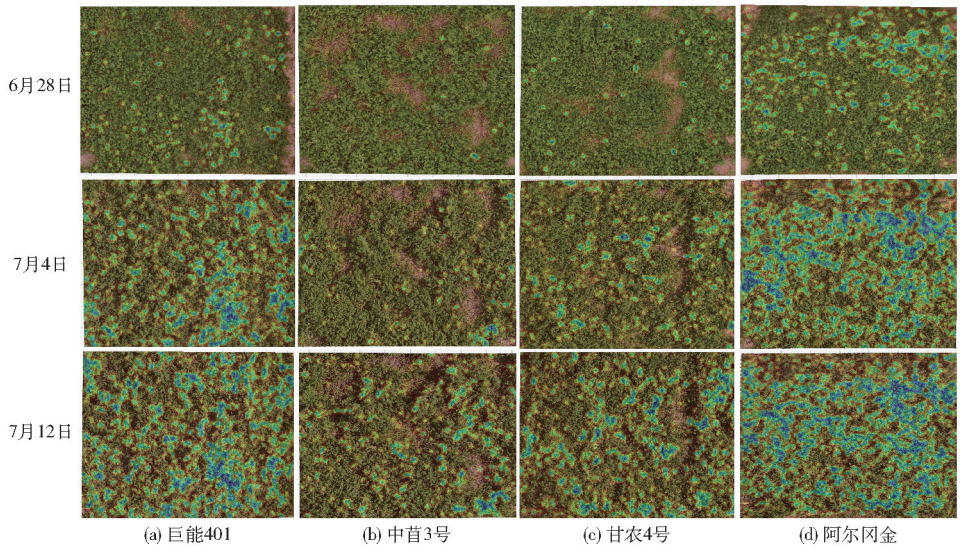


图 11　不同品种苜蓿花序时空热力图

Fig. 11　Spatiotemporal heatmaps of alfalfa inflorescences of different varieties

表 5　2024 年第 2 茬苜蓿不同品种和不同小区的花序数量统计

Tab. 5　Number of alfalfa inflorescences in the second cuts of different varieties and different plots in 2024

品种	检测日期	不同小区苜蓿花序数											平均值
		0－0	0－1	0－2	0－3	1－0	1－1	1－2	1－3	2－0	2－1	2－2	
巨能 401	2024－06－28	107	110	197	241	154	98	111	201	100	138	192	150
	2024－07－01	745	821	1 194	1 143					783	1 030	1 023	963
	2024－07－04	1 207	1 327	1 670	1 419	1 840	1 312	1 430	1 888	1 262	1 621	1 566	1 504
	2024－07－12	1 451	1 420	1 781	1 856	1 552	1 392	1 945	2 462	2 055	2 171	2 280	1 851
中苜 3 号	2024－06－28	18	28	33	55	25	34	15	19	8	6	8	23
	2024－07－01	307	411	515	476	403	476	422	383	143	159	177	352
	2024－07－04	637	859	1 032	893	1 082	1 129	927	839	381	344	451	779
	2024－07－12	979	1 309	1 457	1 690	1 200	1 374	1 510	1 584	965	876	975	1 265
甘农 4 号	2024－06－28	41	138	102	239	63	75	58	121	20	39	27	84
	2024－07－01	484	905	860	1 010	584	591	622	815	198	346	311	611
	2024－07－04	834	1 404	1 358	1 242	1 222	1 238	1 124	1 203	571	857	810	1 078
	2024－07－12	1 350	1 761	2 037	2 244	1 460	1 379	1 620	2 076	726	1 030	911	1 509
阿尔冈金	2024－06－28	317	697	823	2 369	186	157	174	206	44	50	145	470
	2024－07－01	1 109	2 237	2 033	2 818	805	942	1 147	1 127	446	566	676	1 264
	2024－07－04	1 566	2 398	2 368	1 625	1 538	1 625	1 758	1 649	847	1 117	1 514	1 637
	2024－07－12	2 100	3 111	2 793	2 296	1 875	2 032	2 397	2 514	1 020	1 152	1 293	2 053

观察图 11 可得，在相同的气象条件和管理措施下，4 个品种的苜蓿进入花期的时间不同，最早进入始花期的品种为阿尔冈金，最晚为中苜 3 号。不同品种进入始花期后其花序数量由多到少分别

为阿尔冈金、巨能 401、甘农 4 号和中苜 3 号,具体花序数量详见表 5。随着有效积温的逐日增加,苜蓿花序数量呈逐步上升趋势,不同品种苜蓿花序数量也呈现出显著的差异性。这说明在同一有效积温下,不同苜蓿品种进入花期时间各不相同,这也与刘玉华等[29]研究结论一致。因此,本研究建立的 Web 端苜蓿花序智能监测平台可为草场科学管理提供高效、准确、可视化的技术支撑。如:确定最佳刈割时间、区域适宜苜蓿选种育种和机器人针对不同品种花期选择性刈割等。然而,在低空苜蓿花序检测过程中依旧存在错检现象。尤其是在处理密集、高度遮挡和阴影等图像场景时,数据标注复杂度增加,模型的检测准确率和计算速度仍有提升空间。未来将进一步探索 RGB 和多光谱数据等多模态融合以提升模型在复杂背景或阴影条件下的检测性能。此外,在西北农牧交错带部署其他飞行高度试验,为精准草场花序实时监测提供稳健可靠的技术支撑。

4 结论

(1)针对无人机采集到的图像中苜蓿花序分布不均匀、密集、小目标漏检和背景复杂等问题,提出一种基于 YOLO 11n - ICA 模型的苜蓿花序智能识别方法。通过设计 MACAA 注意力模块和引入 C3K2_INXB 模块,增强了模型的特征判断能力,降低了模型的漏检率,提升了模型定位精度的综合性能。在我国西北农牧交错带基于无人机的苜蓿花序 RGB 图像公共数据集匮乏的情况下,在宁夏引黄灌区开展田间试验,采集并建立了 2024 年连续 3 茬多飞行场景、多品种和多时相的苜蓿花序 RGB 数据集作为模型训练数据。在测试集上的精确率、召回率、推理速度、mAP@50、mAP@75、mAP@50:95 分别为 91.3%、92.9%、38 f/s、97.5%、95.0% 和 84.4%。较原 YOLO 11n 模型,召回率、mAP@50、mAP@75、mAP@50:95 分别提升 1.4、0.3、0.4、0.9 个百分点。消融试验结果表明,3 个模块的协同作用使密集分布场景漏检率降低 0.9 个百分点,验证了模型设计的有效性。

(2)设计了一体化苜蓿花序智能监测系统,包括无人机可见光图像采集装置、花序数据无线传输系统、云端服务器和 Web 农户终端。系统通过轻量化模型部署使得 Web 端推理速度为 38 f/s,识别准确率为 95.28%,漏检率为 4.72%,Web 端通过响应式设计优化用户体验,支持实时苜蓿花序监测、全局时空热力图和历史数据分析。研究结果具有良好的实用性,可为复杂大田场景下不同苜蓿多品种花序发育阶段快速检测提供高效技术支持,推动饲草栽培管理的智能化发展。

参 考 文 献

[1] JIA Zhicheng, QU Chengming, SUN Shoujiang, et al. Optimizing drip irrigation managements to improve alfalfa seed yield in semiarid region[J]. Agricultural Water Management, 2024, 297: 108830.

[2] 孙启忠, 玉柱, 赵淑芬. 紫花苜蓿栽培利用关键技术[M]. 北京: 中国农业出版社, 2008.

[3] 李菲菲, 张凡凡, 王旭哲, 等. 刈割茬次和生育期对苜蓿青贮品质的影响[J]. 草业学报, 2019, 28(12): 137 - 148.
LI Feifei, ZHANG Fanfan, WANG Xuzhe, et al. Effects of cutting date and crop growth stage on alfalfa silage quality[J]. Acta Prataculturae Sinica, 2019, 28(12): 137 - 148. (in Chinese)

[4] 韩建国, 马春晖. 优质牧草的栽培与加工贮藏[M]. 北京: 中国农业科学技术出版社, 1998.

[5] 王永财, 万华伟, 高吉喜, 等. 基于深度学习方法荒漠草原典型植物花朵计数[J]. 环境生态学, 2024, 6(2): 1 - 8.
WANG Yongcai, WAN Huawei, GAO Jixi, et al. Flower counting for typical plants in desert steppe using deep learning method [J]. Environmental Ecology, 2024, 6(2): 1 - 8. (in Chinese)

[6] LI Jie, LI Yi, QIAO Jiangwei, et al. Automatic counting of rapeseed inflorescences using deep learning method and UAV RGB imagery[J]. Frontiers in Plant Science, 2023, 14: 1101143.

[7] BETITAME K, IGATHINATHANE C, HOWATT K, et al. A practical guide to UAV-based weed identification in soybean: comparing RGB and multispectral sensor performance [J]. Journal of Agriculture and Food Research, 2025, 20: 101784.

[8] ZHAO Xin, YUAN Yitong, SONG Mengdie, et al. Use of unmanned aerial vehicle imagery and deep learning UNet to extract rice lodging [J]. Sensors, 2019, 19:3859.

[9] GENG Mingyang, SHANG Yuying, XIANG Shiyu, et al. Using improved density peak clustering algorithm for flower cluster identification and apple central and peripheral flower detection[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2025, 232: 110095.

[10] 司永胜, 孔德浩, 王克俭, 等. 基于 CRV - YOLO 的苹果中心花和边花识别方法[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 278 - 286.
SI Yongsheng, KONG Dehao, WANG Kejian, et al. Recognition of apple king flower and side flower based on CRV - YOLO [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 278 - 286. (in Chinese)

[11] BHATTARAI U, BHUSAL S, MAJEED Y, et al. Automatic blossom detection in apple trees using deep learning[J]. IFAC - PapersOnLine, 2020, 53(2): 15810 - 15815.

[12] WANG Yunfei, LI Rong, WANG Zheng, et al. E3D: an efficient 3D CNN for the recognition of dairy cow's basic motion

behavior[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 205: 107607.
[13] JOSEPH R, SANTOSH D, ROSS G, et al. You only look once: unified, real-time object detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 779 - 788.
[14] LIU Wei, DRAGOMIR A, DUMITRU E, et al. SSD: single shot multibox detector[C]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2016: 21 - 37.
[15] CHEN Jincheng, MA Benxue, JI Chao, et al. Apple inflorescence recognition of phenology stage in complex background based on improved YOLOv7[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2023, 211: 108048.
[16] LYU Ziwei, WANG Yu, HUANG Chenglong, et al. Dynamic monitoring and counting for lotus flowers and seedpods with UAV based on improved YOLOv7 - tiny[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2024, 225: 109344.
[17] 李善军, 梁千月, 余勇华, 等. 柑橘木虱 YOLO v8 MC 识别算法与虫情远程监测系统研究[J]. 农业机械学报, 2024, 55(6): 210 - 218.
LI Shanjun, LIANG Qianyue, YU Yonghua, et al. Research on Asian citrus psyllid YOLO v8 MC recognition algorithm and insect remote monitoring system[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(6): 210 - 218. (in Chinese)
[18] 王兴旺, 查海涅, 卢浩男, 等. 基于 YOLO v8 STSF 的多类别害虫识别算法与监测系统研究[J]. 农业机械学报, 2025, 56(6): 228 - 236.
WANG Xingwang, ZHA Hainie, LU Haonan, et al. Multi-category pest identification algorithm and monitoring system based on YOLO v8 - STSF[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(6): 228 - 236. (in Chinese)
[19] XU Weiyue, YANG Ruxue, KARTHIKEYAN R, et al. Gbidc-pest: a novel lightweight model for real-time multiclass tiny pest detection and mobile platform deployment[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2025, 24(7): 2749 - 2769.
[20] 姜红花, 胡芳超, 刘志鹏, 等. 基于 YOLO v5s - RCW 的葡萄病害检测方法[J/OL]. 农业机械学报, 1 - 10 [2025 -07 - 22]. https://link.cnki.net/urlid/11.1964.S.20250619.1512.005.
JIANG Honghua, HU Fangchao, LIU Zhipeng, et al. Grape disease detection method based on YOLO v5s - RCW[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1 - 10 [2025 - 07 - 22]. https://link.cnki.net/urlid/11.1964.S.202506 19.1512.005. (in Chinese)
[21] LIN T, MAIRE M, BELONGIE S, et al. Microsoft COCO: common objects in context[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2014, 740 - 755.
[22] KHANAM R, HUSSAIN M. YOLOv11: an overview of the key architectural enhancements[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 17725.
[23] 汤晨, 刘振青, 邵阳, 等. 基于改进 YOLO v11n 的密集遮挡环境百香果识别方法[J/OL]. 农业机械学报, 1 - 12 [2025 - 07 - 16]. https://link.cnki.net/urlid/11.1964.S.20250714.1529.003.
TANG Chen, LIU Zhenqing, SHAO Yang, et al. Passion fruit recognition method in densely occluded environments based on improved YOLO v11n[J/OL]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 1 - 12 [2025 - 07 - 16]. https://link.cnki.net/urlid/11.1964.S.20250714.1529.003. (in Chinese)
[24] YU Weihao, ZHOU Pan, YAN Shuicheng, et al. InceptionNeXt: when inception meets convnext[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2023: 5672 - 5683.
[25] SZEGEDY C, LIU Wei, JIA Yangqing, et al. Going deeper with convolutions[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2015: 1 - 9.
[26] LIU Zhuang, MAO Hanzi, WU Chaoyuan, et al. A convnet for the 2020s[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2022: 11976 - 11986.
[27] CAI Xinhao, LAI Qiuxia, WANG Wenguan, et al. Poly kernel inception network for remote sensing detection[C]// Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2024: 27706 - 27716.
[28] 高昂, 吴昆, 宋月鹏, 等. 基于 LT - YOLO 检测与机器视觉的苹果激光疏花试验台参数优化与试验[J]. 农业机械学报, 2025, 56(2): 393 - 401.
GAO Ang, WU Kun, SONG Yuepeng, et al. Parameter optimization and testing of apple laser flower thinning test bed based on LT - YOLO inspection and machine vision[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2025, 56(2): 393 - 401. (in Chinese)
[29] 刘玉华, 贾志宽, 史纪安, 等. 旱作条件下不同苜蓿品种光合作用的日变化[J]. 生态学报, 2006, 26(5): 1468 - 1477.
LIU Yuhua, JIA Zhikuan, SHI Ji'an, et al. Daily dynamics of photosynthesis in alfalfa varieties under dry farming conditions [J]. Acta Ecologica Sinica, 2006, 26(5): 1468 - 1477. (in Chinese)