北京林业大学学报
JOURNAL OF BEIJING FORESTRY UNIVERSITY

MAFF-YOLO: 面向造林验收的明穴目标检测模型

石燕妮 王武魁 吴明晶 张大兴 廉瑞峰 谷亚宇

MAFF-YOLO: a target detection model for planting holes in afforestation acceptance

Shi Yanni, Wang Wukui, Wu Mingjing, Zhang Daxing, Lian Ruifeng, Gu Yayu

引用本文:
石燕妮, 王武魁, 吴明晶, 张大兴, 廉瑞峰, 谷亚宇. MAFF-YOLO: 面向造林验收的明穴目标检测模型[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(4):142-154. doi: 10.12171/j.1000-1522.20240353
Shi Yanni, Wang Wukui, Wu Mingjing, Zhang Daxing, Lian Ruifeng, Gu Yayu. MAFF-YOLO: a target detection model for planting holes in afforestation acceptance[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(4):142-154. doi: 10.12171/j.1000-1522.20240353

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20240353

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

利用无人机高分辨率影像进行树木高度提取

Tree height extraction using high-resolution imagery acquired from an unmanned aerial vehicle (UAV)

北京林业大学学报, 2017, 39(8): 17-23. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20160428

基于无人机遥感技术的废弃采石场立地条件类型划分

Site condition classification based on remote sensing technology of unmanned aerial vehicle in abandoned quarry

北京林业大学学报, 2018, 40(9): 90-97. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20180051

低空林地航拍图像拼接的改进缝合线算法

Improved optimal seamless-line algorithm of aerial image mosaic in low altitude woodland

北京林业大学学报, 2018, 40(5): 90-102. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20170372

基于分数阶微分视频融合的森林烟火检测算法

A forest fire smoke detection algorithm based on fractional-calculus video fusion

北京林业大学学报, 2017, 39(3): 24-31. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20160163

基于无人机影像的高郁闭度杉木纯林树冠参数提取

Extraction of tree crown parameters from high-density pure Chinese fir plantations based on UAV images

北京林业大学学报, 2020, 42(10): 20-26. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20190386

基于无人机激光雷达的人工林碳储量线性与非线性估测模型比较

Comparison in linear and nonlinear estimation models of carbon storage of plantations based on UAV LiDAR

北京林业大学学报, 2021, 43(12): 9-16. https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20200417

DOI:10.12171/j.1000−1522.20240353

MAFF-YOLO: 面向造林验收的明穴目标检测模型

石燕妮[1] 王武魁[1] 吴明晶[2] 张大兴[2] 廉瑞峰[1] 谷亚宇[1]
（1. 北京林业大学经济管理学院，北京 100083；2. 福建省将乐国有林场，福建 三明 353300）

摘要:【目的】为解决传统林场造林验收过程中存在的主观性强、缺乏科学性以及管理人员不足等问题，本研究提出一种基于单阶段目标检测框架的造林明穴检测模型 MAFF-YOLO，旨在自动识别并统计造林明穴的数量和位置，推动造林验收的数字化转型，提高验收效率和科学性。**【方法】**基于 YOLOv8 模型，通过多方面改进获得了 MAFF-YOLO。首先，采用 MobileNetV4 作为主干网络，引入更多参数和层次结构提高检测精度；其次，添加基于归一化的注意力模块（NAM），增强对明穴特征的捕捉能力，减少误检和漏检；然后，将特征融合模块替换为跨尺度特征融合模块（CCFM），在降低特征图拼接计算量的同时整合不同尺度特征，提升对小尺度明穴的检测能力；接着，将检测头替换为 RFAHead，根据数据的复杂性和重要性动态调整感受野，增强网络对不同输入特征的适应性；最后，优化边界框损失函数为 FocusCIoU，改善正负样本分布不平衡问题，增强对关键样本的学习能力。**【结果】**MAFF-YOLO 在识别明穴数量和位置方面表现出较高的准确性。与基础 YOLOv8 模型相比，其精度提高了 1 个百分点，mAP50 提高了 0.7 个百分点，$F_{0.5}$ 提高了 0.6 个百分点，且算法复杂度显著降低 。**【结论】**在相同实验条件下，MAFF-YOLO 相较于其他现有方法，在提升模型对造林明穴目标的检测效果方面表现出显著优势，并已成功集成至端到端的检测系统中，为造林验收的数字化提供了技术支持，进一步提升了造林验收的效率和科学性。

关键词： 小目标检测；YOLOv8；算法；数字化造林验收；无人机；MobileNetV4；NAM；CCFM
中图分类号： S757；TP391；TP79 **文献标志码：** A **文章编号：** 1000−1522(2025)04−0142−13
引文格式： 石燕妮，王武魁，吴明晶，等. MAFF-YOLO: 面向造林验收的明穴目标检测模型［J］. 北京林业大学学报，2025，47(4)：142−154. Shi Yanni, Wang Wukui, Wu Mingjing, et al. MAFF-YOLO: a target detection model for planting holes in afforestation acceptance［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(4): 142−154.

MAFF-YOLO: a target detection model for planting holes in afforestation acceptance

Shi Yanni[1] Wang Wukui[1] Wu Mingjing[2] Zhang Daxing[2] Lian Ruifeng[1] Gu Yayu[1]
(1. School of Economics and Management, Beijing Forestry University, Beijing 100083, China;
2. Fujian Jiangle State Owned Forest Farm, Sanming 353300, Fujian, China)

Abstract: ［**Objective**］ To solve the problems like strong subjectivity, lack of scientific basis, and insufficient personnel in traditional afforestation acceptance, this paper proposes an afforestation hole detection model of MAFF-YOLO. It aims to automatically identify and count the number and location of afforestation holes, promoting the digital transformation of afforestation acceptance and improving efficiency and scientific accuracy. ［**Method**］ Based on the YOLOv8 model, MAFF-YOLO was obtained through multiple improvements. First, it used MobileNetV4 as the backbone network to increase parameters and layers, enhancing detection accuracy. Second, it added a normalization-based attention module (NAM)

收稿日期: 2024−10−28 **修回日期:** 2025−03−16
基金项目: 城市科技与精细化管理项目（Z221100005222108），福建省将乐国有林场基于无人机影像的造林监管自动化系统研建（20220517）。
第一作者: 石燕妮。主要研究方向：林业信息化。Email: 15540258597@163.com 地址：100083 北京市海淀区清华东路 35 号北京林业大学经济管理学院。
责任作者: 王武魁，教授。主要研究方向：林业信息化。Email: wangwukui@bjfu.edu.cn 地址：同上。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn；http://journal.bjfu.edu.cn

to better capture hole features and reduce false detections. Third, it replaced the feature fusion module with a cross-scale feature fusion module (CCFM), which integrated features of different scales and reduced computational load, improving detection of small holes. Fourth, it replaced the detection head with an RFAHead, which dynamically adjusted the receptive field based on data complexity and importance, thereby enhancing adaptability to different input features. Finally, the bounding box loss function was optimized to FocusCIoU to address sample imbalance and improve learning capability for key samples. [**Result**] MAFF-YOLO demonstrated high accuracy in identifying the number and location of planting holes. Compared with basic YOLOv8 model, its precision increased by 1 percentage point, mAP50 by 0.7 percentage points, and $F_{0.5}$ by 0.6 percentage points. Moreover, the algorithm complexity was significantly reduced. [**Conclusion**] Under the same experimental conditions, MAFF-YOLO shows significant advantages over other existing methods in improving the detection performance of afforestation holes. It has been successfully integrated into an end-to-end detection system, providing effective technical support for the digitalization of afforestation acceptance and further enhancing the efficiency and scientific nature of the acceptance process.

Key words: small object detection; YOLOv8; algorithms; digital afforestation acceptance; unmanned aerial vehicles (UAV); MobileNetV4; NAM; CCFM

造林是森林经营的关键环节，其质量直接关系到森林生态系统的稳定性和可持续性。整地作为造林前期的重要土地加工步骤，对提升造林质量、苗木存活率以及增加森林面积和资源储备具有至关重要的作用。在造林过程中，明穴作为一种改善树木生长条件的土壤凹坑，其数量和质量是影响造林成效的关键因素之一。然而，目前的造林验收工作仍面临诸多挑战。以福建省将乐国有林场为例，其造林工作主要通过招投标方式聘请施工队进行耙带整地作业，包括堆放耙带剩余物、挖明穴、回表土等环节[1]。在验收环节，林场仍依赖传统的实地踏勘抽样方式。由于林地地形复杂、人员不足，完全按照标准随机抽取造林明穴样地难度很大，常常凭借经验抽取或变换验收方式。这种方式主观性较强，缺乏科学性，容易对后续森林培育产生负面影响。部分小班因可达性低，验收成本高，管理人员多选择易达小班验收，可能导致明穴数量不合格问题难以及时发现，进而影响整体造林质量。在造林验收过程中，如何实现对造林明穴数量和质量的高效、准确检测，是当前亟待解决的关键科学问题。现有的验收方式存在以下主要问题：一是传统实地踏勘抽样方式主观性强，缺乏科学性；二是林地地形复杂、人员不足，导致验收难度大、成本高；三是现有算法在处理小目标、复杂背景和数据不平衡问题时，难以满足造林明穴验收的高精度和高效率需求。

无人机技术凭借其低成本、高时效性和高分辨率等优势[2]，已广泛应用于森林资源调查[3]、森林信息提取[4]、森林火灾监测[5]、森林病虫害监测防治[6]、野生动物监测[7]、营造林核查及林业执法[8]等林业领域。在目标检测方面，人工智能目标检测算法主要解决目标分类与定位问题[9]，广泛应用于影像分析[10]。相较于传统算法，基于深度学习的目标检测算法具有更好的鲁棒性、检测速度和准确度，已成为主流，通常分为两阶段（如 R-CNN 系列）和单阶段（如 YOLO、SSD 系列）。然而，现有无人机影像目标检测研究在林业领域多集中于特定的病虫害[11−13]或森林火灾的监测[14−15]和防治及森林资源调查中的树木分类[16−17]，针对造林明穴检测的研究较少。造林明穴因其尺寸小，形状不规则且易被遮挡，检测难度大。现有算法在类似任务中存在局限性：梁玉琪[18]构建的土壤剖面新生体智能识别模型虽实现了自动化识别，但在小目标检测和颜色相似性干扰下检测效果较差，对少数类别识别能力不足；陈怡达[19]首次将 Mask R-CNN 用于土壤图像分割，解决了复杂背景下的土壤区域提取问题，但在子图尺寸小、存在阴影或裂缝干扰及破坏性样本加入时，模型的识别准确率显著下降。这些研究显示，现有算法在处理小目标、复杂背景和数据不平衡问题时，难以满足造林明穴验收的高精度和高效率需求。具体来说，两阶段算法虽精度高但速度慢，单阶段算法虽速度快但对小目标检测效果不佳，且现有算法在处理正负样本不平衡问题时易引发误检和漏检。

鉴于上述问题和研究现状，本文提出一种基于无人机影像的目标检测模型，旨在自动识别并统计造林明穴数量，推动造林验收数字化转型。本文选择 YOLOv8 作为基础模型，因为它是一种先进的单阶段目标检测模型，具备检测速度快、精度高、轻量化等优势，能有效应对复杂背景下的小目标检测任务。与传统目标检测算法相比，YOLOv8 结构简单，输入完整图像，通过单次前向传播预测边界框和类

别概率，同时进行多尺度特征提取，使训练和部署更加便捷。YOLOv3 及后续版本引入特征金字塔结构，显著提升小目标检测能力，更契合本研究需求。此外，YOLOv8 采用 Anchor-free 机制，避免了传统有锚框算法在处理正负样本不平衡问题时的不足，在实践中广泛应用且在速度与精度上表现良好。

基于上述选择，本文构建了具有造林明穴位置标注的影像数据集，并提出一种改进的轻量化检测模型。该模型采用 MobileNetV4 主干网络提高明穴检测精度；集成跨尺度特征融合模块（cross-scale feature fusion module，CCFM）降低计算量并提升检测速度；添加基于归一化的注意力模块（normalization-based attention module，NAM）和融入感受野注意力机制的检测头（receptive-field attention head，RFAHead）强化对明穴小目标的特征提取能力；在损失函数中融入焦点损失函数（FocalLoss）的理念，以解决数据集中正负样本不平衡问题。通过这些改进，本文旨在构建一个能够快速、准确地检测出无人机影像中明穴的数量和位置的模型，有效解决造林验收中的相关问题，进一步提升造林验收的效率和科学性，为森林经营的精细化管理提供精准的数据支持。

1 造林明穴验收目标检测模型构建

1.1 MAFF-YOLO 模型

本文基于 YOLOv8 提出 MAFF-YOLO 模型，并将其嵌入端到端的造林检测系统，重点探讨其相对于 YOLOv8 的改进。由于无人机拍摄受地表物干扰，最低飞行高度受限，导致获取的影像中明穴为小目标且边缘模糊，标注时难以准确定位。相关研究的难点在于：目标特征提取困难[20]，通用模型识别效果差，标注数据集质量一般[21]。

为解决这些难点，学者们从网络架构优化，注意力机制引入，特征融合机制改进，检测头替换和损失函数优化等方面对目标检测算法进行研究。例如：Zhang 等[22]设计 ShuffleNet 架构，通过点群卷积和通道混洗降低算法复杂度；Misra 等[23]引入三分支注意力模块，提高模型对特征的理解能力；Tan 等[24]提出加权双向金字塔网络（BiFPN），在 FPN 基础上加入双向特征融合和加权融合机制，提高了特征整合效率；Dai 等[25]将尺度、空间和任务感知融入检测头，提升了检测性能和效率；Zhang 等[26]为不同回归样本引入相应的辅助边界框计算损失，加速了边界框回归，提升了检测性能。

在继承和拓展已有研究的基础上，本文针对 YOLOv8 模型进行改进，以提高造林明穴检测效果并降低算法复杂度。具体措施为：采用 MobileNetV4（图 1 中的 layer0 ~ layer5）作为主干网络，利用其轻量化设计和高效多尺度特征融合能力，在低计算资源下显著提升模型对明穴小目标的细节捕捉能力；在 Backbone 部分的 SPPF 层后添加 NAM，通过动态校准多尺度特征通道与空间权重，有效抑制背景噪声干扰，增强模型对明穴小目标的细节表征能力；更改 Neck 层的特征融合机制为 CCFM，通过跨层级特征复用与轻量化交互策略，显著压缩计算量的同时高效融合多尺度特征，实现精度与效率的协同优化；替换 Head 部分的 Detect 检测头为 RFAHead 检测头，通过动态调整感受野与特征自适应加权机制，强化模型对明穴小目标的特征提取能力，并提升检测速度；优化边界框损失函数为 FocusCIoU，使模型更专注于学习难以分类且数量较少的明穴样本的特征，有效改善正负样本分布不平衡问题，降低检测误差。最终提出的 MAFF-YOLO 结构如图 1 所示。

1.2 模型改进措施

1.2.1 MobileNetV4 主干网络

虽然 YOLOv8 的主干网络 Darknet53 结构简单且参数少，但计算效率有限，且大卷积核容易忽略局部细节，难以有效识别明穴这类小目标。相比之下，MobileNetV4 采用深度可分离卷积，将标准卷积操作分解为深度卷积和逐点卷积，显著减少参数数量和计算量，保持较高精度的同时可在移动设备和资源受限环境中高效运行。此外，MobileNetV4 优化特征提取能力，能更好地捕捉局部细节，通过引入更多参数和层次结构，在不同尺度上提取特征，在小目标识别上表现出色，满足明穴识别需求。

本文还考虑了 EfficientNet 等其他轻量化主干网络。EfficientNet 通过复合缩放方法在深度、宽度和分辨率上均衡扩展网络，显著提高准确性，但其算法复杂度较高，运算速度较慢，因此未被选用。最终，本文选择 MobileNetV4 作为主干网络，并对其结构进行适当调整以适配 YOLOv8。调整后的 MobileNetV4 结构如表 1 所示，旨在提高精度，确保准确识别明穴。

本文构建的 MobileNetV4 包含 6 层神经网络（图 1）。其中，layer0 配备 1 个 Convbn 模块，初步提取目标特征，为后续层提供基础特征信息，输出 320 × 320 × 32 的特征图作为 layer1 的输入（layer0 ~ layer4 每一层的输出均为下一层的输入）。layer1 和 layer2 各包含 2 个 Convbn 模块，保持较高分辨率，通过卷积操作进一步捕捉特征图细节，输出 80 × 80 × 64 的特征图。layer3 和 layer4 是 MobileNetV4 中最关键的模块 UIB（通用反向瓶颈）的变体，layer3 包含 1 个 ExtraDW（可分离深度卷积）模块、4 个 IB（反

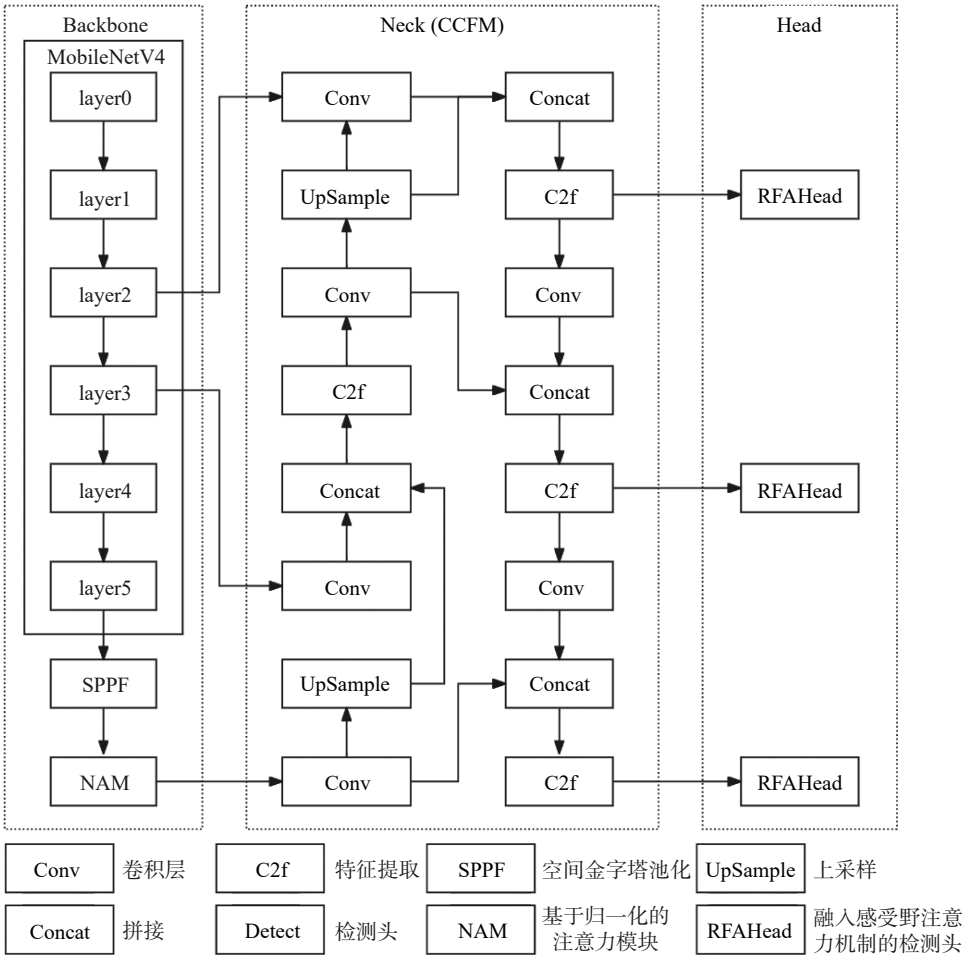


图 1　MAFF-YOLO 结构图

Fig. 1　MAFF-YOLO structure diagram

表 1　MobileNetV4 体系结构

Tab. 1　MobileNetV4 architecture

层	模块	输入的特征图	起始深度卷积核大小	中间深度卷积核大小	步幅	扩展比	输出通道数
layer0	Convbn	640 × 640 × 3		3 × 3	2		32
layer1	Convbn	320 × 320 × 32		3 × 3	2		32
	Convbn	160 × 160 × 32		1 × 1	1		32
layer2	Convbn	160 × 160 × 32		3 × 3	2		96
	Convbn	80 × 80 × 96		1 × 1	1		64
layer3	ExtraDW	80 × 80 × 64	5 × 5	5 × 5	2	3	96
	IB	40 × 40 × 96		3 × 3	1	2	96
	IB	40 × 40 × 96		3 × 3	1	2	96
	IB	40 × 40 × 96		3 × 3	1	2	96
	IB	40 × 40 × 96		3 × 3	1	2	96
	ConvNext	40 × 40 × 96	3 × 3		1	4	96
layer4	ExtraDW	40 × 40 × 96	3 × 3	3 × 3	2	6	128
	ExtraDW	20 × 20 × 128	5 × 5	5 × 5	1	4	128
	IB	20 × 20 × 128		5 × 5	1	4	128
	IB	20 × 20 × 128		5 × 5	1	3	128
	IB	20 × 20 × 128		3 × 3	1	4	128
	IB	20 × 20 × 128		3 × 3	1	4	128
layer5	Convbn	20 × 20 × 128		1 × 1	1		960
	Convbn	20 × 20 × 960		1 × 1	1		1 280

转瓶颈)模块和 1 个 ConvNext 模块，输出 40 × 40 × 96 的特征图；layer4 包含 2 个 ExtraDW 模块和 4 个 IB 模块，输出 20 × 20 × 128 的特征图。这两层引入了额外的深度卷积，使模型的计算效率和多尺度特征捕捉能力显著提升。layer5 包含 2 个 Convbn 模块，将特征图通道数提升至较高维度，最终输出 20 × 20 × 1 280 的特征图，为检测头提供丰富的特征信息。

1.2.2 NAM 注意力机制

无人机航拍影像环境复杂，YOLOv8 在提取明穴特征时易受背景噪声干扰。为此，本文在骨干网络后引入 NAM 注意力机制，抑制冗余噪声，降低背景(土堆、采伐残余物、杂草等)干扰，使模型更关注明穴特征，减少误检和漏检。

NAM 通过权重稀疏惩罚机制降低不显著特征的权重，突出显著特征，并在 CBAM 基础上重新设计空间和通道注意力子模块。通道注意力子模块利用批归一化(batch normalization，BN)中的比例因子和标准差表示权重的重要性，避免添加全连接和卷积层，如式 1 所示。

$$B_{\text{out}} = \text{BN}(B_{\text{in}}) = \gamma \frac{B_{\text{in}} - \mu_{\text{B}}}{\sqrt{\sigma_{\text{B}}^2 + \varepsilon}} + \beta \tag{1}$$

式中：B_{in}为输入的批量 B 中的某个值，B_{out}为经过归一化处理后的输出值，μ_{B}为批量 B 的均值σ_{B}^2，为批量 B 的方差，γ、β为可训练的仿射变换参数(分别代表尺度和位移)，ε为防止分母为 0 的无穷小量。

具体的通道子注意力模块如图 2a 所示，其中 M_{c} 表示输出特征，γ_i是空间位置 i 的比例因子。使用 BN 比例因子计算通道的方差，权重的计算公式为

$$W_i = \frac{\gamma_i}{\sum_{i=0}^{j} \gamma_i} \qquad i = 0, 1, \cdots, j \tag{2}$$

对应的空间注意力子模块如图 2b 所示，其中 M_{s} 表示输出特征，λ_i是空间位置 i 的比例因子。使用 BN 比例因子衡量像素的重要性，称为像素归一化，权重的计算公式为

$$W_i = \frac{\lambda_i}{\sum_{i=0}^{j} \lambda_i} \qquad i = 0, 1, \cdots, j \tag{3}$$

此外，为提高显著特征的权重并抑制不显著特征的表达，将正则化项加入到损失函数中(如式 4 ~ 6)。本文将 NAM 注意力机制加在 Backbone 的 SPPF 层之后(图 1)。

$$M_{\text{C}} = \text{sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\gamma}(\text{BN}(\boldsymbol{F}_1))) \tag{4}$$

$$M_{\text{S}} = \text{sigmoid}(\boldsymbol{W}_{\lambda}(\text{BN}(\boldsymbol{F}_2))) \tag{5}$$

$$\text{Loss} = \sum_{(x,y)} l(f(x, W), y) + p \sum_{(x,y)} g(\gamma) + p \sum_{(x,y)} g(\lambda) \tag{6}$$

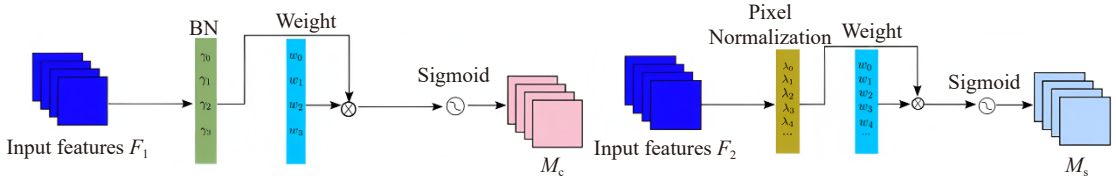
式中：$\boldsymbol{F}_1$ 为通道注意力模块输入的特征图，$\boldsymbol{F}_2$ 为空间注意力模块输入的特征图，sigmoid 为激活函数，x 为明穴目标的输入，y 为明穴目标的特征输出，$\boldsymbol{W}_{\gamma}$为通道注意力权重矩阵，$\boldsymbol{W}_{\lambda}$为空间注意力权重矩阵，Loss 为损失函数，g 为约束注意力参数γ和λ复杂度的正则化函数，p 为平衡 $g(\gamma)$和 $g(\lambda)$的惩罚。

1.2.3 CCFM 特征融合模块

YOLOv8 的 Neck 采用 PAN-FPN 结构融合不同尺寸的特征图，但卷积过程中的干扰信息可能导致明穴小目标特征丢失，影响检测精度。为此，本文引入 CCFM，通过融合操作整合不同尺度特征，增强对小尺度明穴目标的检测能力。CCFM 结构(图 1)与 PAN-FPN 一致，利用主干网络最后 3 个阶段(layer2、layer3 和 NAM)输出的特征图进行 4 次拼接，将最后 3 个 C2f 模块输出的特征图输入 Head 层进行目标检测。在 CCFM 中，各特征图经下采样调整通道数至 256 以实现拼接，有效整合细节特征和上下文信息的同时显著降低 Concat 层的计算量。

1.2.4 RFAHead 检测头

为有效检测不同尺度目标，YOLOv8 检测头对不同尺寸特征图予以同等重视。但对于大小一致的明穴小目标，可能因关注不足导致检测指标下降。为此，本文采用 RFAConv(感受野注意力卷积操作)优化检测头，改善卷积核处理感受野内空间特征的方式，增强模型对明穴小目标的特征提取能力，提高



a 通道注意力模块　　b 空间注意力模块

M_{c} 表示输出特征，γ_i是通道 i 的比例因子；M_{s} 表示输出特征，λ_i是空间位置 i 的比例因子。

图 2 NAM 注意力机制

Fig. 2 NAM attention mechanism

检测精度。

RFAConv 通过感受野空间特征指导注意力机制，使模型根据数据的复杂性和重要性动态调整感受野，差异化处理不同区域和尺寸的感受野。每个感受野配备独特卷积核，增强网络对局部特征的学习能力，进一步提升模型的检测效果。RFAConv 的核心操作流程如下：首先，Attention Layer 根据输入特征图 $\boldsymbol{X}$ 生成注意力权重 A；然后，ConvLayer 使用 A，设置不同的卷积核和步幅动态调整感受野 RF，对输入特征图进行加权卷积，最终输出包含更细致信息的特征图 $\boldsymbol{Y}$。相关计算公式为

$$A = \sigma(\boldsymbol{W}_{\mathrm{a}} * \boldsymbol{X} + b_{\mathrm{a}}) \tag{7}$$

$$\mathrm{RF} = (k-1) * d + 1 \tag{8}$$

$$\boldsymbol{Y} = A \odot (\boldsymbol{W}_{\mathrm{F}} * \boldsymbol{X}) \tag{9}$$

式中：$\boldsymbol{X}$ 为输入特征图，$\boldsymbol{Y}$ 为输出特征图，RF 为感受野，A 为卷积生成的注意力权重，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{a}}$ 为注意力生成卷积核，b_{a} 为偏置，σ 为激活函数，k 为卷积核大小，d 为卷积层深度，$\boldsymbol{W}_{\mathrm{F}}$ 为生成 $\boldsymbol{Y}$ 的卷积核，⊙表示逐项相乘。

1.2.5　FocusCIoU 损失函数

目标检测算法通过损失值评估训练结果，损失函数设计对检测性能至关重要。YOLOv8 的损失函数由 VFL 和 CIoU + DFL 加权组合构成。CIoU 在计算边界框损失时综合考虑重叠区域、中心点距离和长宽比，适用于复杂背景或多目标跟踪，但未考虑数据集样本数量平衡问题。本文数据集中明穴目标小，非目标对象居多，正负样本分布不平衡。因此，本文修改 CIoU，融入 FocalLoss 理念，在计算边界框损失时增加调整因子，降低已正确分类样本的损失值，使模型更专注于学习难以分类且数量少的样本，以确保验收过程中识别所有明穴，计算方法如式(10)所示。

$$L_{fl} = \begin{cases} -\alpha(1-y')^{\vartheta}\log y', & y = 1 \\ -(1-\alpha)y'^{\vartheta}\log(1-y'), & y = 0 \end{cases} \tag{10}$$

式中：y'为预测类别概率，y 为真实样本标签；ϑ为比例系数，取值范围是 [0, 5]，取值越大，模型越重视难以分类的样本，有助于解决难易样本不平衡问题；α用于降低正样本和负样本的权重，取值范围是 [0, 1]，旨在解决样本数量不平衡问题。鉴于本文所用数据集中明穴目标无明显差异，识别难度基本一致，因此设置$\vartheta = 0$，只调整α的值。

2　模型的验证

2.1　数据集的获取

数据采集自福建省将乐国有林场 09226020 造林小班，该小班为已完成整地挖穴但尚未植苗的造林地块。福建省将乐国有林场分布在将乐城区周边及金溪河流域两侧，经营区面积 75.333 km^2，森林总蓄积量 116 万 m^3，森林覆盖率 85.7%，森林年净生长量为 1.5 万 m^3[27]。林场主要经营杉木，年更新造林面积达 1.333 km^2。

无人机拍摄因地表物干扰(如输电线路等)，最低飞行高度一般不低于 75 m(图 3)。明穴在影像中长宽不足原始影像的 0.1，尺寸小于整体影像的 0.12%，属于小目标[28]。YOLO 对于输入影像的分辨率敏感，训练时会将输入影像缩放至建议尺寸(640 × 640 像素)。分辨率过高或过低均会导致像素丢失，尤其对小目标影响显著。本文中，无人机影像分辨率(5 280 × 3 956 像素)远超建议尺寸，需裁剪至 640 × 640 像素以减少失真。课题前期研究显示，当训练影像分辨率一致时，无人机飞行高度越低，目标像素占比越大，目标清晰度越高，模型训练效果越好[29]。此外，无人机低空飞行时，影像受光照影响小，无云雾遮挡，非阴雨天气下可满足 YOLO 需求。



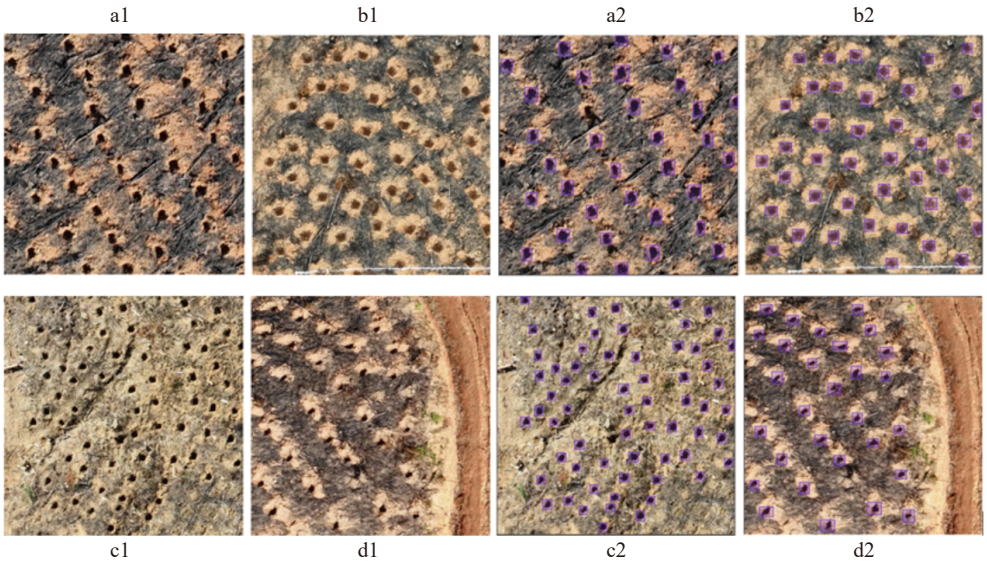
图 3　无人机飞行高度 75 m 时的造林明穴影像

Fig. 3　Forest planting hole image of unmanned aerial vehicle flying at an altitude of 75 m

为获取清晰且正射的明穴影像，本文采用大疆御 3E 无人机进行仿地飞行(根据地形调整飞行高度，保持与地面相对高度一致)，飞行高度为 75 m，轨迹呈“S”型，覆盖整地后的小班(已挖明穴未栽植)，共采集 187 张 5 280 × 3 956 像素的影像，并截取 640 × 640 像素的影像进行标注。选取含较多明穴目标的影像作为基础数据集，并加入噪声数据，最终标注 133 张影像，包含 4 361 个样本，采用交叉验证划分训练集和验证集，随机裁剪 15 张图片作为测试集。裁剪后的影像及其标注结果如图 4 所示。

2.2　明穴识别与验证

本实验在 Windows11 系统下进行，使用 NVDIA GeForceRTX4060 显卡(显存8GB)，基于Pytorch1.10.0 深度学习框架，并结合 CUDA11.3 提升运算效率。



a1、b1、c1、d1 为截取的 640 × 640 像素的原始影像，a2、b2、c2、d2 为对应的标注影像。

图 4 原始影像及其标注影像

Fig. 4 Original images and its annotation images

模型输入影像尺寸为 640 × 640 像素，训练轮数（epoch）为 1 000，早期停止的耐心值（patience）为 200，批处理大小（batch）为 8，数据加载的工作进程数（workers）为 2，其余参数保持 YOLOv8 的默认设置。

为减少数据划分的评估偏差并提升模型性能估计的可靠性，本文采用交叉验证方法，将数据集分为 10 个大小相同的子集，每次选择 1 个子集作为验证集，其余 9 个子集作为训练集，重复此过程 10 次，确保每个子集均被用作验证集一次。综合分析模型每次验证的性能指标，选取性能指标高且在测试集中检测效果好的子集作为验证集。

为验证改进模块的优化效果，本文逐步改进 YOLOv8，进行消融实验，依次替换主干网络为 MobileNetV4，添加 NAM，修改特征融合方式为 CCFM，替换检测头为 RFAHead，引入 FocusCIoU 损失函数。为进一步验证改进对造林明穴检测的提升作用并确定 FocusCIoU 中参数α的具体值，本文在未改进的基础上添加相似机制，进行对比实验，涉及注意力机制、特征融合方式、检测头及 FocusCIoU 参数选择。

2.3 评价指标

本文以精度（precision）、召回率（recall）、精度与召回率的关系（*F*-score）、全类平均精度（mAP）、参数量（params）和浮点运算次数（GFLOPs）作为评价指标，衡量改进效果。精度 P 为被预测为正样本的样本中真正是正样本的概率，计算公式为

$$P = \frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}} + F_{\mathrm{P}}} \tag{11}$$

式中：T_{P} 表示正样本被正确预测的数目，F_{P} 表示负样本被错误预测为正样本的数目。F_{P} 越小，精度越高，误判为明穴目标的非明穴目标越少。

召回率 R 为被预测为正样本的所有样本中实际为正样本的概率，计算公式为

$$R = \frac{T_{\mathrm{P}}}{T_{\mathrm{P}} + F_{\mathrm{N}}} \tag{12}$$

式中：F_{N} 表示正样本被错误预测为负样本的数量，F_{N} 越小，召回率越高，漏判明穴越少。

在某些情况下，精度和召回率存在矛盾关系，需要综合考量。为此，引入兼顾两者的综合指标 *F*-score，F_ξ 计算公式为

$$F_\xi = \frac{\left(\xi^2 + 1\right)PR}{\xi^2 P + R} \tag{13}$$

式中：ξ 是不小于 0 的权重调节因子，用于控制召回率 R 与精度 P 在综合评价指标 F_ξ 中的相对重要性，当 $\xi = 1$ 时，式 13 退化为标准的 F_1 分数（即 $F_1 = \frac{2PR}{P+R}$），此时精度与召回率的权重相等；当 $\xi > 1$ 时，召回率的权重是精度的 ξ 倍，即更关注减少漏检；当 $\xi < 1$ 时，精度的权重更高，即更关注减少误检。

在造林业务中，施工队挖明穴时通常不会多挖，而易出现少挖的情况。因此，应优先避免误判非明穴为目标，以降低误判率，宁可漏判也不误判。鉴于此，本文更重视精度而非召回率。为提高精度权重，本文取 ξ 为 0.5，设定召回率的重要程度为精度的一半。

全类平均精度（mAP）是所有类别检测准确率的均值，计算公式为

$$\mathrm{mAP} = \frac{1}{c}\sum_{i=1}^{c} A_{\mathrm{P}i} \tag{14}$$

$$A_{\mathrm{P}}=\int_0^1 P(R)\mathrm{d}R \tag{15}$$

式中：c 表示目标检测的总类别数，$P(R)$是以召回率为 X 轴，精度为 Y 轴绘制的曲线，该曲线与坐标轴围成的面积即为平均准确率。在本文中，模型仅需识别明穴这一种目标，因此 mAP 值就是 A_{P} 值。

参数量是模型中所有可训练参数的总数，直接影响模型复杂度、训练时间和推理速度。浮点运算次数是模型推理时每秒执行的浮点运算次数。各项指标中，$F_{0.5}$ 综合考量召回率和精度，是最重要的训练效果评价指标，其次是精度，mAP50 比召回率更重要。参数量和浮点运算次数越低，算法复杂度越低，模型越轻量化。

3　结果与分析

3.1　交叉验证训练

交叉验证训练结果（表 2）显示：模型在子集 1 和 4 为验证集时的综合评价指标较高，但测试集检测效果一般，漏检明穴较多。这是因为这两个子集中明穴目标清晰易识别，而测试集中存在被遮挡或边缘模糊的明穴。因此，在剩余 8 个训练结果中，选择 $F_{0.5}$ 最高、精度较高、召回率稍低的子集 9 作为验证集。

表 2　交叉验证训练结果

Tab. 2　Cross-validation training results

子集	精度(P)/%	召回率(R)/%	mAP50/%	$F_{0.5}$/%
1	95.3	96.6	98.8	95.6
2	93.2	94.2	97.4	93.4
3	91.4	95.9	97.8	92.3
4	96.3	95.7	98.9	96.2
5	95.0	97.9	99.0	95.6
6	95.0	97.9	99.0	95.6
7	94.4	92.0	97.9	93.9
8	93.9	91.1	95.9	93.3
9	97.1	95.1	98.0	96.7
10	97.6	92.8	98.6	96.6

注：$F_{0.5}$表示召回率权重是精度0.5倍的F-Score，mAP50为全类平均精度。

3.2　消融实验

逐步改进基础模型的消融实验结果如表 3 所示。替换主干网络为 MobileNetV4 后，参数量增加但计算效率未降，$F_{0.5}$ 保持不变，精度提高 0.6 个百分点，召回率略有下降，表明 MobileNetV4 牺牲部分召回率以提升精度。进一步加入 NAM 后，相比于 YOLOv8-MobileNetV4，模型的参数量和算法复杂度不变，精度和召回率分别提高 0.4 和 1.3 个百分点，mAP50 和 $F_{0.5}$ 均提高 0.6 个百分点，说明 NAM 增强了模型对小目标的特征提取能力。在此基础上引入 CCFM 后，相比于 YOLOv8-MobileNetV4-NAM，模型的精度、召回率、mAP50、$F_{0.5}$ 均略有下降，但参数量和算法复杂度明显降低，说明 CCFM 通过简化特征提取过程降低了计算复杂度，但也导致部分细节丢失。随后，替换检测头为 RFAHead，相比于 YOLOv8-MobileNetV4-NAM-CCFM，模型的召回率提升 0.5 个百分点，参数量和算法复杂度进一步降低，其余指标基本不变，漏检率降低，表明 RFAHead 专注捕捉小尺度明穴目标特征，提升检测速度和效果。最终，融入 FocusLoss 理念，用 FocusCIoU 替代 CIoU 后，相比于 YOLOv8-MobileNetV4-NAM-CCFM-RFAHead，模型在参数量和算法复杂度不变的情况下，精度、召回率、mAP50、$F_{0.5}$ 全面上升，说明模型通过更关注正样本进一步增强特征提取能力。

通过上述优化，最终构建了 MAFF-YOLO 模型。实验结果表明，与 YOLOv8 相比，MAFF-YOLO 的 $F_{0.5}$、精度和 mAP50 分别提升 0.6、1 和 0.7 个百分点，召回率下降了 1.1 个百分点，参数量基本不变，算法复杂度明显降低。MAFF-YOLO 牺牲部分召回率以提升精度，降低误判率，提升检测速度，满足项目需求。

3.3　对比实验

在 YOLOv8-MobileNetV4 结构的基础上，分别在主干网络 SPPF 层，Neck 连接 Head 的 3 个 C2f，

表 3　消融实验结果

Tab. 3　Ablation experiment results

模型	P/%	R/%	mAP50/%	参数量	浮点运算次数	$F_{0.5}$/%
YOLOv8	97.1	95.1	98.0	3.0×10^6	8.1×10^9	96.7
YOLOv8-MobileNetV4	97.7	92.7	97.9	4.3×10^6	8.0×10^9	96.7
YOLOv8-MobileNetV4-NAM	98.1	94.0	98.5	4.3×10^6	8.0×10^9	97.3
YOLOv8-MobileNetV4-NAM-CCFM	97.7	92.6	98.0	3.3×10^6	6.5×10^9	96.6
YOLOv8-MobileNetV4-NAM-CCFM-RFAHead	97.7	93.1	97.9	3.1×10^6	5.6×10^9	96.7
YOLOv8-MobileNetV4-NAM-CCFM-RFAHead-FocusCIoU	98.1	94.0	98.7	3.1×10^6	5.6×10^9	97.3

Neck 层的 C2f 后添加 CBAM(卷积块注意力模块)，PSA(金字塔挤压注意力模块)，NAM，MLCA(混合局部通道注意力模块)，SE(挤压激励注意力模块)，进行对比实验的结果如表 4 所示。

表 4 显示，加入上述 5 种注意力机制后，模型参数量和算法复杂度基本不变。在 SPPF 层后添加 NAM 的模型 $F_{0.5}$(97.3%)、精度(98.1%)、mAP50(98.5%)最高，召回率也较高(94.0%)。这表明 NAM 通过稀疏权重惩罚机制降低不显著特征的权重，突出明穴关键特征，显著提升了模型对明穴的检测精度，改善了验收效果。

在 YOLOv8-MobileNetV4-NAM 结构基础上，改变 Neck 网络结构，分别替换原始 PAN-FPN 为 BiFPN(双向特征金字塔)、FASFFHead(适配四头检测的自适应空间特征融合机制)RepGFPN(重参数化泛化特征金字塔)、CCFM、两种通道数的 HSFPN(高级筛选特征融合金字塔)、ASFYOLO(集成注意力尺度序列融合的 YOLO 框架)；替换 Neck 中的特征提取模块，分别替换 Concat 层为 SDI(多层次特征融合模块)，引入 SlimNeck 架构(用 VoVGSCSP 替代 C2f 层，GSConv 替代 Conv 层)，在 C2f 层中加入 MLCA 机制；利用 SDI 和 ASF-YOLO 联合改进特征融合结构，进行对比实验(表 5)。

表 5 显示，添加特征融合模块后，参数量和算法复杂度出现显著差异，使用 CCFM 替代 PAN-FPN 后，模型在 $F_{0.5}$(96.6%)和精度(97.7%)方面表现最佳，参数量和算法复杂度最低，召回率超过 92%。这表明 CCFM 通过优化特征融合路径，减少冗余计

表 4　注意力机制对比实验结果

Tab. 4　Comparison experiment results of attention mechanism

主干	注意力机制	注意力机制添加位置	P/%	R/%	mAP50/%	参数量	浮点运算次数	$F_{0.5}$/%
MobileNetV4	CBAM	主干网络SPPF层后	96.0	94.5	98.4	4.4×10^6	8.0×10^9	95.7
		Neck中连接Head的3个C2f后	96.6	92.2	97.7		8.0×10^9	95.7
		Neck中的C2f后	97.4	92.8	97.7		8.0×10^9	96.4
	PSA	主干网络SPPF层后	96.3	93.9	97.9	4.5×10^6	8.2×10^9	95.8
	NAM	主干网络SPPF层后	98.1	94.0	98.5	4.3×10^6	8.0×10^9	97.3
		Neck中连接Head的3个C2f后	97.0	94.2	98.2		8.0×10^9	96.4
		Neck中的C2f后	96.3	93.9	98.0		8.0×10^9	95.8
	MLCA	主干网络SPPF层后	97.7	92.8	98.0	4.3×10^6	8.0×10^9	96.7
		Neck中连接Head的3个C2f后	96.7	94.2	98.0		8.0×10^9	96.2
		Neck中的C2f后	97.7	92.8	98.4		8.0×10^9	96.7
	SE	主干网络SPPF层后	96.7	93.9	98.4	4.3×10^6	8.0×10^9	96.1
		Neck中连接Head的3个C2f后	97.7	91.2	97.0		8.0×10^9	96.3
		Neck中的C2f后	97.0	93.1	98.0		8.0×10^9	96.2

表 5　特征融合模块对比实验结果

Tab. 5　Comparison experiment results of feature fusion module

特征融合模块		P/%	R/%	mAP50/%	参数量	浮点运算次数	$F_{0.5}$/%
改变Neck网络结构	BiFPN	96.8	92.8	98.3	4.3×10^6	8.0×10^9	96.0
	FASFFHead	97.3	92.2	97.7	5.6×10^6	15.1×10^9	96.2
	RepGFPN	93.7	94.6	97.8	4.5×10^6	8.3×10^9	93.9
	CCFM	97.7	92.6	98.0	3.3×10^6	6.5×10^9	96.6
	HSFPNS	95.9	91.7	97.4	3.3×10^6	6.8×10^9	95.0
	HSFPNL	97.0	92.3	97.6	6.4×10^6	30.7×10^9	96.0
	ASFYOLO	97.0	94.6	98.0	4.3×10^6	8.5×10^9	96.5
替换Neck中的特征提取模块	SDI	90.2	87.4	94.5	6.1×10^6	15.1×10^9	89.6
	SlimNeck	96.7	94.2	98.6	4.1×10^6	7.2×10^9	96.2
	C2f_MLCA	96.8	92.8	98.3	4.3×10^6	8.0×10^9	96.0
联合改进	SDI + ASFYOLO	96.0	94.7	98.5	4.7×10^6	8.9×10^9	95.7

算，降低算法复杂度，同时通过轻量化设计减少模型参数，提高计算效率，有效避免过拟合。

在之前改进的基础上，分别用 HATHead(融入混合注意力变换器的超分辨率检测头)、RFAHead、RepHead(由重参数化模块组成的检测头)、Detect_DBB(引入多样化分支块的检测头)、Dyhead(动态头新型检测头)、FRMHead(加入特征重组模块的检测头)替代初始 Detect 检测头，进行对比实验(表 6)。

表 6　检测头对比实验结果

Tab. 6　Comparison experiment results of detection head

检测头	P/%	R/%	mAP50/%	参数量	浮点运算次数	$F_{0.5}$/%
HATHead	98.5	92.3	97.5	32.9×10^6	5.3×10^9	97.2
RFAHead	97.7	93.1	97.9	3.1×10^6	5.6×10^9	96.7
RepHead	96.2	92.4	97.4	3.1×10^6	5.4×10^9	95.4
Detect_DBB	97.5	93.0	98.1	3.3×10^6	6.9×10^9	96.6
Dyhead	95.8	95.0	98.0	3.7×10^6	7.3×10^9	95.6
FRMHead	59.4	72.7	70.1	88.2×10^6	74.6×10^9	61.7

相较于其他检测头，替换 HATHead 或 RFAHead 对检测精度和 $F_{0.5}$ 的提升效果最为显著(表 6)。采用 HATHead 的模型算法复杂度最低(浮点运算次数为 5.3×10^9)，$F_{0.5}$(97.2%)和精度(98.5%)最高，但参数量飙升至 32.9×10^6，计算效率显著降低。相比之下，替换为 RFAHead 后，模型的 $F_{0.5}$(96.7%)和精度(97.7%)略低，但召回率和 mAP 更高，算法复杂度基本持平，参数量不足 HATHead 的 10%。这表明 RFAHead 通过优化检测头结构减少冗余计算，以较小代价实现检测效果的平稳提升，有效降低误判率。

为确定 FocusCIoU 中参数α的具体值，本文进行了对比实验，结果如表 7 所示。当α设为 0.9 时，模型的 $F_{0.5}$、精度、召回率和 mAP50 分别达到 97.3%、98.1%、94.0% 和 98.7%，各项评价指标均最优。这表明当正样本权重为 0.9 时，模型的检测效果最佳。

表 7　FocusCIoU 参数选择对比实验

Tab. 7　Comparison experiment of FocusCIoU parameter selection

参数α	P/%	R/%	mAP50/%	$F_{0.5}$/%
0.1	0	0	0	0
0.25	95.9	93.4	97.2	95.4
0.5	97.0	93.5	98.0	96.3
0.75	97.7	92.3	98.3	96.6
0.9	98.1	94.0	98.7	97.3
0.99	96.8	93.9	98.1	96.2
0.999	97.0	94.6	97.8	96.5
1	97.2	93.5	97.8	96.4

3.4　实践验证

为验证 MAFF-YOLO 对明穴目标检测的提升效果，本文分析了测试集中不同类型样本，包括目标清晰、被遮挡和边缘模糊的明穴，其中清晰样本约占 80%，被遮挡和边缘模糊样本各占约 10%。对比分析表明，YOLOv8 和 MAFF-YOLO 在清晰样本上均表现优异，但 MAFF-YOLO 在识别指标上更具优势，且在被遮挡和边缘模糊样本中展现出更强的鲁棒性，能够有效识别部分难以检测的明穴。

对测试集进行检验并与原 YOLOv8 对比。图 5a 显示：相较于 YOLOv8，MAFF-YOLO 成功识别出被树枝遮掩的明穴，且避免了将树根误判为明穴。图 5b 中，MAFF-YOLO 排除多识别的明穴，并识别出边缘模糊的明穴(蓝色部分为 YOLOv8 识别中存在的错误)。

在验收实践中，小班面积大、地形复杂，明穴挖掘时间有差异，即使无人机采用仿地飞行拍摄，也难以保证所有明穴均为正射影像，且明穴难免被杂物遮盖，边缘模糊。对比结果表明，MAFF-YOLO 在一定程度上解决了上述问题，提升了模型在不同样本上的检测效果。

为进一步验证模型在明穴目标检测中的实际效果，林场工作人员在验收过程中划定一块方形样地，人工核对确认其中包含 68 个明穴。模型对该样地的检测结果如图 6 第一列所示，识别出的明穴数量和方位与人工识别结果完全一致。测试集 15 张图片的检测结果与人工目视检验结果(至少 3 人参与，具备专业标注经验)几乎完全一致(部分结果见图 6)。由于影像分辨率较高，人工目视检验的准确性与实地检验相当，进一步验证了模型的可靠性。此外，模型的验收时间(每张图平均 353.3 ms)远小于人工验收时间(每张图平均 42.3 s)，表明其在明穴检测方面表现优异。

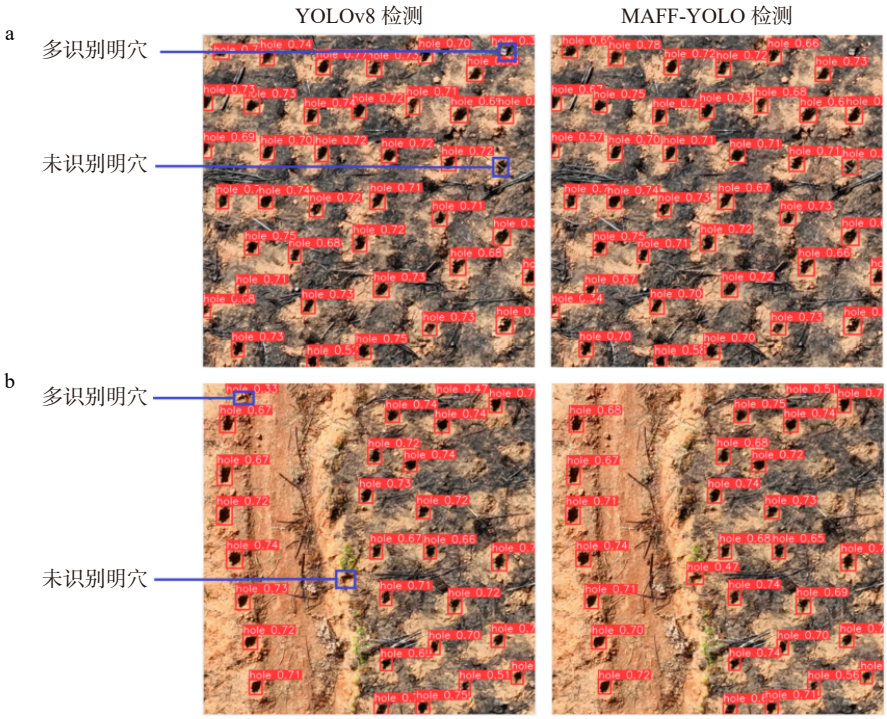


图 5 MAFF-YOLO 和 YOLOv8 模型检测结果对比

Fig. 5 Comparison of detection results between the MAFF-YOLO and YOLOv8 models

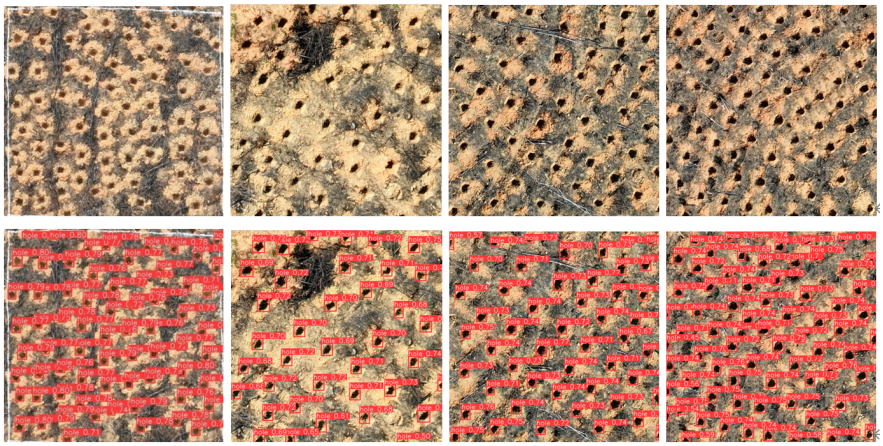


图 6 MAFF-YOLO 模型实地检测结果

Fig. 6 Field detection results of MAFF-YOLO model

4 结 论

为解决造林明穴验收主观性强、缺乏科学性和管理人员不足等问题，本文提出了一种基于 YOLOv8 的无人机影像处理方法，用于自动识别和统计明穴数量。本文从网络结构、数据集和损失函数等主流优化方向入手，对模型进行针对性改进，使其更适用于造林明穴检测。模型以 MobileNetV4 为主干网络，提高检测精度；添加 NAM 注意力机制，突出明穴小目标的关键特征；更新特征融合机制为 CCFM，大幅降低 Neck 层计算量以提升检测速度；替换 RFAHead 检测头，动态调整感受野以增强对小尺度明穴特征的捕捉能力；优化边界框损失函数为 FocusCIoU，改善正负样本分布不平衡问题以降低检测误差。消融实验表明，这些改进均提升检测效果。MAFF-YOLO 牺牲召回率，使精确度和 $F_{0.5}$（明穴验收的更关键指标）分别上升 1 个百分点和 0.6 个百分点，整体提升检测效果，且算法复杂度明显下降，计算效率提升，满足项目需求。对比实验结果表明，与其他类似改进方法相比，本改进方案在提升模型对造林明穴目标的检测效果方面表现出显著优势。

尽管本文提出的改进模型在造林明穴检测任务中取得了显著的性能提升，但仍存在一些局限性。目前该模型仅在单一小班验证，未拓展至其他场景，这主要是由于林场人员和无人机电量有限，导致数据收集受限。此外，林场整地挖穴仅在每年 1—2 月

进行，进一步限制数据获取。尽管模型和系统已在林场验收并计划投入使用，但新数据需在未来获取。研究人员计划在获取新数据后，结合更多实际场景评估模型泛化能力，并据此改进模型，以进一步提升造林验收的效率和科学性。

未来研究将通过整合无人机图像、地形数据、气象信息和历史数据，构建多模态数据集，模型将更全面地感知造林环境，提升检测精度和鲁棒性。同时，利用大模型的预训练优势及泛化能力，通过迁移学习框架对模型进行微调，进一步提升模型性能。利用开源社区的力量，共享数据和模型架构，加速技术迭代。面向实际应用场景，采用硬件加速提升计算效率，并结合模型压缩等轻量化技术优化推理速度，从而全面提升模型的实时性。在更多场景下评估模型泛化能力，开发智能系统以提升林业管理效率。最终，通过这些研究方向的探索，造林明穴检测技术将更加高效、智能和可持续，为造林验收工作提供更有力的技术支持。

参　考　文　献

[1] 全国营造林标准化技术委员会. 造林技术规程: GB/T 15776—2023[S]. 北京: 中国标准出版社, 2023.
National Technical Committee on Afforestation and Forest Management of China. Technical regulation for forestation: GB/T 15776−2023[S]. Beijing: China Standard Press, 2023.

[2] 段海滨, 梅宇, 赵彦杰, 等. 2023 年无人机热点回眸 [J]. 科技导报, 2024, 42(1): 217−231.
Duan H B, Mei Y, Zhao Y J, et al. Review of technological hotspots of unmanned aerial vehicle in 2023[J]. Science & Technology Review, 2024, 42(1): 217−231.

[3] 樊仲谋, 周成军, 周新年, 等. 无人机航测技术在森林资源调查中的应用 [J]. 森林与环境学报, 2018, 38(3): 297−301.
Fan Z M, Zhou C J, Zhou X N, et al. Application of unmanned aerial vehicle aerial survey technology in forest inventory[J]. Journal of Forest and Environment, 2018, 38(3): 297−301.

[4] 刘鹤, 顾玲嘉, 任瑞治. 基于无人机遥感技术的森林参数获取研究进展 [J]. 遥感技术与应用, 2021, 36(3): 489−501.
Liu H, Gu L J, Ren R Z. Research progress of forest parameter acquisition based on UAV remote sensing technology[J]. Remote Sensing Technology and Application, 2021, 36(3): 489−501.

[5] 李聪, 汪陈徽, 金衍科, 等. 面向森林火灾的人工巡视与无人机巡视效益评估 [J]. 中国安全生产科学技术, 2024, 20(6): 17−25.
Li C, Wang C H, Jin Y K, et al. Benefit evaluation of manual patrol and unmanned aerial vehicle patrol for forest fire[J]. Journal of Safety Science and Technology, 2024, 20(6): 17−25.

[6] 武红敢, 牟晓伟, 杨清钰, 等. 无人机遥感技术在重庆市沙坪坝区松材线虫病监测中的应用 [J]. 林业资源管理, 2019(2): 109−115.
Wu H G, Mou X W, Yang Q Y, et al. Remote sensing monitoring technology of pine wood nematode disease by unmanned aerial vechicle in Shapingba, Chongqing[J]. Forest and Grassland Resources Research, 2019(2): 109−115.

[7] 阎婧宇, 谢永华. 基于 YOLOv7-Tiny 算法的无人机实时跟踪野生动物方法 [J]. 野生动物学报, 2024, 45(2): 251−261.
Yan J Y, Xie Y H. Real time tracking of wild animals using unmanned aerial vehicles based on YOLOv7-tiny algorithm[J]. Chinese Journal of Wildlife, 2024, 45(2): 251−261.

[8] 王小昆, 蒋爱军, 胡继平, 等. 遥感技术在全国营造林综合核查中的应用研究 [J]. 林业资源管理, 2008(4): 132−136.
Wang X K, Jiang A J, Hu J P, et al. Study on application of remote sensing technology to integrated national afforestation inspection[J]. Forest and Grassland Resources Research, 2008(4): 132−136.

[9] 侯学良, 单腾飞, 薛靖国. 深度学习的目标检测典型算法及其应用现状分析 [J]. 国外电子测量技术, 2022, 41(6): 165−174.
Hou X L, Shan T F, Xue J G. Analysis of typical target detection algorithm based on deep learning and its application status[J]. Foreign Electronic Measurement Technology, 2022, 41(6): 165−174.

[10] 曹家乐, 李亚利, 孙汉卿, 等. 基于深度学习的视觉目标检测技术综述 [J]. 中国图象图形学报, 2022, 27(6): 1697−1722.
Cao J L, Li Y L, Sun H Q, et al. A survey on deep learning based visual object detection[J]. Journal of Image and Graphics, 2022, 27(6): 1697−1722.

[11] Yu R, Ren L, Luo Y. Early detection of pine wilt disease in *Pinus tabuliformis* in North China using a field portable spectrometer and UAV-based hyperspectral imagery[J]. Forest Ecosystems, 2021, 8(3): 583−601.

[12] Yu R, Luo Y Q, Li H A, et al. Three-dimensional convolutional neural network model for early detection of pine wilt disease using UAV-based hyperspectral images[J]. Remote Sensing, 2021, 13(20): 4065−4069.

[13] 王畅, 熊汉江, 涂建光, 等. 无人机影像的松材线虫病半监督学习检测方法 [J/OL]. 武汉大学学报 (信息科学版). [2023−12−03]. https://doi.org/10.13203/j.whugis20220634.
Wang C, Xiong H J, Xu J G, et al. Semi-supervised learning for pine wilt disease detection in UAV images[J/OL]. Geomatics and Information Science of Wuhan University. [2023−12−03]. https://doi.org/10.13203/j.whugis20220634.

[14] Wang J L, Wang Y P, Liu L P, et al. Weakly supervised forest fire segmentation in UAV imagery based on foreground-aware pooling and context-aware loss[J]. Remote Sensing, 2023, 15(14): 3606−3609.

[15] Tran D Q, Park M, Jung D, et al. Damage-map estimation using UAV images and deep learning algorithms for disaster management system[J]. Remote Sensing, 2020, 12(24): 4169−4179.

[16] Onishi M, Ise T. Explainable identification and mapping of trees using UAV RGB image and deep learning[J]. Scientific Reports, 2021, 11(1): 903−907.

[17] Liu M X, Deng H J, Dong W. Identification of mangrove invasive plant derris trifoliate using UAV images and deep learning

algorithms[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing, 2022, 15: 10017−10026.

[18] 梁玉琪. 基于深度学习的南方典型土壤剖面新生体智能识别研究 [D]. 武汉: 华中农业大学, 2024.
Liang Y Q. Research on intelligent recognition of profiled neonates in typical soils in southern China based on deep learning[D]. Wuhan: Huazhong Agricultural University, 2024.

[19] 陈怡达. 基于子图选择的野外土壤图像土种识别 [D]. 重庆: 重庆师范大学, 2023.
Chen Y D. Type recognition of field soil images based on subgraph selection algorithm[D]. Chongqing: Chongqing Normal University, 2023.

[20] 宁欣, 田伟娟, 于丽娜, 等. 面向小目标和遮挡目标检测的脑启发 CIRA-DETR 全推理方法 [J]. 计算机学报, 2022, 45(10): 2080−2092.
Ning X, Tian W J, Yu L N, et al. Brain-inspired CIRA-DETR full inference method for small and occluded object detection[J]. Chinese Journal of Computers, 2022, 45(10): 2080−2092.

[21] Redmon J, Farhadi A. YOLOv3: an incremental improvement [J/OL]. arXiv preprint arXiv, 2023 [2023−07−05]. https://arxiv.org/abs/1804.02767.

[22] Zhang X, Zhou X, Lin M, et al. ShuffleNet: an extremely efficient convolutional neural network for mobile devices[C]//O'Conner L. Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Salt Lake City: IEEE, 2018: 6848−6856.

[23] Misra D, Nalamada T, Arasanipalai A U, et al. Rotate to attend: convolutional triplet attention module[C]//O'Conner L. Proceedings of the IEEE/CVF Winter Conference on Applications of Computer Vision. Waikoloa: IEEE, 2021: 3138−3147.

[24] Tan M, Pang R, Le Q V. EfficientDet: scalable and efficient object detection[C]//O'Conner L. Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Seattle: IEEE, 2020: 10778−10787.

[25] Dai X, Chen Y, Xiao B, et al. Dynamic head: unifying object detection heads with attentions[C]//O'Conner L. Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Nashville: IEEE, 2021: 7369−7378.

[26] Zhang H, Xu C, Zhang S. Inner-IoU: more effective intersection over union loss with auxiliary bounding box[J/OL]. arXiv preprint arXiv, 2023. [2024−07−08]. https://doi.org/10.48550/arXiv.2311.02877.

[27] 孙雅楠, 刘亚静, 孙钊, 等. 将乐国有林场杉木径向生长及其对气候的响应 [J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(2): 18−27.
Sun Y N, Liu Y J, Sun Z, et al. Radial growth of *Cunninghamia lanceolata* and its response to climate in Jiangle National Forest Farm, Fujian Province of eastern China[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2024, 46(2): 18−27.

[28] 陈灏然. 基于卷积神经网络的小目标检测算法研究 [D]. 无锡: 江南大学, 2021.
Chen H R. Research on small object detection algorithm based on convolutional neural network [D]. Wuxi: Jiangnan University, 2021.

[29] 孔硕. 基于 YOLOv5 和无人机图像的杉木幼林小目标检测 [D]. 北京: 北京林业大学, 2023.
Kong S. Small target detection in young Chinese fir forests based on YOLOv5 and UAV images [D]. Beijing: Beijing Forestry University, 2023.

（责任编辑 吴 娟
责任编委 陈志泊）