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

基于无人机影像和MDIEA-YOLO苗木识别模型的造林验收智能系统

王武魁 廉瑞峰 吴明晶 张大兴 石燕妮 谷亚宇

An intelligent system for afforestation acceptance based on UAV images and MDIEA-YOLO seedling recognition model

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

引用本文:
王武魁, 廉瑞峰, 吴明晶, 张大兴, 石燕妮, 谷亚宇. 基于无人机影像和MDIEA-YOLO苗木识别模型的造林验收智能系统[J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(5):14-25. doi: 10.12171/j.1000-1522.20240354
Wang Wukui, Lian Ruifeng, Wu Mingjing, Zhang Daxing, Shi Yanni, Gu Yayu. An intelligent system for afforestation acceptance based on UAV images and MDIEA-YOLO seedling recognition model[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(5):14-25. doi: 10.12171/j.1000-1522.20240354

在线阅读 View online: https://doi.org/10.12171/j.1000-1522.20240354

您可能感兴趣的其他文章
Articles you may be interested in

基于多特征融合和CNN模型的树种图像识别研究
Image recognition of tree species based on multi feature fusion and CNN model
北京林业大学学报, 2019, 41(11): 76-86. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20180366

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

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

基于间隙度的无人机林地航拍图像序列拼接方法
A method for woodland aerial image sequences mosaic based on lacunarity
北京林业大学学报, 2017, 39(6): 107-115. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20170020

基于深度学习的5种树皮纹理图像识别研究
Research on image recognition of five bark texture images based on deep learning
北京林业大学学报, 2019, 41(4): 146-154. https://doi.org/10.13332/j.1000-1522.20180242

DOI:10.12171/j.1000−1522.20240354

基于无人机影像和 MDIEA-YOLO 苗木识别模型的造林验收智能系统

王武魁[1] 廉瑞峰[1] 吴明晶[2] 张大兴[2] 石燕妮[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】传统造林验收方法效率低且难以适应复杂场景，同时无人机影像难以直接用于 AI 模型输入，制约了造林智能化验收的实现。本研究针对造林验收场景提出一种基于无人机影像的 MDIEA-YOLO 检测模型，旨在实现对造林幼苗的高效识别与计数，提高造林验收的精确度和效率，为林业管理现代化提供技术支持。**【方法】**为实现上述目标，本研究开发了“多维交互增强注意力模块”（MDIEA），该模块融合了卷积块注意力机制和 Shuffle Attention 机制，能够高效处理复杂场景和小目标特征，显著提升网络的解析能力。通过将 MDIEA 嵌入 YOLOv8 特征提取网络，细化的通道和空间注意力加权增强了关键特征的识别能力。此外，引入 XIoU 损失函数优化了模型对小型和重叠目标的边界定位能力，进一步提升检测精度。最终，构建了基于无人机影像和 MDIEA-YOLO 模型的端到端影像预处理流程，实现了造林幼苗的自动识别与计数。**【结果】**在福建将乐国有林场的实验中，MDIEA-YOLO 模型在 1 年生、2 年生、3 年生数据集上分别获得了 97.5%、96.1%、96.8% 的 mAP0.5 值，明显优于其他对比模型。在不同光照和分辨率条件下，MDIEA-YOLO 模型的 mAP0.5 值均保持在 92% 以上，显示出良好的鲁棒性。在处理 100 张影像时，MDIEA-YOLO 模型的 CPU 与 GPU 处理效率相近，无明显差异，表明该系统在实际应用中具有较高的灵活性和适应性。与人工检验对比发现，该系统在关键指标上展现了与人工检验相当甚至更高的准确性和效率，证明了系统的可靠性和实用性。**【结论】**本研究提出的造林验收无人机影像预处理系统，有效推动了造林验收的智能化进程，显著提升了验收效率和精度，为造林验收领域提供了新的技术解决方案，具备广泛的应用前景。未来，将继续优化模型性能，扩大数据集规模，以适应更广泛的应用场景，推动林业管理的现代化进程。

关键词：数字化造林验收；无人机 (UAV)；图像识别；小目标检测；YOLOv8；注意力机制；损失函数优化
中图分类号：TP391.4；S725.6；S771.8 **文献标志码：**A **文章编号：**1000−1522(2025)05−0014−12
引文格式：王武魁，廉瑞峰，吴明晶，等. 基于无人机影像和 MDIEA-YOLO 苗木识别模型的造林验收智能系统［J］. 北京林业大学学报，2025，47(5)：14−25. Wang Wukui, Lian Ruifeng, Wu Mingjing, et al. An intelligent system for afforestation acceptance based on UAV images and MDIEA-YOLO seedling recognition model［J］. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(5): 14−25.

An intelligent system for afforestation acceptance based on UAV images and MDIEA-YOLO seedling recognition model

Wang Wukui[1] Lian Ruifeng[1] Wu Mingjing[2] Zhang Daxing[2] Shi Yanni[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**］Traditional afforestation acceptance methods are inefficient and struggle to adapt to complex scenarios. Meanwhile, the difficulty in directly using drone imagery for AI model input has hindered the intelligentization of afforestation acceptance. This study proposes a MDIEA-YOLO detection

收稿日期: 2024−10−28 **修回日期:** 2025−04−29
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）。
作者简介: 王武魁，教授。主要研究方向：林业信息化。Email: wangwukui@bjfu.edu.cn 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。
本刊网址: http://j.bjfu.edu.cn; http://journal.bjfu.edu.cn

model based on drone imagery for afforestation acceptance scenarios. The goal is to achieve efficient identification and accurate counting of afforestation seedlings, thereby improving the precision and efficiency of afforestation acceptance and providing technical support for modernization of forestry management. [**Method**] To achieve the above objectives, this study developed a "multi-dimensional interaction enhanced attention module" (MDIEA). By integrating convolutional block attention mechanism and Shuffle Attention mechanism, MDIEA can efficiently process features of complex scenarios and small targets, significantly enhancing the network's parsing ability. Embedding MDIEA into the YOLOv8 feature extraction network, the refined channel and spatial attention weighting strengthened recognition of key features. In addition, the XIoU loss function was introduced to optimize model's boundary localization of small and overlapping targets, further improving detection accuracy. Ultimately, an end-to-end image preprocessing pipeline based on drone imagery and the MDIEA-YOLO model was constructed to enable automatic identification and counting of afforestation seedlings. [**Result**] In experiments conducted at the Jiangle State Forest Farm in Fujian Province of eastern China, the MDIEA-YOLO model achieved mAP0.5 values of 97.5%, 96.1%, and 96.8% on the 1-year-old, 2-year-old, and 3-year-old datasets, respectively, significantly outperforming other comparative models. Under different lighting and resolution conditions, the MDIEA-YOLO model's mAP0.5 values remained above 92%, demonstrating good robustness. When processing 100 images, the CPU and GPU processing efficiencies of MDIEA-YOLO model were similar, indicating high flexibility and adaptability of the system in practical applications. Comparison with manual inspection revealed that the system exhibited comparable or even higher accuracy and efficiency in key indicators, proving its reliability and practicality. [**Conclusion**] The afforestation acceptance drone image preprocessing system proposed in this study has effectively advanced the intelligentization of afforestation acceptance, significantly enhancing acceptance efficiency and accuracy. It offers a new technical solution for the afforestation acceptance field with broad application prospects. In the future, model the performance will continue to be optimized, and the dataset scale will be expanded to accommodate a wider range of application scenarios, promoting the modernization of forestry management.

Key words: digital afforestation acceptance; unmanned aerial vehicles (UAV); image recognition; small object detection; YOLOv8; attention mechanism; optimization of loss function

随着我国生态文明建设的不断推进，森林资源的培育与保护受到高度重视。国有林场作为森林资源的重要载体，在森林培育工作中发挥着关键作用。然而，国有林场在实际工作中面临着诸多挑战。国有林场的施业区通常较为偏远，工作环境艰苦，且编制限制导致在编管理人员数量较少，而造林外包施工的验收工作量却很大，这使得造林验收工作面临严峻挑战。造林作为森林培育的基础业务，其质量直接关系到森林的蓄积量和经营效益。根据造林验收的国家标准以及福建省地方标准[1−2]，成片造林面积在 10 hm^2 以下、10 ~ 30 hm^2、30 hm^2 以上时，检查面积应分别占造林面积的 3%、2%、1%。例如，若造林面积为 100 亩，则应检查 3 亩。为确保造林质量达到一定标准，造林质量验收成为保证森林单位面积蓄积量的关键环节[3]。

在传统的造林验收模式下，效率低下且难以适应复杂场景的问题日益凸显。随着数字化转型的推进，人工智能（artificial intelligence，AI）和无人机技术为林业发展带来了新的契机，为突破传统验收困境提供了可能。数字化技术在林业中的应用逐渐深入，从宏观层面优化森林资源管理，从中观层面推动林业产业链的智能化发展[4]，从微观层面提升林业企业的运营效率。

在无人机应用方面，高分辨率影像主要用于绘制森林资源分布图，监测森林生长状况、病虫害情况[5−6]以及评估森林资源量[7]。然而，在造林抚育验收方面，无人机应用较少，主要原因是造林密度和成活率等验收指标难以直接从无人机影像中获取。尽管无人机平台能够精确获取无人机飞行高度信息，计算单位像素面积，为面积计算和造林密度分析提供支持，同时，搭载 RTK（real-time kinematic，实时动态定位）技术的无人机，定位精度可达厘米级，显著提高了小班边界定位和面积测量的精确度[8]。但实际中，无人机获取的造林地全景影像直接用于 AI 模型输入时，AI 模型识别精度普遍较低。原因是这些影像存在多个限制因素，例如图片尺寸过大，造林地

的自然地貌特征复杂，难以完全实现造林的智能化验收。因此，需要一个无人机影像的预处理系统，对造林地影像进行进一步处理，以提高影像质量和适用性，使其更好地满足 AI 模型输入的要求，从而提升造林抚育验收的效率和准确性。

在林业目标检测领域，研究多集中于虫害识别[9]、野生动物识别[10−11]以及林产品检测[12]，而造林苗木识别（以下简称“苗木识别”）研究相对较少。虫害识别相对容易，因为树木叶片颜色变化明显，但苗木识别面临着小目标尺寸和背景干扰等严峻挑战。例如：Brovkina 等[13]利用无人机近红外图像和几何数据对森林的树种和枯死树木进行分类，由于枯木与正常树种的光谱及形态特征存在较大差距，分类效果良好，然而，当尝试识别生长初期的苗木与草本植物时，因二者颜色和纹理特征相似，容易产生分类误差；Flores 等[14]构建了基于无人机影像的龙舌兰（*Agave americana*）识别和计数的深度学习算法，在龙舌兰与背景土壤颜色差距明显的区域，该算法能够实现较好的识别和计数效果。但对于苗木识别，由于背景干扰问题的存在，仍需进一步研究解决。此外，郭阳光等[15]利用目标检测算法识别遥感图像中的树冠，生成检测框以确定树木位置和数量，但在树冠重叠的情况下，识别效果不佳。这些研究案例表明，现有研究未针对 1 ~ 3 年生的小目标苗木进行专门优化，其生理特征和外观特点所需的特殊识别条件未被充分考虑。在应用于 1 ~ 3 年生小目标苗木时，传统算法因苗木微小，图像像素少，形状特征难以捕捉，无法有效区分苗木与环境干扰物[16]。这导致在背景干扰和树冠重叠的情况下，检测效果差，误检漏检频发，严重影响林分苗木数据的准确性和完整性[17]。为解决这些问题，引入注意力机制可以使模型更加聚焦于苗木的关键特征区域，从而在一定程度上缓解背景干扰问题。此外，通过调整 IOU 损失函数，可以更精确地衡量预测框与真实框之间的重叠程度，从而优化模型对重叠树冠的检测效果。

为解决传统造林验收方法效率低下且难以适应复杂场景的问题，本研究针对造林验收场景提出一种基于无人机影像的 MDIEA-YOLO 检测算法，拟通过构建基于无人机和人工智能目标识别的端到端造林验收数字化系统，解决传统验收模式的不足。首先，考虑树龄、坡向和光照条件，构建涵盖造林验收 3 个树龄的数据集，以增强模型的鲁棒性，为后续研究提供基础。接着，针对苗木小目标检测难题，提出一种多维度交互强化注意力模块，并将其应用于 MDIEA-YOLO 模型的构建。通过大量实验确定训练最优参数，并利用该算法高效提取苗木小目标特征，从而增强模型对苗木小目标的特征提取能力和关注度，弥补传统算法的不足。最后，考虑到无人机获取的造林地全景影像通常无法直接用于 AI 模型的输入，设计一种基于 MDIEA-YOLO 算法的无人机影像预处理算法。通过创新数字化转型业务流程，将预处理算法与复杂的 AI 模型（包括训练好的最优参数）进行封装，降低系统复杂度，使其适用于国有林场环境。

1 基于无人机影像和苗木识别模型的造林验收智能系统

1.1 系统框架

为提升造林质量并克服传统造林验收方法效率低下的问题，本研究提出了一种基于无人机和人工智能技术的造林验收系统框架，旨在优化造林业务流程。该框架通过无人机技术高效采集数据，并结合影像的人工与自动化处理及分析，利用嵌入端到端系统的 AI 模型实现苗木数量识别、样地面积计算以及造林密度评估，从而实现数字化智能验收流程，显著提升评估效率。数字化转型后的造林验收流程如图 1 所示。这种数字化流程不仅提高了造林业务的整体效率，还能在不增加人力成本的情况下，实现验收次数的增加和质量的提升。

1.2 无人机影像的预处理

在普遍认知中，无人机获取造林小班影像后，即可直接输入 AI 模型进行识别，但这种认知忽视了无人机影像预处理的重要性。实际上，因为这些影像存在多个限制因素，无人机获取的造林地全景影像通常无法直接用于 AI 模型的输入。

本研究提出的无人机影像预处理算法，通过裁剪技术将全景影像高效转换为适配 AI 模型输入的标准化格式，确保图像尺寸合理且关键信息得以保留。裁剪图片的标准是将无人机影像尺寸调整为适合苗木识别的 640 × 640 像素。同时，为了保证造林密度计算的准确性，算法通过裁剪去除岩石、裸露地等非造林区域的干扰，确保识别图片内全部为验收区域。在此基础上，该预处理算法被封装进端到端系统中，通过自动化流程简化了复杂参数配置的操作步骤，使得非专业技术人员也能轻松使用 AI 模型进行造林验收。

1.3 MDIEA-YOLO 苗木识别模型

为解决苗木小目标过小以及自然地貌特征对检测的影响，本研究提出了一种“多维度交互强化注意力模块”（multi-dimensional interaction enhancement attention modul，MDIEA），该模块融合了 CBAM

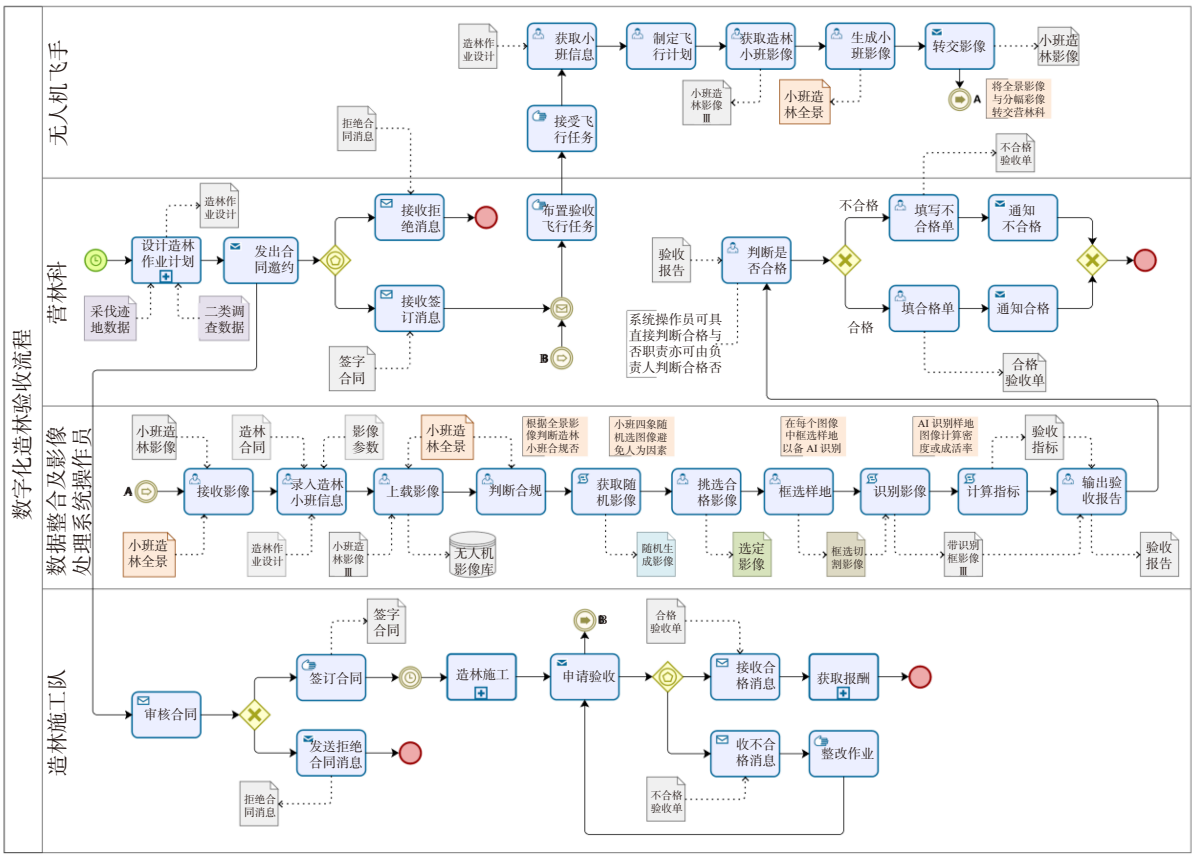


图 1　数字化转型后的造林验收流程图

Fig. 1　A process chart of afforestation acceptance after digital transformation

（convolutional block attention module）和 Shuffle Attention 两种先进的注意力机制。CBAM 模块通过逐层对特征图的通道和空间维度进行精细化的注意力加权，有效突出了关键特征，同时抑制了非关键信息，增强了特征的显著性和区分度。Shuffle Attention 采用创新的分组策略，促进了特征在不同组别间的交互与融合，极大地提升了特征的表征能力。集成于 YOLOv8 特征提取网络中的 MDIEA（图 2），不仅增强了对复杂场景的解析能力，还显著提高了对小目标特征的敏感度和识别精度，为造林验收的精准度提供了强有力的技术支撑。

此外，本研究进一步整合了 XIoU 损失函数，以增强 MDIEA 在实际应用中的性能。XIoU 能解决传统 IoU 损失在处理目标定位时的不足，特别是在处理小目标和高重叠率目标时的局限性。通过融合 XIoU，MDIEA-YOLO 模型不仅能提高特征提取的精度，还能优化目标检测的边界定位能力。

1.4　端到端的系统集成

为了进一步提升造林验收的效率和准确性，本研究设计了一个端到端的无人机影像处理系统。该系统从原始影像采集开始，通过一系列优化的预处理步骤，将无人机采集的影像数据高效转换为适配 AI 模型输入的标准化格式，随后直接输入 MDIEA-YOLO 模型进行精准检测，从而实现从数据获取到结果输出的全流程自动化与智能化。图 3 是端到端系统用户使用界面。

图 3a 为基本信息录入界面，用于小班基本信息的输入以及无人机造林地影像的上传；图 3b 为影像样本选取界面，系统自动随机选择影像（验收排除人为因素）后，由操作人员进一步筛选，其中黑点标记为系统随机选中样地在东南西北分布的影像；图 3c 为样本区域框定界面，操作人员可以根据验收规程框选样地，系统将自动实时计算所选样地影像覆盖的面积，在该界面操作人员可以通过点击“人工智能识别”按钮，使系统输出识别结果并存储结果；图 3d 为验收报告输出界面，系统在该界面自动输出验收报告，可供操作人员查看、下载。在框选样地（影像）时，可根据造林地耙带的走向，旋转和移动影像，以减少影像边缘误差。

2　造林验收智能系统的验证

2.1　数据集

2.1.1　数据来源区域概况

本研究数据来源于北京林业大学南方基地——福建省将乐国有林场。该林场位于福建省西北部，地处武夷山脉东南麓，涵盖将乐县多个乡镇。经营

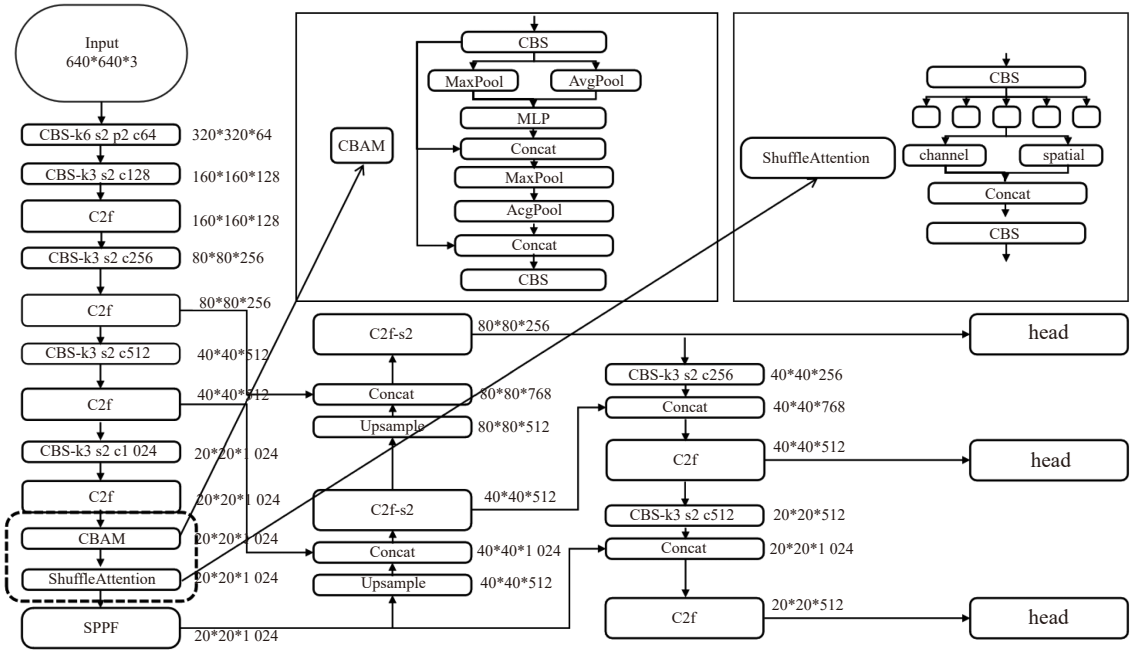


图 2 MDIEA-YOLO 结构图

Fig. 2 MDIEA-YOLO structure diagram

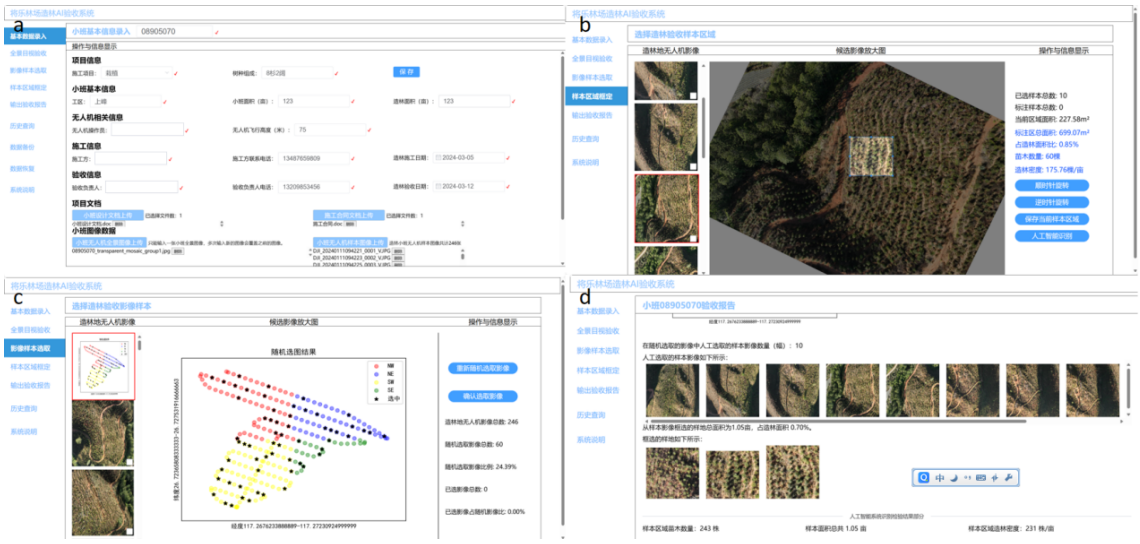


图 3 端到端系统用户使用界面

Fig. 3 End to end system user interface

区总面积 7 533 万 m^2，森林总蓄积量达 116 万 m^3，森林覆盖率高达 85.7%，主要培育树种为杉木（*Cunninghamia lanceolata*），年净生长量为 1.5 万 m^3，已实现可持续经营。林场地理位置优越，气候温和湿润，四季分明，为多种植物生长提供了良好条件。负责造林验收的营林科管理人员只有 2 名，难以满足传统验收工作的需求。

2.1.2 数据集获取

本研究的数据采集于 2024 年，拍摄对象为小班苗木。使用大疆御 3E 无人机搭载 RGB 相机进行图像采集，图像分辨率均为 5 280 × 3 956 像素。在采集过程中，无人机飞行高度设置为 75 m（表 1）。这一高度是经过多次实验确定的最佳高度，既能提供足够的视角覆盖造林地，确保图像清晰度，也能同时规避输电线路等安全隐患。

在影像采集过程中，无人机采用仿地飞行模式，根据地形起伏自动调整飞行高度，确保相对地面高度一致。这使得无人机能够在不同坡向的造林地上以相同高度采集图像，减少地形对影像采集的影响。图 4 展示了不同小班的无人机影像。

2.1.3 数据集描述

本研究选取了 3 组不同年龄阶段的苗木作为研究对象，这些苗木的树龄分别为 1 年生、2 年生和 3 年生，搭建 3 个苗木数据集，每种树龄的苗木截取

表 1　无人机采集影像数据基本信息

Tab. 1　Basic information of UAV collecting image data

小班数量	分辨率	拍摄日期	飞行高度/m	影像总数/张
6	5 280 × 3 956像素	2024年4月	75	874



1 年生苗木　　2 年生苗木　　3 年生苗木

图 4　造林地无人机影像

Fig. 4　UAV images of afforestation sites

100 张图片(分辨率 640 × 640 像素)进行标注，每种树龄的数据集包含约 5 000 个目标。表 2 展示了不同年生苗木数据集的具体信息。

坡向作为地形因子之一，对苗木的生长环境有重要影响。受坡向和拍摄时太阳光照的影响，无人机影像图片会出现全阴影、无阴影或部分阴影的情况。图 5 展示了不同坡向和光照条件下的苗木数据。对于每种树龄的数据集，通过控制全阴影、无阴影和部分阴影影像样地的数量比例接近 1∶1∶1，提升模型的鲁棒性。

表 2　苗木数据集

Tab. 2　Seedling dataset

项目	1年生苗木	2年生苗木	3年生苗木
图片数量	103	101	112
苗木目标量	5 226	4 989	5 708

本研究对不同年龄的苗木数据集进行随机选取，按照 7∶3 的比例构造训练集和测试集，表 3 展示了数据集的具体划分情况。

2.2　MDIEA-YOLO 模型的识别效果对比

为验证 MDIEA-YOLO 模型的合理性和有效性，本研究以 YOLOv8-n 作为基准网络，针对 1 年生、2 年生及 3 年生苗木数据集开展消融实验。同时，将 MDIEA-YOLO 模型分别与 YOLOv8-n、CBAM、Shuffle Attention、XIoU、CBAM + XIoU、SA + XIoU、CFNet、biformer 等 8 种模型进行对比，以全面评估其性能和优势。

本研究采用准确率 P、召回率 R、平均精度均值



无阴影　　部分阴影　　部分阴影　　全阴影

图 5　不同阴影的苗木数据

Fig. 5　Seedling data under different shading conditions

表 3 数据集划分

Tab. 3 Dataset partitioning

数据集	1年生苗木	2年生苗木	3年生苗木
测试集	32	31	35
训练集	71	70	78

(mean average precision, mAP)作为主要评估指标。其中 mAP 指标进一步细分为 mAP0.5(IoU 阈值为 0.5 时的平均精度均值)和 mAP[0.05, 0.95](IoU 阈值范围为 0.05 ~ 0.95 的平均精度均值)。具体算法见文献 [18]。这些指标能够全面反映模型在不同检测精度要求下的性能表现。

2.3 MDIEA-YOLO 模型灵敏度分析

为了深入评估 MDIEA-YOLO 模型的性能稳定性与泛化能力，本研究进一步考察了该模型在不同光照条件和分辨率下的表现。选用 2024 年新拍摄的小班图片，分别在全阴影、部分阴影和无阴影 3 种光照条件下，以及低分辨率(320 × 320 像素)、中分辨率(640 × 640 像素)和高分辨率(1 280 × 1 280 像素) 3 种分辨率设置下进行测试。

2.4 造林验收智能系统的验收效果评估

为了全面评估本研究提出的 MDIEA-YOLO 模型的性能，本研究通过人工检验与机器检验的对比实验，重点评估了造林数量和造林密度两个关键指标。人工检验由 3 名操作人员共同进行，基于高分辨率无人机分幅影像及林场提供的 15 m × 15 m 验收样地影像，进行目视识别。从每个树龄苗木数据集中抽取 10% 的影像进行对比，即 1 年生苗木 10 张，2 年生苗木 10 张，3 年生苗木 11 张，分别由造林验收系统和人工检验进行统计计数，分析识别误差与原因。

2.5 造林验收智能系统的运行效率评估

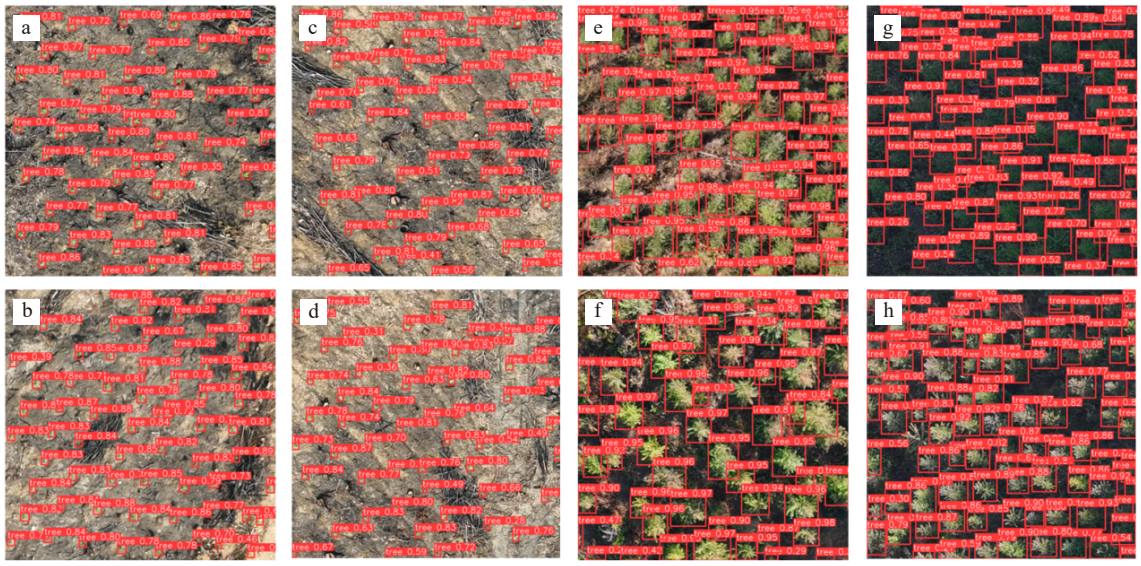
实际的林场设备通常缺乏 GPU(graphics processing unit，图形处理器)这类高端硬件加速手段，在执行相关识别任务时，只能依赖 CPU(central processing unit，中央处理器)来提供图像识别功能。而不同机器在处理无人机影像时，其运行速度的差异对工作效率有显著影响。因此，本研究对比了不同机器的运行速度。在配备 GPU 和 CPU 的机器两种情况下，对单张图片、10 张图片以及 100 张图片进行识别处理，对比速度表现。以此验证在有无 GPU 加速下，针对单一图片识别以及批量图片处理的实际能力水平，为林场设备的合理选用与优化提供科学依据与数据支撑。

3 结果与分析

3.1 MDIEA-YOLO 模型的识别效果对比

模型对比实验结果表明，MDIEA-YOLO 模型在所有树龄段的数据集上均表现出色，显著优于其他对比模型。部分识别结果如图 6 所示，具体训练结果如表 4 ~ 6 所示。

从表 4 可以看出，MDIEA-YOLO 模型在 1 年生苗木数据集上取得了 97.5% 的 mAP0.5 值，明显高于其他对比模型。这表明 MDIEA-YOLO 模型在处理小目标时具有较高的检测精度。在准确率和召回率方面，MDIEA-YOLO 模型分别达到了 95.2% 和 93.1%，相比基线模型 YOLOv8-n(精确率 94.9%，召回率 92.3%)，分别提升了 0.3 和 0.8 个百分点，显示出



a、b、c、d 为 1 年生苗木识别结果，e、f 为 2 年生苗木识别结果，g、h 为 3 年生苗木识别结果。

图 6 基于 MDIEA-YOLO 模型的无人机影像苗木识别结果

Fig. 6 Identification results of UAV images for seedlings based on MDIEA-YOLO model

表 4　训练结果比较（1 年生苗木）

Tab. 4　Comparison of training results (one-year-old seedlings)

模型	*P*/%	*R*/%	mAP0.5/%	mAP[0.05, 0.95]/%	训练时长/s
YOLOv8-n	94.9	92.3	96.0	60.1	307.98
CBAM	94.7	92.9	96.8	59.8	318.87
Shuffle Attention	93.2	92.5	96.9	58.2	318.62
XIoU	93.5	91.3	96.1	55.8	323.89
CBAM + XIoU	95.7	91.4	97.0	59.8	400.76
SA + XIoU	94.2	92.8	97.5	59.8	324.64
CFNet	95.0	91.5	97.1	59.8	404.47
biformer	92.8	88.9	95.0	53.0	637.50
本模型 MDIEA-YOLO	95.2	93.1	97.5	61.4	395.47

注: *P*为准确率; *R*为召回率; mAP0.5表示阈值为0.5时的平均精度均值; mAP[0.05, 0.95]表示在IoU阈值从 0.05 到 0.95，以0.05为步长进行取值时，计算得到的平均精度均值。下同。

表 5　训练结果比较（2 年生苗木）

Tab. 5　Comparison of training results (two-year-old seedling)

模型	*P*/%	*R*/%	mAP0.5/%	mAP[0.05, 0.95]/%	训练时长/s
YOLOv8-n	84.0	81.4	90.7	63.5	347.88
CBAM	86.9	87.4	92.6	62.9	368.90
Shuffle Attention	88.1	89.3	95.1	67.5	353.48
XIoU	88.3	86.8	93.0	64.7	351.34
CBAM + XIoU	87.0	86.1	92.9	65.1	382.12
SA + XIoU	88.0	87.7	93.8	67.2	363.02
CFNet	86.0	90.4	95.1	69.9	377.36
biformer	81.1	80.4	88.0	55.1	609.96
本模型 MDIEA-YOLO	89.1	90.5	96.1	68.3	378.32

表 6　训练结果比较（3 年生苗木）

Tab. 6　Comparison of training results (3-year-old seedlings)

模型	*P*/%	*R*/%	mAP0.5/%	mAP[0.05, 0.95]/%	训练时长/s
YOLOv8-n	87.0	87.6	92.6	62.3	373.95
CBAM	86.8	90.3	95.0	68.6	414.81
Shuffle Attention	88.4	89.7	95.4	71.7	394.92
XIoU	88.0	86.4	93.2	64.6	378.02
CBAM + XIoU	85.9	88.0	93.1	64.2	414.43
SA + XIoU	89.2	86.8	95.0	69.7	390.11
CFNet	89.2	88.3	95.3	69.2	405.98
biformer	81.8	79.2	86.6	55.4	670.07
本模型 MDIEA-YOLO	89.1	91.4	95.8	71.8	412.66

更好的平衡性能。在 mAP0.5 指标上，MDIEA-YOLO 模型相较基准模型 YOLOv8-n 取得了 1.56% 的相对提升，证实了其在中等 IoU 阈值下检测性能的增强。在 mAP[0.05,0.95] 这一指标上，大多数改进模型的性能都有所下降，表明在处理不同 IoU 阈值时，模型的稳定性是一个挑战。该模型在更为严格的 mAP[0.05,0.95] 指标上相较基准模型也实现了 2.16% 的显著增长，显示了其在广泛 IoU 阈值范围内维持高性能的能力。

结合表 5 和表 6 可以看出，所有模型在处理 1 年生苗木数据时的 mAP[0.05,0.95] 均低于处理 2 年生和 3 年生苗木数据时的表现。这表明，1 年生

苗木数据的检测难度最大。分析其原因在于 1 年生苗木尺寸较小，且背景中的杂草等干扰因素对检测的影响较大，导致误检和漏检的可能性增加。相比之下，2 年生和 3 年生苗木尺寸较大，背景干扰的影响相对较小，减少了将杂草识别成了苗木的可能性。

在准确率、召回率和 mAP0.5 指标上，所有模型在处理 2 年生和 3 年生苗木数据时，相较于 1 年生苗木数据，均出现了下降。这可能是因为：随着树龄的增长，树木高度增加，无人机影像在不同坡向情况下可能出现更复杂的阴影变化，导致部分树木被遮挡或识别不清，从而增加了图像识别的难度；此外，树冠的相互重叠也增加了识别的复杂性。尽管如此，MDIEA-YOLO 模型依然能使召回率和 mAP0.5 指标保持在 90%～97% 的水平。

表 4～6 整体展示了 MDIEA-YOLO 模型在不同年龄段苗木数据集上的性能表现。从准确率 *P*、召回率 *R* 和平均精度均值 mAP0.5 来看，MDIEA-YOLO 模型相较于其他模型具有明显优势，展现出优异的识别精准性和高效性。然而，在对 2 年生苗木数据集的 mAP[0.05,0.95] 值进行分析时发现，MDIEA-YOLO 模型的表现（68.3%）略低于 CFNet 模型（69.9%）。这可能是由于 CFNet 在不同交并比 IoU 阈值下的特征提取能力更为出色，能够实现更精细、精准的综合识别。这一发现为 MDIEA-YOLO 模型在实际应用中的优化指明了重要方向：通过精细且科学的参数调校策略，适配最优的 IoU 值，可以充分发挥模型的最大潜能，从而确保苗木识别的准确性和可靠性。

MDIEA-YOLO 模型在 1 年生、2 年生和 3 年生苗木数据集上的训练时长分别为 395.47、378.32 和 412.66 s。尽管在训练时间上处于中等水平，但该模型在可接受的时间范围内实现了更优的检测精度指标，有效平衡了性能的提升与训练时间的控制。

3.2 MDIEA-YOLO 模型的灵敏度

为了深入评估 MDIEA-YOLO 模型的性能稳定性与泛化能力，本研究在不同光照条件和分辨率下对其进行了实验，结果如表 7 所示。模型在无阴影环境下的表现最为出色，其 mAP0.5 值达到了 95.5%，精确率为 89.4%，召回率为 89.3%。在全阴影环境下，由于光线不足导致图像细节丢失，模型性能有所下降，mAP0.5 值为 94.3%，精确率为 88.3%，召回率为 88.6%。而在部分阴影环境下，由于光线分布不均，目标特征提取困难且易受干扰，模型性能最差，mAP0.5 仅为 92.9%，精确率为 86.5%，召回率为 87.1%。

在分辨率方面，高分辨率（1 280 × 1 280 像素）下模型性能较好，精确率和召回率均达到 90% 以上，mAP0.5 达到了 96.2%，但由于数据量较大，训练时间较长（630.77 s）。低分辨率（320 × 320 像素）下，虽然训练和推理速度快，但因细节缺失，性能指标相对较低。中分辨率（640 × 640 像素）在各项指标上与高分辨率接近，mAP0.5 仅相差 1 个百分点，且训练时间显著缩短（468.54 s），显示出较好的性能与效率平衡。这是因为在训练过程中，模型会将图片统一转换为 640 × 640 像素的分辨率后再进行训练，高分辨率图片有一定程度的信息压缩或细节损失，造成中分辨率图像性能指标与高分辨率的接近。

3.3 造林验收智能系统的验收效果

造林验收智能系统在苗木数量和苗木密度两个指标上均表现出较高的准确性（表 8）。图 7 对比了部分人工检验与系统检验的结果。以图 7a1 的人工检验为例，人工检验未能识别出 A 区域的苗木，但实际上该区域存在苗木，这一点从系统检验图 7a2 中的 A′区域识别结果可以得到印证。

人工漏检的原因主要有两方面：1 年生苗木由于其生长特性表现为小目标，在图像中所占像素过小，难以被识别；2 年生和 3 年生苗木在生长过程中可能会相互重叠，容易被误认为是一棵苗木。

机器识别也可能存在过检情况，例如在一些复杂的图像环境中，可能会将一棵树错误地识别出两个识别框，或将杂草识别为苗木。这可能是由于部分苗木的枝叶形态不规则，使得模型在识别时产生误判，将原本属于同一棵树的部分识别为多个独立个体。为了减少这种过检现象，无人机拍摄的小班影像均为劈草抚育后的影像，这符合将乐林场在劈草抚育后进行验收的业务流程。通过这种方式，可以在一定程度上减少背景因素以及因杂草遮挡等造成的干扰，使苗木在图像中的特征更加清晰和独立，从而降低模型误判的概率。此外，在设置识别参数时，为防止机器过检，针对不同年龄的苗木设置了不同的 IoU 值。由于小苗木在实际场景中几乎不可能重叠，1 年生苗木的 IoU 值设为 0.1，而 2 年生和 3 年生苗木因存在重叠的可能，IoU 值设为 0.7。

通过自动化技术手段，系统检验减少了人为误差，为苗木验收提供了更为精确的数据支持。这对于林业管理和资源评估具有重要意义，有助于提高林业生产的科学性和效率。

3.4 造林验收智能系统的运行效率

表 9 显示：处理单张图片时，GPU 耗时 0.22 s，而 CPU 仅耗时 0.149 s。由于单张任务数据量和计算复杂度较低，CPU 凭借其较高的时钟频率和串行优化架构表现出更高的效率。在处理 10 张图片时，

表 7　灵敏度分析

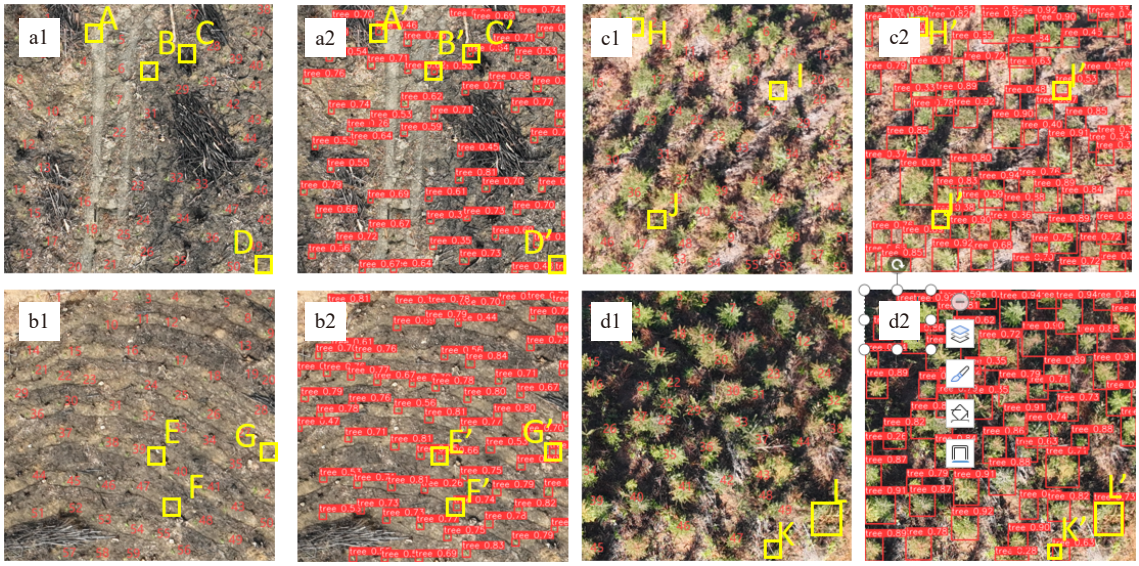
Tab. 7　Sensitivity analysis

条件	*P*/%	*R*/%	mAP0.5/%	mAP[0.05, 0.95]/%	训练时长/s
全阴影	88.3	88.6	94.3	71.6	482.51
部分阴影	86.5	87.1	92.9	65.8	487.25
无阴影	89.4	89.3	95.5	72.1	501.41
低分辨率（320 × 320像素）	86.6	86.0	93.6	70.8	378.37
中分辨率（640 × 640像素）	89.4	88.1	95.2	73.3	468.54
高分辨率（1 280 × 1 280像素）	90.2	90.2	96.2	73.8	630.77

表 8　系统验收与人工验收结果的对比

Tab. 8　Comparison of system acceptance and manual acceptance results

苗木	影像总面积/m²	苗木数量		每亩苗木数量		误差/%
		人工验收	系统验收	人工验收	系统验收	
1年生	1 695.24	537	560	211	220	4.26
2年生	1 695.24	596	602	234	236	0.85
3年生	1 864.76	634	646	227	230	2.64



a1、b1、c1、d1 展示了人工检验的结果，红色数字标识了人工计数的位置；a2、b2、c2、d2 展示了系统检验的结果，红色框标注了系统的验收区域。黄色框标识了人工计数遗漏的苗木。

图 7　系统验收与人工验收可视化对比

Fig. 7　Visual comparison of system acceptance and manual acceptance

表 9　不同机器（有无 GPU）处理速度对比

Tab. 9　Comparison of processing speeds of different machines (with or without GPU)

运算核心	硬件配置	处理时间/s		
		单张图片	10张图片	100张图片
GPU	NVIDIA RTK 3070 GPU	0.220	0.583	2.523
CPU	i7-12700H	0.149	0.766	6.695

GPU 总耗时为 0.583 s，而 CPU 总耗时为 0.766 s。此时，GPU 的平均速度超过了 CPU，但整体差距不大。进一步，在处理 100 张图片时，GPU 总耗时为 2.523 s，平均每张图片约 0.025 s；而 CPU 总耗时为 6.695 s，平均每张图片约 0.067 s。GPU 的并行架构能同时处理大量图片数据，CPU 处理大规模批量任

务效率低。总体而言，随着图片处理任务量的增加，GPU 的并行处理优势愈发显著，更适合处理大规模图片数据。而 CPU 在处理单张或少量图片，且任务复杂度较低时，可能会表现出一定的速度优势。

在实际的林业作业中，将乐国有林场的单个小班面积通常处于 100 ~ 200 亩之间。根据相关验收标准，实际需要验收的面积为 3 ~ 6 亩。每张无人机影像可覆盖的验收样地面积为 225 m^2，换算后，每个小班约需验收 9 ~ 18 张影像。因此，在 GPU 与 CPU 处理速度较接近的特定情况下，选用配备 GPU 或配备 CPU 的机器对于实际使用效果影响不大。

4 结　　论

为解决国有林场造林验收过程中面临的管理人员不足问题，本研究提出了一种基于无人机影像采集与人工智能目标识别技术的解决方案。然而，无人机采集的影像无法直接用于造林验收，需经过预处理和模型优化等步骤。本研究通过深入研究并结合实际业务流程优化，成功构建了一套基于 MDIEA-YOLO 模型的端到端无人机影像预处理系统，实现了从无人机影像采集、预处理到验收报告自动生成的全流程自动化。

MDIEA-YOLO 模型引入了 CBAM 和 Shuffle Attention 注意力机制，并采用 XIoU 损失函数，有效提升了模型在复杂场景和小目标检测的性能，尤其是在造林数量和造林密度等关键指标上的识别精度。实验结果表明，MDIEA-YOLO 模型在 1 年生、2 年生和 3 年生苗木数据集上均表现出较高的准确率和召回率。在 mAP0.5 和 mAP[0.05, 0.95] 指标上，MDIEA-YOLO 模型实现了明显提升，充分证实了其有效性。此外，与人工检验对比发现，该无人机影像预处理系统在关键指标上展现了与人工检验相当甚至更高的准确性和效率，证明了系统的可靠性和实用性。

综上所述，本研究提出的解决方案为国有林场提供了一种高效、便捷的造林验收手段，有效缓解了管理人员不足的问题，提升了造林质量管理水平。未来，本研究将继续优化模型性能，扩大数据集规模，以适应更广泛的应用场景，为林业可持续发展贡献力量。

参 考 文 献

[1] 福建省林业局. 造林技术规程: DB35/T 84—2020 [S]. 福州: 福建省市场监督管理局, 2020.
Fujian Forestry Bureau. Afforestation technical regulations: DB35/T 84−2020 [S]. Fuzhou: Fujian Provincial Market Supervision Administration, 2020.

[2] 国家林业和草原局. 造林技术规程: GB/T 15776—2023 [S]. 北京: 国家市场监督管理总局, 国家标准化管理委员会, 2023.
National Forestry and Grassland Administration. Afforestation technical regulations: GB/T 15776 −2023 [S]. Beijing: State Administration for Market Regulation and the National Standardization Administration, 2023.

[3] 孔硕, 王武魁, 吴明晶. 基于规则推理和遥感图像的森林抚育选址算法 [J]. 中南林业科技大学学报, 2023, 43(4): 81−91.
Kong S, Wang W K, Wu M J. An algorithm for selecting working areas for forest tending based on rule-based reasoning and remote-sensing images[J]. Journal of Central South University of Forestry and Technology, 2023, 43(4): 81−91.

[4] Plekhanov D, Franke H, Netland T H. Digital transformation: a review and research agenda[J]. European Management Journal, 2023, 41: 821−844.

[5] 宗世祥, 毕浩杰. 基于无人机遥感的松材线虫病监测研究与展望 [J]. 中国森林病虫, 2022, 41(3): 45−51.
Zong S X, Bi H J. Monitoring progress and prospect of pine wilt disease based on UAV remote sensing[J]. Forest Pest and Disease, 2022, 41(3): 45−51.

[6] 张瑞瑞, 夏浪, 陈立平, 等. 深度语义分割网络无人机遥感松材线虫病变色木识别 [J]. 自然资源遥感, 2024, 36(3): 216−224.
Zhang R R, Xia L, Chen L P, et al. Identifying discolored trees inflected with pine wilt disease using DSSN-based UAV remote sensing[J]. Remote Sensing for Natural Resources, 2024, 36(3): 216−224.

[7] 邓再春, 张超, 朱夏力, 等. 基于无人机多光谱影像的云南松林蓄积量估测模型 [J]. 浙江农林大学学报, 2024, 41(1): 49−56.
Deng Z C, Zhang C, Zhu X L, et al. *Pinus yunnanensis* volume estimation model based on UAV multispectral image[J]. Journal of Zhejiang A&F University, 2024, 41(1): 49−56.

[8] 王琼, 方怒放. 切沟形态特征无人机倾斜摄影测量 [J]. 农业工程学报, 2022, 38(8): 107−114.
Wang Q, Fang N F. Monitoring the morphological characteristics of gully using UAV oblique photogrammetry[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2022, 38(8): 107−114.

[9] 陈万志, 袁航. 改进 YOLOv8n 的林业害虫检测方法 [J]. 北京林业大学学报, 2025, 47(2): 119−131.
Chen W Z, Yuan H. Forestry pest detection method based on improved YOLOv8n[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2025, 47(2): 119−131.

[10] 张毓, 高雅月, 常峰源, 等. 小样本条件下基于数据扩充和 ResNeSt 的雪豹识别 [J]. 北京林业大学学报, 2021, 43(10): 89−99.
Zhang Y, Gao Y Y, Chang F Y, et al. Panthera unica recognition based on data expansion and ResNeSt with few samples[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2021, 43(10): 89−99.

[11] 齐建东, 马鐘添, 郑尚姿. 基于 YOLOv7 的红外相机野生动物图像筛选 [J]. 北京林业大学学报, 2024, 46(2): 143−154.
Qi J D, Ma Z T, Zheng S Z. Wildlife image screening for infrared cameras based on YOLOv7[J]. Journal of Beijing Forestry

University, 2024, 46(2): 143−154.

［12］ 贾浩男, 徐华东, 王立海, 等. 基于改进 YOLOv5 木板材表面缺陷的定量识别 [J]. 北京林业大学学报, 2023, 45(4): 147−155.
Jia H N, Xu H D, Wang L H, et al. Quantitative identification of surface defects in wood paneling based on improved YOLOv5[J]. Journal of Beijing Forestry University, 2023, 45(4): 147−155.

［13］ Brovkina O, Cienciala E, Surový P, et al. Unmanned aerial vehicles (UAV) for assessment of qualitative classification of Norway spruce in temperate forest stands[J]. Geo-spatial Information Science, 2018, 21: 12−20.

［14］ Flores D, González-Hernández I, Lozano R, et al. Automated agave detection and counting using a convolutional neural network and unmanned aerial systems[J]. Drones, 2021, 5: 4.

［15］ 郭阳光, 夏凯, 杨垠辉, 等. 基于无人机影像的山核桃单木检测及冠幅与树高的提取 [J]. 林业工程学报, 2023, 8(4): 159−166.
Guo Y G, Xia K, Yang Y H, et al. Research on single tree detection and crown diameter and tree height extraction of pecan forest based on UAV images[J]. Journal of Forestry Engineering, 2023, 8(4): 159−166.

［16］ 才嘉伟, 陈锋军, 朱学岩, 等. 基于无人机航拍图像与改进 IntegrateNet 的稠密云杉计数 [J]. 农业工程学报, 2023, 39(18): 74−81.
Cai J W, Chen F J, Zhu X Y, et al. Dense spruce counting based on UAV aerial images and improved IntegrateNet[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2023, 39(18): 74−81.

［17］ 彭小丹, 陈锋军, 朱学岩, 等. 基于无人机图像和改进 LSC-CNN 模型的密集苗木检测和计数方法 [J]. 智慧农业 (中英文), 2024, 6(5): 88−97.
Peng X D, Chen F J, Zhu X Y, et al. Dense nursery stock detecting and counting based on UAV aerial images and improved LSC-CNN[J]. Smart Agriculture, 2024, 6(5): 88−97.

［18］ 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 Y N, Wang W K, Wu M J, 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.

（责任编辑　吴　娟
责任编委　陈志泊）