



引文格式: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].武汉大学学报(信息科学版),2025,50(12):2560-2568.DOI:10.13203/j.whugis20220634

Citation: WANG Chang, XIONG Hanjiang, TU Jianguang, et al. Semi-Supervised Learning Method for Pine Wilt Disease Detection in UAV Images[J]. Geomatics and Information Science of Wuhan University, 2025, 50(12): 2560-2568. DOI: 10.13203/j.whugis20220634

无人机影像的松材线虫病半监督学习检测方法

王畅¹ 熊汉江¹ 涂建光² 郑先伟¹

¹ 武汉大学测绘遥感信息工程全国重点实验室,湖北 武汉,430079

² 武汉大学遥感信息工程学院,湖北 武汉,430079

摘要:松材线虫病是对森林具有破坏性威胁的全球性疾病,每年在中国造成了极大的生态和经济损失,快速准确地监测和绘制松树的感染状况对于控制此类病虫害传播至关重要。为解决在少量有病害标签数据下用大量无标签数据提高模型精确率的问题,提出了一种基于深度学习的半监督目标检测方法,联合已有的标记数据和非标记数据训练YOLOv5目标检测模型,利用大范围无人机快拼图像快速自动地识别定位出感染松材线虫病的单株变色木。实验结果表明,半监督深度学习和无人机遥感结合能有效识别出疫木,精确率可达到85%以上,漏检率为9%,经过实际业务数据盲盒验证,所提算法指标满足大面积松材线虫病疫情快速动态监测要求。

关键词:松材线虫病;半监督学习;深度学习;病害检测;无人机影像;GIS应用

中图分类号:P237

文献标识码:A

收稿日期:2023-09-29

DOI:10.13203/j.whugis20220634

文章编号:1671-8860(2025)12-2560-09

Semi-Supervised Learning Method for Pine Wilt Disease Detection in UAV Images

WANG Chang¹ XIONG Hanjiang¹ TU Jianguang² ZHENG Xianwei¹

¹ State Key Laboratory of Information Engineering in Surveying, Mapping and Remote Sensing, Wuhan University, Wuhan 430079, China

² School of Remote Sensing and Information Engineering, Wuhan University, Wuhan 430079, China

Abstract: Objectives: Pine wilt disease (PWD) is a global disease with devastating threat to forests, and causes great ecological and economic losses in China every year. It is important to monitor and map the infection status of pine trees accurately for industry sectors to control the spread of such diseases timely. Traditional PWD detection methods such as manual inspection and visual interpretation of remote sensing images are inefficient. Recently, deep learning algorithms are applied in PWD detection task, bringing significant performance gains. However, the current methods usually adopt supervised learning strategy, which requires lots of professional labeling that is time-consuming and labor-intensive. **Methods:** We propose a semi-supervised PWD detection method in a teacher-student mechanism. First, 16 310 images are collected in Wudu River Region in Yichang City, Hubei Province, with 697 labeled images for model training and 15 613 unlabeled images for testing. Then, YOLOv5 model is adopted as a student model to learn features of input images, and the learnt features are updated by exponential moving average algorithm to build a teacher model for generating pseudo-labels of unlabeled test images. The test images with pseudo-labels are mixed with train dataset and fed into the student model to optimize features and generate a stronger teacher model. With the corporation of student and teacher model, the network is more capable to learn robust features for detecting PWD in UAV images. **Results:** The extensive experiments demonstrate that the proposed semi-supervised method can effectively detect the diseased wood and achieve a promising perfor-

基金项目:国家自然科学基金(41871361)。

第一作者:王畅,硕士,主要研究方向为遥感影像处理和目标检测。wangchang@whu.edu.cn

通信作者:熊汉江,博士,教授。xionghanjiang@whu.edu.cn

mance with precision of 85.05% and recall of 91.36% on the test dataset, the ground truth of which is provided by third-party professionals. **Conclusions:** The proposed semi-supervised object detection method uses a small portion of labeled data to robustly learn features in large scale UAV images for high-quality PWD detection. The performance on test dataset shows that the proposed method could be well applied to the application of rapid dynamic monitoring of PWD epidemics in forestry field, which could benefit for the sustainable development of forest ecosystem.

Key words: pine wilt disease; semi-supervised learning; deep learning; disease detection; UAV images; GIS application

松树在一些国家广泛分布,对于这些国家的生态系统意义重大。森林病虫害的检测与防治一直是林业生态领域的重点工作。松材线虫病又称松树枯萎病(pine wilt disease, PWD),由松材线虫引起,是全球森林生态系统中最具危害性的病害之一,具有较强的扩散性、破坏性和防治困难等高毁灭性特点。松树一旦感染,在几个月内即可死亡^[1]。PWD最早起源于北美洲,现在已经蔓延到了日本、中国和韩国等东亚国家^[2-3],近几十年,PWD相继给中国^[4]和韩国^[5]等国家造成了严重的生态和经济损失。

现有的监测PWD的手段主要有地面调查、卫星遥感监测和无人机遥感监测等^[6]。松林大多分布在地势陡峭的地区,传统的人工排查方式成本高、工作量巨大、时间周期长、容易遗漏,难以全面地掌握大面积山林中疫木的空间分布情况,甚至可能错过采取防治措施的最佳时机,从而造成疫情快速扩散。随着遥感技术的发展,人们开始应用遥感影像对森林病虫害实施监测^[7]。文献[8]利用GeoEye-1高分辨率图像,从黑松林林区中识别出病松和健康松;文献[9]应用多尺度图像分类方法从高分辨率卫星图像中区分出变色树和健康树;文献[10]基于IKONOS卫星,使用面向对象的分类方法提取了受感染树木的区域。然而,卫星遥感受重访周期、分辨率、天气状况等因素影响,难以应对短期灾变的发生和单木监测粒度的需要。无人机遥感技术弥补了遥感卫星监测的不足,由于无人机可以搭载多种载荷,且具有机动灵活^[11]和实时性等优点,故在松林病虫害监测领域有着巨大的应用潜力。文献[12]利用无人机高分辨率遥感影像进行病害检测;文献[13]利用无人机高光谱图像识别松毛虫对松林环境的危害程度;文献[14]利用无人机获取多光谱和可见彩色图像,并使用基于逻辑回归的分类模型对疫木进行分类和检测。

无人机遥感监测技术将会是实现全覆盖、准实时、周期性松材线虫病监测需求的重要支撑技

术之一。传统监测技术依赖从遥感影像中提取的低级语义特征,易受到噪声、光照、季节等因素的影响,导致高分辨率遥感变色松林监测技术难度提高,在复杂的实际场景中应用受限。相较于传统算法,近年来迅猛发展的深度学习技术能够学习已有数据集中高级抽象的空间特征或光谱特征,具有更强的泛化能力,能够提高复杂环境下的目标地物识别精度,从而被广泛应用于无人机图像分析领域。文献[15]利用无人机影像,采用了一种改进的深度学习模型来检测病树;文献[16]结合人工神经网络和支持向量机两种分类方法,对无人机影像中受病害侵扰的树木进行识别,并且使用全球导航卫星系统对疫木进行定位;文献[17]利用固定翼无人机收集研究区域的图像,并运用深度学习U-Net模型对枯萎松树图像进行语义识别,实现了对疫木的检测。

目前基于深度学习这种数据驱动的技术需要大量的数据集,而带注释的数据集往往需要手工标定^[18]。在一些特定的专业领域,如林业领域,数据集的收集和制作成本较高。此外,外业采集的数据通常需要具有专业背景的人员来标定,且作业人员的知识经验一定程度上决定了标签的质量。因此,通过人工标注的方式得到大规模的林业病害标注数据集通常是不现实的。在此情况下,如何充分利用大量的未标记数据和少量的有标注数据^[19-20]进行基于深度学习方法的林业病害检测是一个亟待研究和解决的重要问题。本文提出了一种基于半监督深度学习的目标检测框架,有效利用少量带标签样本和大量未标记样本,实现低成本且高精度的松材线虫病害检测。受遥感影像半监督分类^[21]思想的启发,所提半监督监测方法在利用有标记数据训练目标检测模型的同时,对未标记数据执行伪标签预测,并利用伪标签再次优化模型,从而取得了比完全监督方法更好的效果。进一步地,本文针对无人机影像设计了一套完整并可投入使用的空地协同监测系统,利用深度学习和图像数据可自动快

速、经济高效地检测大区域内受松材线虫侵染的松树,满足工程化应用,为林业病虫害快速检测提供了较好的技术支持。

1 方法原理与流程设计

本文方法流程如图1所示,首先选定研究区域并构建数据集;其次利用深度学习半监督目标检测YOLOv5框架,训练PWD检测模型,并将训练好的模型在无人机影像上检测疫木目标;然后将检测结果转化为矢量地理信息,进行可视化展示;最后结合人工核查修正,得到研究区域的疫木分布情况。

2 基于YOLOv5的半监督目标检测

2.1 YOLOv5目标检测

目标检测模型可分为两阶段模型和单阶段模型两大类。两阶段模型中的典型是区域卷积神经网络(region convolutional neural network, R-CNN)和Faster R-CNN^[22],虽然精度较高,但检测速度较低,无法实现快速检测。基于回归方法的单阶段目标检测模型不需要选择候选区域,直接输出图像分类与边界回归,此方法只需要输入图像进行一次前反馈网络,速度较快。YOLO系

列算法^[23]是典型的单阶段模型,具有相较于R-CNN等两阶段模型更快的推断速度。由于在病害检测中,除了对精确率等技术指标有要求之外,也应该考虑实际的应用场景对实时性的要求,故而本文采用YOLOv5为基本目标检测器。YOLOv5网络结构由输入端、主干网络、特征融合结构和输出端等4部分组成,具体网络结构如图2所示。

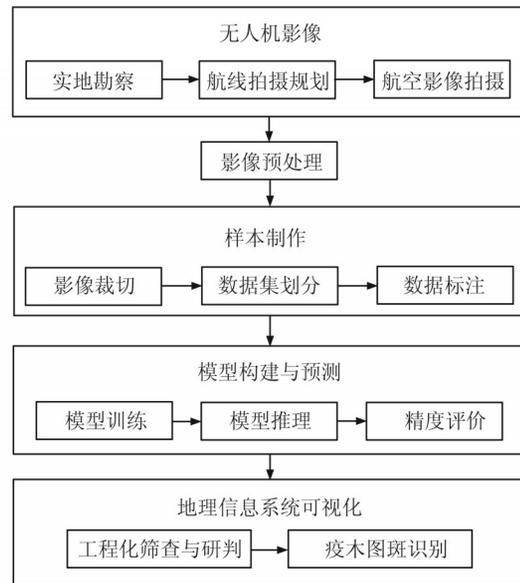


图1 本文方法流程图

Fig. 1 Flowchart of the Proposed Method

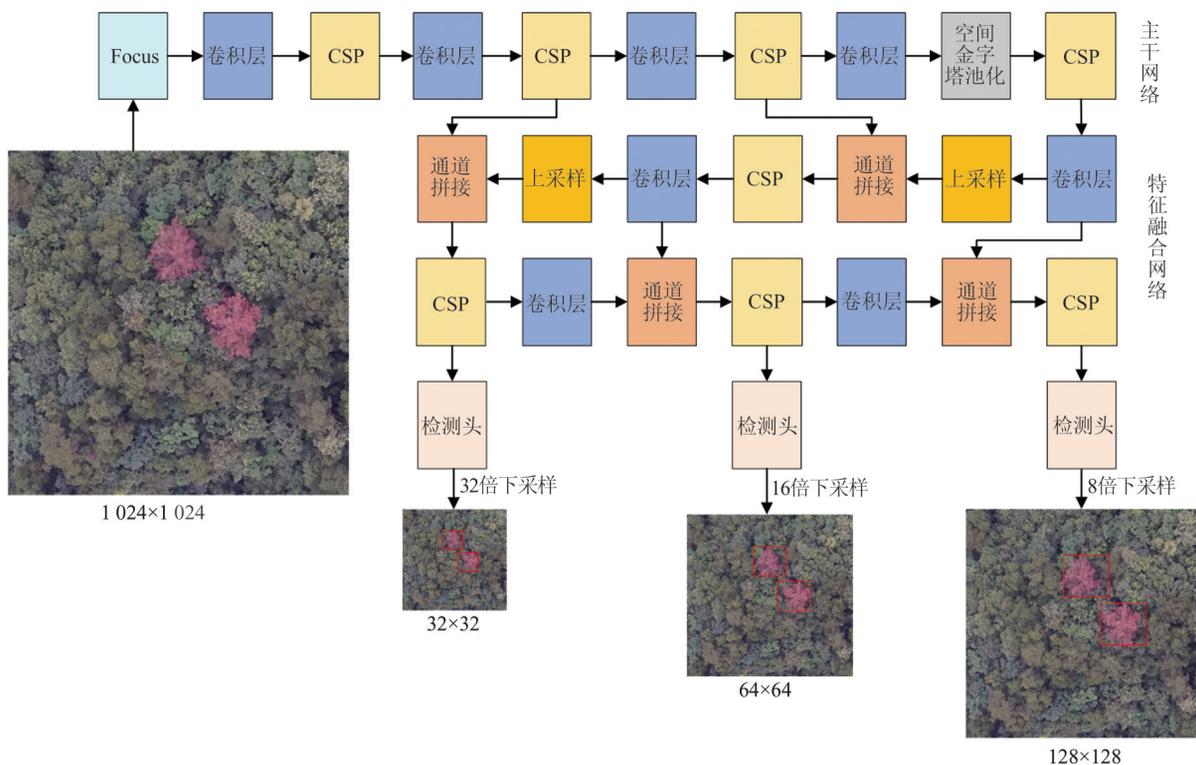


图2 YOLOv5网络结构图

Fig. 2 Network Architecture of YOLOv5

本文将 YOLOv5 选为主干模型,并设计改进了一种半监督学习方法,提升 YOLOv5 对目标疫木的检测精度。首先,输入端对输入图像进行预处理,主干网络提取图像中的目标特征,其中 CSP(cross stage partial)模块如图 3 所示,借鉴了跨阶段局部网络技术,从而增强了网络的学习能力;Focus 模块如图 4 所示,对图像进行了切片操作,使得图像目标信息提取得更加充分。然后, YOLOv5 的特征融合网络使用了空间金字塔池

化模块,如图 5 所示,实现了对同一物体不同尺寸和尺度的识别,通过自上而下和自下而上两条路径融合深层与浅层特征图,将浅层网络的细节信息和深层网络的语义信息有效结合,加强网络对目标的多尺度预测能力。最后,输出层的 3 个检测头分别对原图像进行了 8 倍、16 倍和 32 倍下采样,生成 3 个不同大小的特征向量,用于预测图像特征、生成边界框和预测图像中目标的类别及置信度。

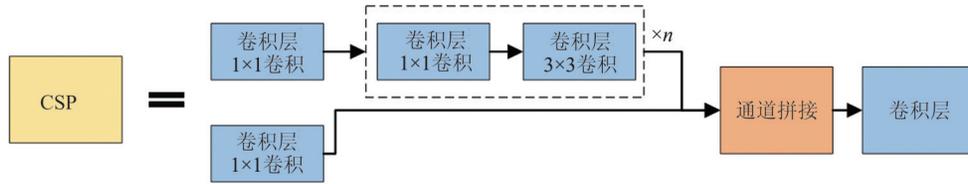


图 3 CSP 模块结构图

Fig. 3 Architecture of CSP Module

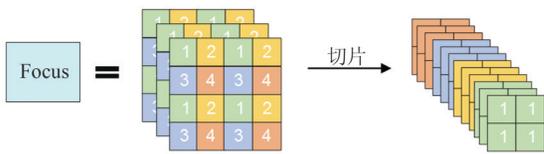


图 4 Focus 模块结构图

Fig. 4 Architecture of Focus Module

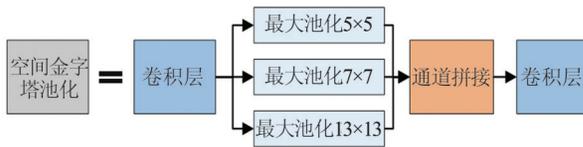


图 5 空间金字塔池化模块图

Fig. 5 Architecture of Spatial Pyramid Pooling Module

2.2 半监督学习框架

半监督学习是在无法使用大规模注释数据时,使用无标签数据来提高模型性能的方法,其核心在于为无标签数据生成伪标签,再联合有标签数据协同训练目标检测模型。图 6 为半监督目标检测流程图,其中数据分为有标签数据和无标签数据两种。有标签数据参与训练 YOLOv5 模型,同时对训练过程中的目标检测模型进行指数移动平均(exponential moving average, EMA)算法更新,得到目标检测模型的更新模型称之为教师模型,训练中的 YOLOv5 模型称之为学生模型。教师模型对无标签数据进行预测,对产生的预测框进行阈值过滤,保留置信度高于 0.9 的框,产生伪标签结果,将其联合有标签数据一起训练学生模型。在训练过程中,两类模型通过共同学习机制不断更新,教师模型产生用于训练学生模

型的伪标签,学生模型将其学习到的知识来更新教师模型,因此用于训练学生模型的伪标签质量得到了提高,检测精度也进一步提升。

在半监督学习框架中,学生模型和教师模型协同训练,采用了指数移动平均的策略来提高教师模型的预测结果,该过程的表达式为:

$$\theta_t \leftarrow \alpha \theta_t + (1 - \alpha) \theta_s \quad (1)$$

式中, θ_t 表示教师模型参数; θ_s 表示学生模型参数; α 用来控制更新速度,文中设置为 0.5。

教师模型的更新策略是在第 t 次迭代中学生模型的基础上和前 $(t-1)$ 次迭代中教师模型参数的集成。在每个训练迭代中,对有标签图像和无标签图像进行随机采样,形成一批训练数据。教师模型在无标签的图像上生成伪框,并在有标签图像和具有伪框作为基本真值的无标签图像上训练学生模型。因此,总体损失 L 为有监督损失和无监督损失的加权和,计算式为:

$$L = L_s + w_u L_u \quad (2)$$

式中, L_s 和 L_u 分别为有标签图像的有监督损失和无标签图像的无监督损失; w_u 为无监督损失所占的权重,文中设置为 2。两项损失都通过训练数据中的相应图像数进行归一化,计算式分别为:

$$L_s = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} (L_{\text{class}} + L_{\text{registration}}) \quad (3)$$

$$L_u = \frac{1}{N_u} \sum_{i=1}^{N_u} (L_{\text{class}} + L_{\text{registration}}) \quad (4)$$

式中, L_{class} 表示分类损失; $L_{\text{registration}}$ 表示回归损失; N_s 和 N_u 分别表示带标记图像和未标记图像的数量。

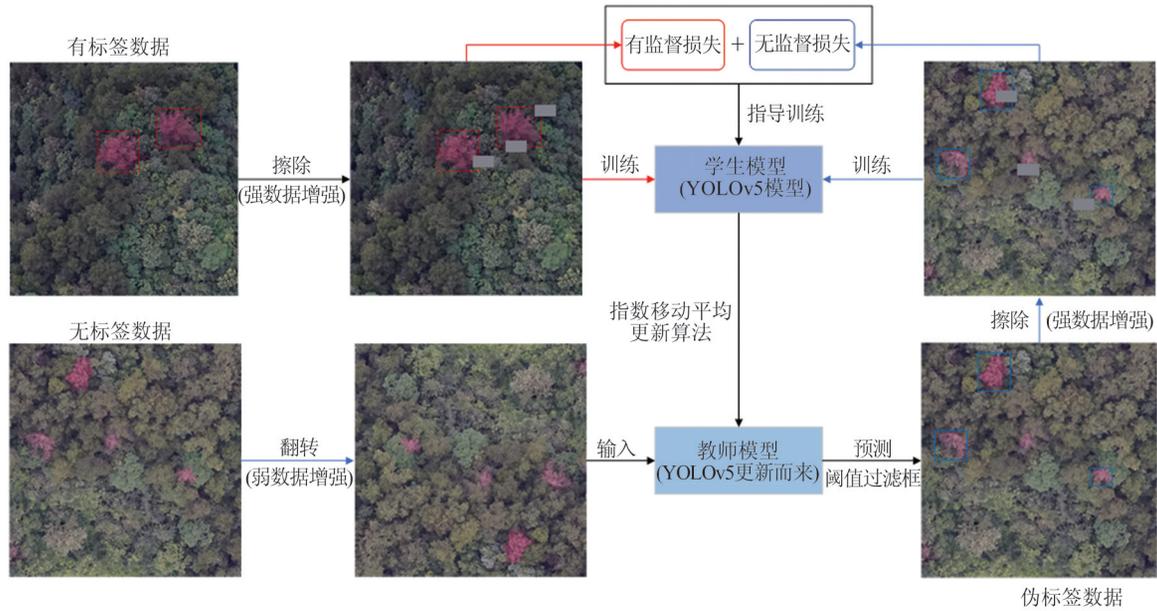


图6 半监督目标检测算法流程图

Fig. 6 Flowchart of Semi-supervised Object Detection Algorithm

随着学生模型和教师模型的交互,两类模型能共同进化并不断地提高预测精度,教师模型可以看作是学生模型在不同训练阶段的集成模型。YOLOv5模型的性能取决于教师模型生成的伪标签的质量,而提升教师模型的一个关键性因素就是学生模型的多样性^[24]。如图6所示,对学生模型的输入图像施加强数据增强操作,即随机擦除图像中的某一块区域,对教师模型的输入图像应用了弱数据增强操作,即对输入图像实施随机翻转的数据操作。

3 实验与分析

3.1 实验数据

为验证本文提出的半监督目标检测框架在无人机影像上检测疫木的有效性,利用制作的航空影像数据集进行训练、验证和测试。研究区域选定为2021年春季的湖北省宜昌市夷陵区雾渡河区域,该区域面积为383.57 km²,林地面积84.6万亩,以针叶林为主,林地覆盖率80%以上。湖北省宜昌市夷陵区2009年被国家林业局确定为松材线虫病疫区,雾渡河镇为重点防治区,每年松材线虫病造成该地区近一万棵松树死亡,几十万棵松树被砍伐,松材线虫病防控形势严峻,林业管理部门急需对全市林区进行疫情调查评估。因此,雾渡河区域被认为是获取病疫松树图像数据的合适区域。

无人机以红、绿、蓝3个波段和0.5 m空间分

辨率对目标区域进行数据采集,使用ENVI软件对无人机飞过的影像进行图像校准、镶嵌和正射拼接等预处理操作,将其裁切为1 024×1 024的影像块并制作数据集,检测对象只有一类,即单棵受害松树。本文的真值结果由专业作业人员目视解译影像和人工现场核查得到,位置信息均由专业人员标注完成,共采集制作了16 310张病疫松树的样本数据集。研究区域的无人机正射影像和数据集分布如7所示。

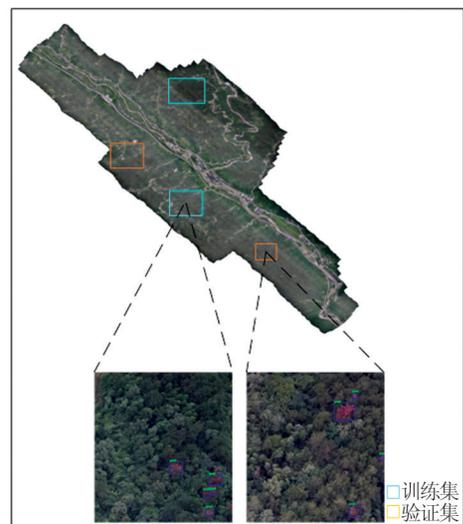


图7 研究区域和数据集分布

Fig. 7 Location of Study Area and Distribution of Dataset

在模型训练过程中,测试集数据以无标签和有标签的训练集共同训练模型;在精度验证阶段,将验证集的检测结果与真值结果进行分析对

比,得到精度评价结果。本文进一步利用林业部门提供的测试区域内变色疫木数据集,对比多个模型在测试集上的检测结果,得到测试集上的精度评价结果。

3.2 实验设置

本文实验基于 PyTorch 框架,硬件设备为 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti,使用双 GPU 进行加速。网络训练过程中,采用 ImageNet 预训练的 ResNet-50 作为骨干,使用随机梯度下降优化器,其余超参数的设置如表 1 所示。

表 1 模型训练的超参数设置

Table 1 Hyperparameters for Model Training

训练参数	参数值
初始学习率	0.01
权重衰减系数	0.000 5
动量因子	0.937
批处理大小	4
训练批次	300

为减少训练时间、弥补训练数据集小的缺陷,YOLOv5 模型训练的初始参数迁移了数据集预训练模型。在训练半监督目标检测模型时,60 张用于训练,637 张用于验证;在进行对比实验时,即训练全监督目标检测模型时,600 张用于训练,97 张用于验证。训练图像和验证图像共 697 张,包含 1 003 棵目标疫木。测试图像共 15 613 张,包含 3 067 棵疫木。在训练过程中,采用了包括旋转在内的弱数据增强操作和包括擦除在内的强数据增强操作来提高训练模型的鲁棒性。

在实验过程中,将判别出的疫木目标用红色框标出,并存储相应的置信度和框的坐标信息。置信度越高,表明判别为目标疫木的概率越高。

本文实验的评估指标包括精确率 P 、查全率 R 和 $F1$ 分数,计算式分别为:

$$P = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FP}} \times 100\% \quad (5)$$

$$R = \frac{N_{TP}}{N_{TP} + N_{FN}} \times 100\% \quad (6)$$

$$F1 = \frac{2PR}{P + R} \quad (7)$$

式中,TP(true positive)为真正例, N_{TP} 正确检测到的疫木数量;FP(false positive)为假正例, N_{FP} 表示误检的疫木数量;FN(false negative)为假负例, N_{FN} 表示缺失的真实疫木数量。判断目标是否检测正确时使用的重叠度阈值设置为 0.5。

3.3 实验结果与分析

在研究区域的验证集和测试集上进行验证,

图 8 为本文模型对疫木的检测结果,图 9 为各模型的检测结果对比,对比模型包括 Faster R-CNN 全监督学习、YOLOv5 全监督学习、Faster R-CNN 半监督学习。本文模型与其他模型的检测结果在验证集和测试集的定量对比见表 2。结果表明,本文所提的半监督学习模型仅使用全监督学习模型训练集的 10% 的样本就取得了优于监督学习的效果。

Faster R-CNN 模型的误检率较高,将一些彩色的阔叶树或纹理相近的空地也解译为了疫木。YOLOv5 全监督学习模型的漏检率较高,对于一些形状较小的变色疫木容易产生漏检,还有大量真值疫木未被检测出来。本文改进的 YOLOv5 半监督学习模型对松树枯萎病有较好的检测效果,在精确率和查全率两方面均能达到现有的最高精度。这种动态更新目标检测模型的半监督学习方法在很多工作中被证实都是有效的,本文针对松材线虫数据集缺乏、人工标记成本较高的问题,利用少量的带标记样本即可实现高精度的检测结果,证明了其在松林病虫害检测领域的有效性。

4 基于地理信息系统平台的检测结果可视化

基于上述实验和检测结果,笔者团队基于 QGIS 开源 GIS 平台开发了一个无人机影像 PWD 疫木检测系统。首先对输入的雾渡河地区 2022 年春季无人机正射影像进行快速切片,然后利用训练好的目标检测模型进行疫木自动检测,并将检测到的疫木地理位置和置信度等信息保存到标准 ESRI ShapeFile 格式文件中,最后在 QGIS 中与源影像叠加并且符号化显示。该预测结果也可输出到第三方系统中,如图 10 所示,其中图 10(a)中的黄色点要素表示具有高置信度的潜在病害疫木,图 10(b)中的 GIS 系统的输出文件保留图像文件名、置信度得分、类标签、目标边界框的位置以及经纬度坐标, f 表示图像的文件名; con 表示 $[0, 1]$ 范围内的置信度得分,专家可以降低置信度得分阈值,显隐更多潜在的疫木; $class$ 表示检测到的疫木类别,本文中只有一类,即受感染的疫木,用数字 1 表示; x, y 分别为图像坐标系中边界框的左上角的坐标值; lon, lat 分别为坐标参考系统中的 GPS 坐标,利用该经纬度坐标,专家可以在实地的野外调查中对感染 PWD 的松树进行定位。



图8 本文模型的检测结果

Fig. 8 Results of the Proposed Method for Pine Wilt Disease Detection



图9 不同目标检测算法的定性对比

Fig. 9 Qualitative Comparison of Different Object Detection Algorithms

表2 不同目标检测算法在验证集和测试集上的定量对比

Table 2 Quantitative Comparison of Different Object Detection Models in Validation Dataset and Test Dataset

数据集	模型	疫木真值数	检测数	误检数	漏检数	精确率/%	查全率/%	F1分数
验证集	Faster R-CNN全监督	168	155	14	13	92.11	92.29	0.92
	YOLOv5全监督		159	18	9	90.09	93.47	0.92
	Faster R-CNN半监督		158	10	10	94.67	94.01	0.94
	本文模型		161	12	7	93.31	96.03	0.95
测试集	Faster R-CNN全监督	3 067	2 790	807	277	77.57	90.96	0.82
	YOLOv5全监督		2 706	673	361	80.09	88.24	0.84
	Faster R-CNN半监督		2 669	597	398	81.73	87.01	0.85
	本文模型		2 802	493	265	85.05	91.36	0.86

借助GIS平台的数据处理系统和可视化界面,本文将检测到的疫木目标制作成热力图,叠加显示在采集的雾渡河区域影像中进行空间分析。图11显示了雾渡河区域的无人机影像中病害木的分布情况。由图11可以看出,在宏观的大幅度影像中,受PWD侵染的树木主要集中分布

在某些片区,松林变色立木图斑尤其是成片连续密集分布图斑主要位于雾渡河南部,雾渡河西部图斑分布相对稀疏。PWD传播与环境因子密切相关,如土壤温度和含水量;对于有严重疫情的区域,相关管理人员可加大对片区的巡查和防疫力度;对于及早发现的树木,可以通过熏蒸、燃烧



图 10 检测结果的 QGIS 可视化显示

Fig. 10 Visualization of Detection Result in QGIS

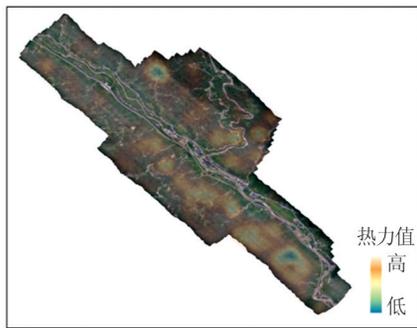


图 11 无人机影像中的松材线病分布情况

Fig. 11 PWD Infection Map in UAV Images

和砍伐树木来控制 PWD 的传播^[25]。

5 结 语

本文提出了一种用于检测疫木的位置和类别的半监督目标检测的方法,即充分利用未标记数据联合标记数据训练 YOLOv5 模型,可以大范围获取疫木的分布位置信息,相比于传统的人工勘查方法,该方法极大地提高了监测的精确率和效率。本文提出的松林变色立木无人机遥感识别算法结合人机交互筛查,在野外实测的成果验证精度达 90% 以上。进一步地将检测结果生成地理标准格式的矢量数据,可直接用于大规模的实际作业。本文提出的半监督方法在航空影像的解译领域进行了创新性尝试,并取得了优于全监督方法的效果,证明了半监督学习在松林病虫害检测领域的有效性,减少标记大规模松树病害数据所需的专家资源和物力成本,且算法与易于操作的低成本无人机系统兼容,满足了实际工程化应用中的大面积 PWD 疫情动态监测要求。

参 考 文 献

[1] 汪晨,张辉辉,乐继旺,等. 基于深度学习和遥感

影像的松材线虫病疫松树目标检测[J]. 南京师大学报(自然科学版), 2021, 44(3): 84-89.

WANG Chen, ZHANG Huihui, LE Jiwang, et al. Object Detection to the Pine Trees Affected by Pine Wilt Disease in Remote Sensing Images Using Deep Learning[J]. *Journal of Nanjing Normal University (Natural Science Edition)*, 2021, 44(3): 84-89.

[2] SHIN S C. Pine Wilt Disease in Korea[J]. *Springer Japan*, 2008, 15(2):1427-1438.

[3] MAMIYA Y. History of Pine Wilt Disease in Japan [J]. *Journal of Nematology*, 1988, 20 (2) : 219-226.

[4] ZHAO B G. Pine Wilt Disease in China[J]. *Springer Japan*, 2008, 10(5): 18-25.

[5] HAN H, CHUNG Y J, SHIN S C. First Report of Pine Wilt Disease on Pinus Koraiensis in Korea[J]. *Plant Disease*, 2008, 92(8): 1251.

[6] 刘金沧,李琴,王斌,等. 优于 2m 多时相影像的松材线虫病受害木识别[J]. 北京测绘, 2023, 37 (12): 1638-1643.

LIU Jincang, LI Qin, WANG Bin, et al. Identification of Wood Infected by Pine Wilt Disease with Better than 2 m Multi-Temporal Images [J]. *Beijing Surveying and Mapping*, 2023, 37 (12) : 1638-1643.

[7] 黄麟,张晓丽,石韧. 森林病虫害遥感监测技术研究的现状与问题[J]. 遥感信息, 2006, 21(2): 71-75.

HUANG Lin, ZHANG Xiaoli, SHI Ren. Current Status and Problems in Monitoring Forest Damage Caused by Diseases and Insects Based on Remote Sensing[J]. *Remote Sensing Information*, 2006, 21 (2): 71-75.

[8] DENNISON P E, BRUNELLE A R, CARTER V A. Assessing Canopy Mortality During a Mountain Pine Beetle Outbreak Using GeoEye-1 High Spatial Resolution Satellite Data[J]. *Remote Sensing of Environment*, 2010, 114(11): 2431-2435.

[9] JOHNSON B A, TATEISHI R, HOAN N T. A Hybrid Pansharpening Approach and Multiscale Object-Based Image Analysis for Mapping Diseased Pine and Oak Trees[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2013, 34(20): 6969-6982.

[10] PARK J, SIM W, LEE J. Detection of Trees with Pine Wilt Disease Using Object-Based Classification Method [J]. *Journal of Forest and Environmental Science*, 2016, 32(4): 384-391.

[11] 徐伟萌,杨浩,李振洪,等. 利用无人机数码影像进行密植型果园单木分割[J]. 武汉大学学报(信息科学版), 2022, 47(11): 1906-1916.

- XU Weimeng, YANG Hao, LI Zhenhong, et al. Single Tree Segmentation in Close-Planting Orchard Using UAV Digital Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2022, 47(11): 1906-1916.
- [12] LECKIE D G, JAY C, GOUGEON F A, et al. Detection and Assessment of Trees with *Phellinus weirii* (Laminated Root Rot) Using High Resolution Multi-Spectral Imagery[J]. *International Journal of Remote Sensing*, 2004, 25(4): 793-818.
- [13] YU R, LUO Y Q, ZHOU Q, et al. A Machine Learning Algorithm to Detect Pine Wilt Disease Using UAV-Based Hyperspectral Imagery and LiDAR Data at the Tree Level[J]. *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, 101: 102363.
- [14] HOSHIKAWA T, YAMAMOTO K. Individual Tree Detection and Classification for Mapping Pine Wilt Disease Using Multispectral and Visible Color Imagery Acquired from Unmanned Aerial Vehicle [J]. *Journal of the Remote Sensing Society of Japan*, 2020, 40(1): 13-19.
- [15] DENG X L, TONG Z J, LAN Y B, et al. Detection and Location of Dead Trees with Pine Wilt Disease Based on Deep Learning and UAV Remote Sensing [J]. *AgriEngineering*, 2020, 2(2): 294-307.
- [16] SYIFA M, PARK S J, LEE C W. Detection of the Pine Wilt Disease Tree Candidates for Drone Remote Sensing Using Artificial Intelligence Techniques[J]. *Engineering*, 2020, 6(8): 919-926.
- [17] ZHANG R, XIA L, CHEN L, et al. Recognition of Wilt Wood Caused by Pine Wilt Nematode Based on U-Net Network and Unmanned Aerial Vehicle Images [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2020, 36(12): 61-68.
- [18] YU J, ZENG P, YU Y Y, et al. A Combined Convolutional Neural Network for Urban Land-Use Classification with GIS Data[J]. *Remote Sensing*, 2022, 14(5): 1128.
- [19] 杨佳琪. 面向不同标注样本场景的高光谱遥感影像分类方法研究[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2024, 49(10): 1975.
- YANG Jiaqi. Research on Hyperspectral Remote Sensing Image Classification Methods for Different Annotated Sample Scenes[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2024, 49(10): 1975.
- [20] SUN H, LI Q Q, YU J, et al. Deep Feature Reconstruction Learning for Open-Set Classification of Remote-Sensing Imagery [J]. *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2023, 20: 6009405.
- [21] 熊彪, 江万寿, 李乐林. 基于高斯混合模型的遥感影像半监督分类[J]. *武汉大学学报(信息科学版)*, 2011, 36(1): 108-112.
- XIONG Biao, JIANG Wanshou, LI Lelin. Gauss Mixture Model Based Semi-Supervised Classification for Remote Sensing Image[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2011, 36(1): 108-112.
- [22] REN S Q, HE K M, GIRSHICK R, et al. Faster R-CNN: Towards Real-Time Object Detection with Region Proposal Networks[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2017, 39(6): 1137-1149.
- [23] REDMON J, DIVVALA S, GIRSHICK R, et al. You Only Look Once: Unified, Real-Time Object Detection[C]//IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), Las Vegas, USA, 2016.
- [24] TARVAINEN A, VALPOLA H. Mean Teachers Are Better Role Models: Weight-Averaged Consistency Targets Improve Semi-Supervised Deep Learning Results[J]. *Advances in neural information processing systems*, 2021, 9(3): 157-164.
- [25] KIM M, LEE W K, KWON T, et al. Early Detecting Damaged Trees by Pine Wilt Disease Using DI (Detection Index) from Portable near Infrared Camera [J]. *Journal of Korean Society of Forest Science*, 2011, 100(3): 374-381.