



武汉大学学报(信息科学版)

Geomatics and Information Science of Wuhan University

ISSN 1671-8860, CN 42-1676/TN

《武汉大学学报(信息科学版)》网络首发论文

题目： 无人机影像的松材线虫病半监督学习检测方法
作者： 王畅, 熊汉江, 涂建光, 郑先伟
DOI: 10.13203/j.whugis20220634
网络首发日期: 2023-06-29
引用格式: 王畅, 熊汉江, 涂建光, 郑先伟. 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).
<https://doi.org/10.13203/j.whugis20220634>



网络首发: 在编辑部工作流程中, 稿件从录用到出版要经历录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿等阶段。录用定稿指内容已经确定, 且通过同行评议、主编终审同意刊用的稿件。排版定稿指录用定稿按照期刊特定版式(包括网络呈现版式)排版后的稿件, 可暂不确定出版年、卷、期和页码。整期汇编定稿指出版年、卷、期、页码均已确定的印刷或数字出版的整期汇编稿件。录用定稿网络首发稿件内容必须符合《出版管理条例》和《期刊出版管理规定》的有关规定; 学术研究成果具有创新性、科学性和先进性, 符合编辑部对刊文的录用要求, 不存在学术不端行为及其他侵权行为; 稿件内容应基本符合国家有关书刊编辑、出版的技术标准, 正确使用和统一规范语言文字、符号、数字、外文字母、法定计量单位及地图标注等。为确保录用定稿网络首发的严肃性, 录用定稿一经发布, 不得修改论文题目、作者、机构名称和学术内容, 只可基于编辑规范进行少量文字的修改。

出版确认: 纸质期刊编辑部通过与《中国学术期刊(光盘版)》电子杂志社有限公司签约, 在《中国学术期刊(网络版)》出版传播平台上创办与纸质期刊内容一致的网络版, 以单篇或整期出版形式, 在印刷出版之前刊发论文的录用定稿、排版定稿、整期汇编定稿。因为《中国学术期刊(网络版)》是国家新闻出版广电总局批准的网络连续型出版物(ISSN 2096-4188, CN 11-6037/Z), 所以签约期刊的网络版上网络首发论文视为正式出版。

DOI:10.13203/j.whugis20220634

引用格式：

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), 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220634 (WANG Chang, XIONG Hanjiang, TU Jianguang, et al. Semi-Supervised Learning for Pine Wilt Disease Detection in UAV Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, 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国家重点实验室, 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, 本文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, 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

Semi-Supervised Learning 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, causing 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 have 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. To this end, we proposed a semi-supervised PWD detection method in a teacher-student mechanism. **Methods:** First, we collected 16310 images in Wudu River Region in Yichang City, Hubei Province, labeled 697 images for model training, and utilized unlabeled 15613 images for testing; then, the YOLOv5 model was adopted as a student model to learn features of input images, the learnt features were 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 were mixed with train dataset and fed into the student model to optimize features and generated a stronger teacher model. With the corporation of student and teacher model, the network was more capable to learn robust features for detecting PWD in UAV images. **Results:** Extensive experiments on the dataset demonstrated that our semi-supervised method could effectively detect the diseased wood, achieving a promising performance with precision of 85.05% and recall of 91.36% on the test dataset, the ground truth of which was provided by third-party professionals. **Conclusions:** This paper proposed a semi-supervised object detection method using 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 showed that our 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, 被称为“松树的癌症”, 是全球森林生态系统中最具危害性的病害之一, 具有极强的扩散性、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^[2], 现在已经蔓延到了日本、中国和韩国等东亚国家, 日本在1905年首次遭受了PWD带来的损害^[3], 随后几十年中, PWD相继给中国^[4]和韩国^[5]等世界各国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, 以至可能错过采取防治措施的最佳时机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]。Dennison^[8]等人利用 GeoEye-1 高分辨率图像, 从黑松林林区中识别出病松和健康松; Johnson^[9]等人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; Park^[10]等人基于 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。Leckie^[12]等人利用无人机高分辨率遥感影像进行病害检测; Yu^[13]等人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; Hoshikawa^[14]等人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, 从而易受到噪声、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大大提高, 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的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。Deng^[15]等人利用无人机影像, 采用了一种改进的深度学习模型来检测病树; Syifa^[16]等人通过结合两种分类方法, 即神经网络和支持向量机, 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; Zhang^[17]等人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。然而, 在一些特定的专业领域, 如医学领域^[18]和林业领域, 数据集的收集和制作往往成本很高。此外, 外业采集回来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]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。因此, 本文提出了一种基于半监督深度学习^[20]的目标检测框架来有效利用少量带标签样本和大量未标记样本, 以实现低成本且高精度的松材线虫病检测。受遥感影像半监督分类^[21]思想的启发, 该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, 该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, 为我国林业病虫害快速检测提供了很好的技术支撑。

1 算法原理与流程设计

本文首先选定了研究区域, 并构建了数据集; 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。算法流程如图 1 所示。

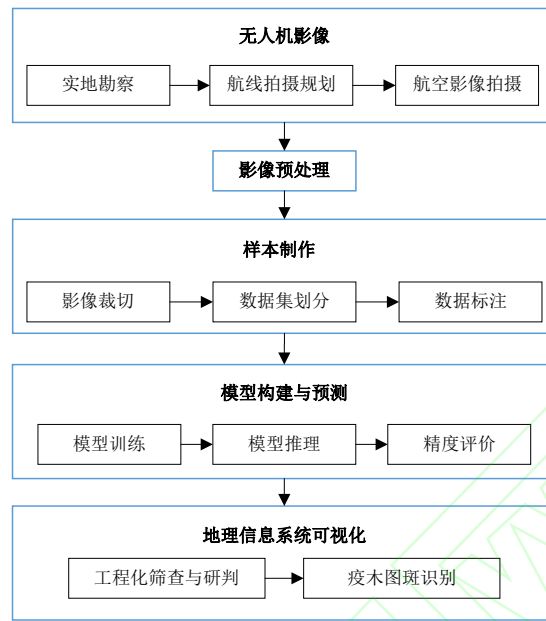


图 1 算法流程图

Fig.1 Algorithm Flowchart

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大类：两阶段模型和单阶段模型。两阶段模型中的典型是 Faster-RCNN^[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，具有相比于 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。

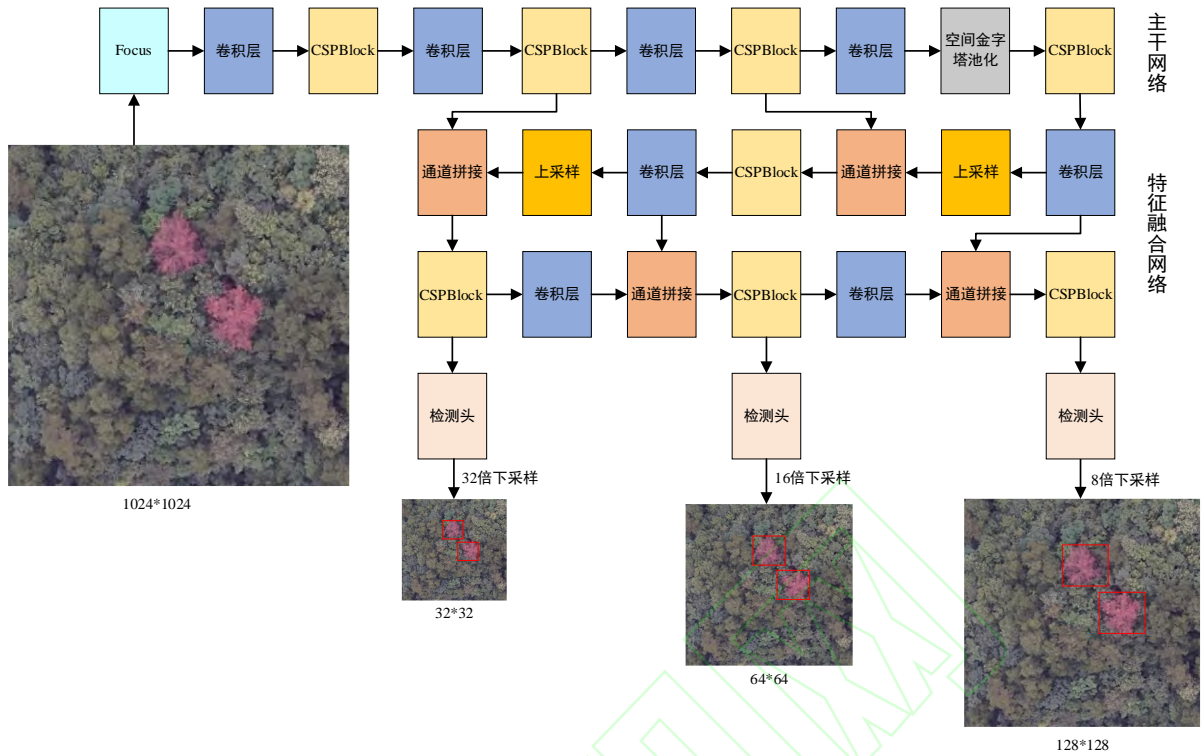


图 2 YOLOv5 网络结构图

Fig. 2 The Network Architecture of YOLOv5 Model

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，其中的 CSP 模块（图 3）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（图 4）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。YOLOv5 的特征融合网络使用了空间金字塔池化（图 5）实现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。最后输出层的三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，用以预测图像特征、生成边界框和预测图像中目标的类别及置信度。我们将 YOLOv5 选为本研究的主干模型，并设计改进了一种半监督学习方法，以提升 YOLOv5 对目标疫木的检测精度。

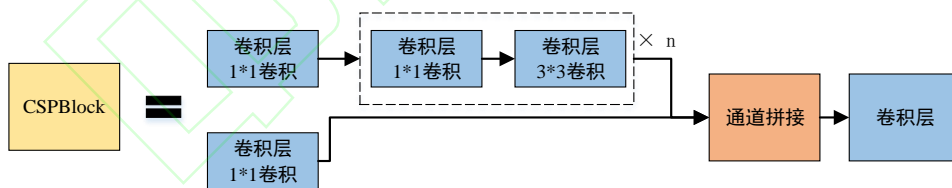


图 3 CSPBlock 模块结构图

Fig. 3 The Architecture of CSPBlock Module

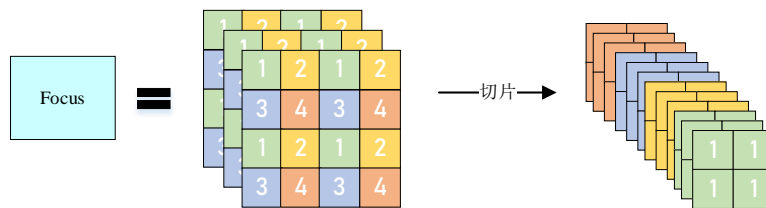


图 4 Focus 模块结构图

Fig. 4 The Architecture of Focus Module

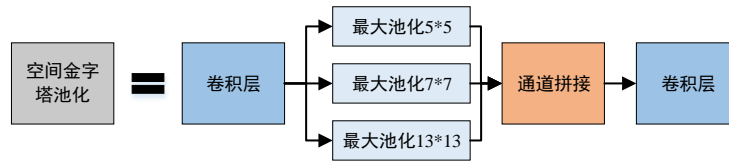


图5 空间金字塔池化模块图
Fig.5 The Architecture of Spatial Pyramid Pooling Module

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。该方法的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。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，我们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，这个伪标签结果联合有标签数据再一起训练学生模型。在训练过程中，两类模型通过共同学习机制不断得到更新，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也得到了提高，检测精度也得到了进一步的提升。

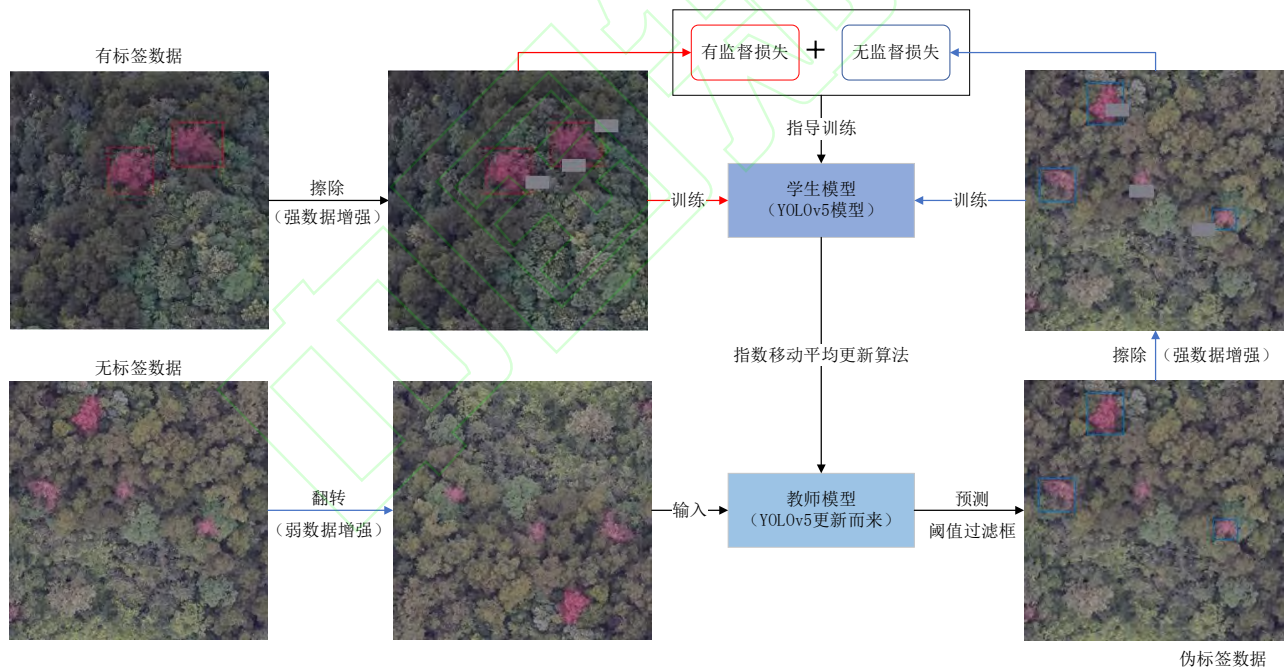


图6 半监督目标检测的算法框架图
Fig.6 The Framework of Semi-supervised Object Detection Algorithm

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，该过程如公式(1)所示，

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

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

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，并且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，总体损失为有监督损失和无监督损失的加权和，

如公式(2)所示,

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

其中, 公式中的 L_s 和 L_u 分别代表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 是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批中的相应图像数进行归一化, 如公式(3)(4)所示,

$$L_s = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} (L_{cls} + L_{reg}) \quad (3)$$

$$L_u = \frac{1}{N_u} \sum_{i=1}^{N_u} (L_{cls} + L_{reg}) \quad (4)$$

其中, L_{cls} 表示分类损失, L_{reg} 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。

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。从另一个角度而言, 我们可以将教师模型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], 因此如图 6 所示, 我们对学生模型的输入图像施加了强数据增强操作, 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。本文的研究区域选定为 2021 年春季时期的湖北省宜昌市夷陵区雾渡河区域。雾渡河区域面积为 383.57 平方千米, 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。

无人机以三个波段 (RGB) 和 0.5 米的空间分辨率对目标区域进行数据采集。本文使用 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, 再将其裁切为 1024×1024 大小的影像块, 按照 COCO 格式制作数据集, 检测对象只有一类, 即单棵受害松树。图 7 展示了我们采集到的研究区域的无人机正射影像, 其中, 蓝色区域为训练区域, 橙色区域是验证区域, 其余区域为测试区域。本研究中的真值结果由专业作业人员目视解译影像

和人工现场核查得来, 位置信息均由专业人员标注完成, 总共采集制作了 16310 张病疫松树的样本数据集。在模型训练过程中, 测试集数据以不带标签的形式和有标签的训练集共同训练模型, 在精度验证部分, 将验证集的检测结果和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局提供的在测试区域上的变色疫木数据集, 对比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。

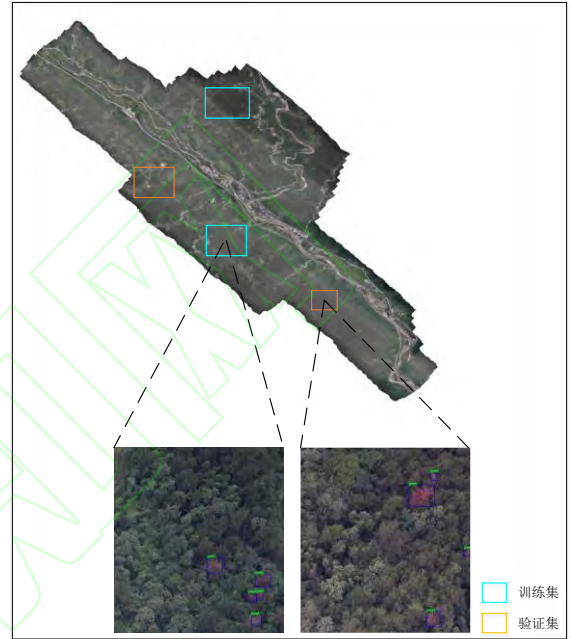


图 7 研究区域和数据集分布图

Fig7. Location of Study Area and Distribution of Dataset

3.2 实验设置

实验基于 Pytorch 框架, 硬件设备为 NVIDIA GeForce RTX 2080Ti, 使用两块 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。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 COCO 数据集预训练模型。在训练半监督目标检测模型过程中, 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 1003 棵目标疫木。测试图像共 15613 张, 包含 3067 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擦除在内的强数据增强操作来提高训练模型的鲁棒性。

表 1 模型训练的超参数设置

Tab.1 Hyperparameters for Model Training

训练参数名称	参数值
--------	-----

初始学习率	0.01
权重衰减系数	0.0005
动量因子	0.937
批处理大小	4
训练批次	300

实验过程中，将判别出的疫木目标用红色方框框出，并存储相应的置信度和框的坐标信息。置信度越高，表明为目标疫木的概率越高。

本实验的评估指标包括精确率 P、查全率 R 和 F1 分数，公式如(5) (6) (7)所示：

$$P = \frac{TP}{TP+FP} \quad (5)$$

$$R = \frac{TP}{TP+FN} \quad (6)$$

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

TP 表示正确检测到的疫木数量；FP 表示误检的疫木数量；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

我们的方法在研究区域的验证集和测试集上得到了验证。图 8 展示了我们的方法对于疫木的检测

结果，模型预测出的目标用红色边框选出，黄色边框表示模型错检的单棵疫木，黄色点要素表示疫木。图 9 展示了我们模型的检测结果对比 YOLOv5 和 Faster-RCNN 全监督学习以及 Faster-RCNN 半监督学习的检测结果，表 2 和表 3 分别展示了不同算法和我们方法的检测结果在验证集和测试集的定量对比。结果表明，我们使用的半监督学习的算法仅使用全监督学习算法训练集的 10% 的样本就取得了优于监督学习的效果。

Faster-RCNN 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。全监督 YOLOv5 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 半监督学习方法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。



图 8 模型正确检测到的结果和假警报示例图

Fig8. Prediction Result of Correctly detected PWD and the Instance of False Alarms



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的定量对比

Tab.2 Quantitative Comparison of Different Object Detection Algorithms in Validation Set

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
Faster-RCNN 全监督方法	168	155	14	13	92.11%	92.29%	0.92
YOLOv5 全监督方法	168	159	18	9	90.09%	93.47%	0.92
Faster-RCNN 半监督方法	168	158	10	10	94.67%	94.01%	0.94
本文方法	168	161	12	7	93.31%	96.03%	0.95

表3 不同目标检测算法在测试集的定量对比

Tab.3 Quantitative Comparison of Different Object Detection Algorithms in Test Set

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
Faster-RCNN 全监督方法	3067	2790	807	277	77.57%	90.96%	0.82
YOLOv5 全监督方法	3067	2706	673	361	80.09%	88.24%	0.84
Faster-RCNN 半监督方法	3067	2669	597	398	81.73%	87.01%	0.85
本文方法	3067	2802	493	265	85.05%	91.36%	0.86

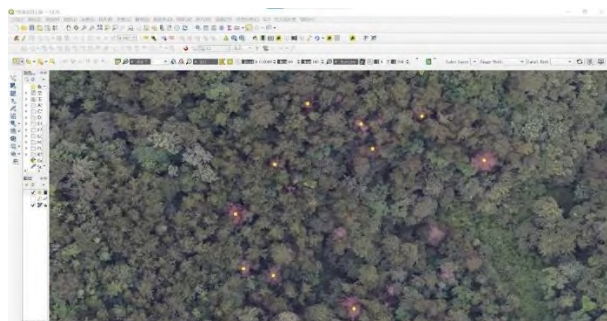
4 基于地理信息系统平台的检测结果可视化

针对以上实验和检测结果，我们基于 QGIS 开源 GIS 平台，开发了一个无人机影像 PWD 疫木检测系统。系统首先对输入的湖北宜昌雾渡河地区的 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(a)所示，黄色点要素表示具有高置信度的潜在病害疫木。

GIS 系统的输出文件保留图像文件名、类标签、检测的置信度、目标边界框的左上和右下位置以及经纬度坐标。如图 10(b)所示，列 f 表示图像的文件名；列 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；列 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；列 x 和 y 包括图像坐标系中边界框的左上角的坐标值；列 lon 和 lat 表示坐标参考系统中的 GPS 坐标(CRS EPSG:4326 - WGS 84 - 地理坐标系)。利用 lon 和 lat 值所表示的经纬度坐标，专家可以在实地的野外调查中对感染 PWD 的松树进行定位。



(a) GIS 应用
(a) GIS Application

f	con	class	x	y	lon	lat
1	402076	0.929366946	1 398.53204349...	329 67251590...	111.15288625...	31.139522603...

(b) 单棵疫木的属性描述
(b) Attribute description of a single infected pine tree

图 10 检测结果的 QGIS 可视化显示

Fig. 10 Visualization of Detection Result in QGIS Program

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，叠加显示在我们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病害木的分布情况，由浅黄到浅蓝，依次表示疫木分布的密度由低到高。在宏观的大幅度影像中可以看出，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、燃烧和砍伐树木来控制 PWD 的传播^[25]。

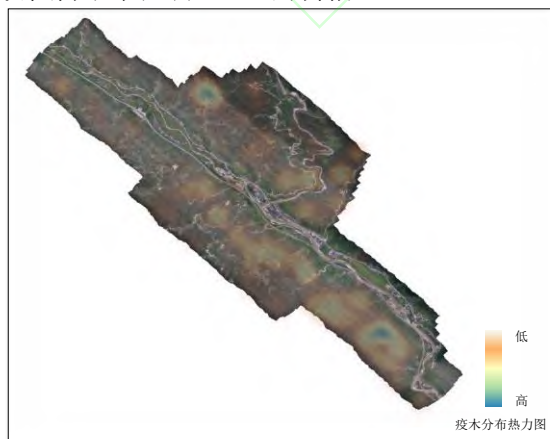


图 11 无人机影像中的松材线虫病分布情况

Fig. 11 Tree crown PWD infection mapping in the UAV flight area

5 结语

在本文中，我们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，大大地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，且该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,赵帅.基于深度学习和遥感影像的松材线虫病疫木目标检测[J].南京师大学报(自然科学版),2021,44(03):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(03):84-89.
- [2] Shin S C. Pine wilt disease in Korea[M]//Pine wilt disease. Springer, Tokyo, 2008: 26-32.
- [3] Mamiya Y. History of pine wilt disease in Japan[J]. Journal of nematology, 1988, 20(2): 219.
- [4] Zhao B G. Pine wilt disease in China[M]//Pine wilt disease. Springer, Tokyo, 2008: 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): 1251-1251.
- [6] 黄华毅,马晓航,扈丽丽,黄咏槐,黄焕华.Fast R-CNN 深度学习和无人机遥感相结合在松材线虫病监测中的初步应用研究[J].环境昆虫学报,2021,43(05):1295-1303.
Huang Huayi,Ma Xiaohang,Hu Lili,et al.The preliminary application of the combination of Fast R-CNN deep learning and UAV remote sensing in the monitoring of pine wilt disease[J]. Journal of

- Environmental Entomology, 2021,43(05):1295-1303.
- [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(02):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(02):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,程金鹏,林哈特,杨贵军.利用无人机数码影像进行密植型果园单木分割[J/OL].武汉大学学报(信息科学版):1-11[2022-11-04].
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. 1-11[2022-11-04].
- [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, 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, Tong Z, Lan Y, 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]. Trans. Chin. Soc. Agricult. Eng., 2020, 36(12): 61-68.
- [18] Huang R, Noble J A, Namburete A I L. Omni-supervised learning: scaling up to large unlabelled medical datasets[C]//International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham, 2018: 572-580.
- [19] 周培诚,程臻,姚西文,韩军伟.高分辨率遥感影像解译中的机器学习范式[J].遥感学报,2021,25(01):182-197.
Zhou Peicheng,Cheng Gong,Yao Xiwen et,al. Machine learning paradigms in high-resolution remote sensing image interpretation. National Remote Sensing Bulletin,25(1):182-197.
- [20] 韩彦岭,李鹏,张云,等.主动学习与半监督技术相结合的海冰图像分类[J].遥感信息,2019,34(2):15-22.
Han Yanling,Li Peng,Zhang Yun.Combining Activate Learning with Semi-supervised Learning for Sea Ice Image Classification[J].Remote Sensing Information,2019,34(2):15-22.
- [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(01):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(01):108-112.
- [22] Ren S, He K, Girshick R, et al. Faster r-cnn: Towards real-time object detection with region proposal networks[J]. Advances in neural information processing systems, 2015, 28.
- [23] Redmon J, Divvala S, Girshick R, 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.

[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,

2017, 30.

[25] Kim M I, Lee W K, Kwon T H, 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.

网络首发:

标题: 无人机影像的松材线虫病半监督学习检测方法

作者: 王畅, 熊汉江, 涂建光, 郑先伟

DOI: 10.13203/j.whugis20220634

收稿日期: 2023-06-04

引用格式:

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), 2023, DOI: 10.13203/j.whugis20220634 (WANG Chang, XIONG Hanjiang, TU Jianguang, et al. Semi-Supervised Learning for Pine Wilt Disease Detection in UAV Images[J]. *Geomatics and Information Science of Wuhan University*, 2023, DOI: 10.13203/j. whugis20220634)

网络首发文章内容和格式与正式出版会有细微差别, 请以正式出版文件为准!

您感兴趣的其他相关论文:

多尺度空洞卷积的无人机影像目标检测方法

张瑞倩, 邵振峰, Aleksei Portnov, 汪家明

武汉大学学报(信息科学版), 2020, 45(6): 895-903

<http://ch.whu.edu.cn/cn/article/doi/10.13203/j.whugis20200253>